



T.C.
NECMETTİN ERBAKAN
ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



**TÜRKİYE İÇİN ZAMAN SERİSİ MODELLERİ
VE NÜFUS HASSASİYET ANALİZİ
KULLANILARAK UZUN VADELİ ELEKTRİK
TALEBİ TAHMİNİ**

Büşra PAKSOY

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Mayıs-2026
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Büşra PAKSOY tarafından hazırlanan “Türkiye İçin Zaman Serisi Modelleri ve Nüfus Hassasiyet Analizi Kullanılarak Uzun Vadeli Elektrik Talebi Tahmini” adlı tez çalışması 20/05/2026 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik – Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Dr. Öğr. Üyesi Mehmet Zahid EREL

.....

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Sinan YİĞİT

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Ali Osman ÖZKAN

.....

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu’nun/.../20.. gün ve sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Havvanur UÇBEYİAY
FBE Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

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

DECLARATION PAGE

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

Büşra PAKSOY

Tarih: 20/05/2026

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

TÜRKİYE İÇİN ZAMAN SERİSİ MODELLERİ VE NÜFUS HASSASİYET ANALİZİ KULLANILARAK UZUN VADELİ ELEKTRİK TALEBİ TAHMİNİ

Büşra PAKSOY

NECMETTİN ERBAKAN ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Sinan YİĞİT

2026, 102 Sayfa

Jüri

Dr. Öğr. Üyesi Sinan YİĞİT
Dr. Öğr. Üyesi Mehmet Zahid EREL
Dr. Öğr. Ali Osman ÖZKAN

Elektrik enerjisi talebinin doğru ve güvenilir bir şekilde tahmin edilmesi, enerji arz güvenliğinin sağlanması, üretim ve iletim planlamasının etkin biçimde yürütülmesi sürdürülebilir enerji politikalarının planlanması açısından büyük önem taşımaktadır. Özellikle uzun vadeli tahminler, enerji yatırımlarının yönlendirilmesinde ve alt yapı planlamasında kritik bir rol oynamaktadır. Bu tez çalışmasında, Türkiye'nin 2018-2025 dönemi elektrik tüketim verileri kullanılarak 2053 yılına kadar uzun vadeli elektrik talep tahmini gerçekleştirilmiştir.

Çalışmada geçmiş yıllara ait elektrik tüketim verileri zaman serisi analizi kullanılarak ele alınmış ve Holt-Winters ve ETS yöntemleri ile tahmin modelleri oluşturulmuştur. Ayrıca, elektrik tüketimi ile nüfus değişimi arasındaki ilişkinin tahmin sonuçlarına etkisini incelemek amacıyla nüfus hassasiyet analizi gerçekleştirilmiştir. Modellerin uzun dönem davranışlarını daha net inceleyebilmek amacıyla, tahmin sonuçları belirli yıl aralıklarında ortalamalar alınarak değerlendirilmiş ve grafiksel olarak karşılaştırılmıştır.

Model doğrulama sürecinde, tahmin sonuçlarının gerçek verilerle karşılaştırılabilmesi amacıyla 2024 yılı test yılı olarak seçilmiştir. Modellerin tahmin performansı, 2024 yılı gerçek tüketim verileri kullanılarak Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Ortalama Kare Hata (MSE), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE) ölçütleri ile değerlendirilmiştir.

Bu çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar, uzun vadeli elektrik talep tahminlerinde ETS yönteminin daha tutarlı ve karar destek süreçleri açısından daha uygun olduğunu açıkça ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, nüfus değişimlerinin elektrik talebi üzerindeki etkisinin göz ardı edilmemesi gerektiği belirlenmiştir. Bu yönüyle çalışmanın, uzun vadeli enerji arz ve iletim planlamasında kullanılabilecek güvenilir tahmin çerçevelerinin oluşturulmasına ve politika geliştirme süreçlerinin bilimsel temellerle desteklenmesine katkı sağlayacağı öngörülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Enerji Talep Tahmini, ETS Yöntemi, Holt-Winters Yöntemi, Sürdürülebilir Enerji, Uzun Vadeli Tahmin, Yenilenebilir Enerji.

ABSTRACT

MS THESIS

LONG TERM FORECASTING OF ELECTRICITY DEMAND IN TURKEY USING TIME SERIES MODELS AND POPULATION SENSITIVITY ANALYSIS

Büşra PAKSOY

**THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES OF
NECMETTİN ERBAKAN UNIVERSITY THE DEGREE OF MASTER OF
SCIENCE
IN ELECTRICAL- ELECTRONICS ENGINEERING**

Advisor: Asst. Prof. Dr. Sinan YİĞİT

2026, 108 Pages

Jury

Asst. Prof. Dr. Sinan YİĞİT

Asst. Prof. Dr. Mehmet Zahid EREL

Asst. Prof. Dr. Ali Osman ÖZKAN

Accurate and reliable forecasting of electricity demand is of great importance for ensuring energy supply security, effectively managing generation and transmission planning, and developing sustainable energy policies. In particular, long-term forecasts play a critical role in guiding energy investments and infrastructure planning. In this thesis, a long-term electricity demand forecast for Türkiye until the year 2053 was conducted using electricity consumption data for the period 2018–2025.

In the study, historical electricity consumption data were analyzed using time series analysis, and forecasting models were developed using the Holt–Winters and ETS methods. In addition, a population sensitivity analysis was conducted to examine the impact of the relationship between electricity consumption and population change on the forecasting results. In order to examine the long-term behavior of the models more clearly, the forecast results were evaluated by calculating averages over specific time intervals and were compared graphically.

During the model validation process, the year 2024 was selected as the test year to enable comparison of the forecast results with actual data. The forecasting performance of the models was evaluated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE), and Root Mean Squared Error (RMSE) metrics based on the actual electricity consumption data for 2024.

The results of this study clearly demonstrate that the ETS method is more consistent and more suitable for decision-support processes in long-term electricity demand forecasting. Moreover, it was determined that the impact of population changes on electricity demand should not be neglected. In this respect, the study is expected to contribute to the development of reliable forecasting frameworks that can be used in long-term energy supply and transmission planning and to support policy development processes on a scientific basis.

Keywords: Energy Demand Forecasting, ETS Method, Holt–Winters Method, Sustainable Energy, Long-Term Forecasting, Renewable Energy.

ÖNSÖZ

Yüksek lisans eğitimim boyunca bilgi ve deneyimlerini esirgemeyen, çalışmamın her aşamasında tecrübeleriyle bana yol gösteren ve destekleyen yüksek lisans danışmanım Dr. Öğretim Üyesi Sinan Yiğit'e değerli destekleri için sonsuz teşekkür ederim. Hayatım boyunca desteklerini her zaman hissettiğim anneme ve babama; bu süreçte anlayışı ve desteği ile yanımda olan eşime ve en büyük motivasyon kaynağım olan değerli çocuğuma şükranlarımı sunarım.

Büşra PAKSOY
KONYA-2026



İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ	vii
İÇİNDEKİLER	viii
ŞEKİLLER LİSTESİ	x
ÇİZELGELER/TABLolar LİSTESİ.....	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xii
KISALTMALAR	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	5
3. ENERJİ SİSTEMLERİ, TALEP VE SÜRDÜRÜLEBİLİRLİK	22
3.1. Enerji.....	22
3.1.1. Fosil yakıtlar	22
3.1.2. Yenilenebilir enerji	22
3.2. Kurulu Güç	23
3.3. Kapasite Faktörü	23
3.4. Enerji Talebi	23
3.5. Gerçek Değer	24
3.6. Tahmin (Forecasting).....	24
3.6.1. ETS yöntemi	24
3.6.2. Holt Winters yöntemi.....	26
3.7. Sürdürülebilir Enerji	27
3.7.1. Sürdürülebilir enerjiyi destekleyen ülkeler	27
3.8. Enerji Yoksulluğu	28
3.9. Tahmin Performans Ölçütleri	29
3.9.1. MAPE	29
3.9.2. MAE.....	29
3.9.3. RMSE.....	29
3.9.4. MSE	29
4. MATERYAL YÖNTEM	30
4.1. Yöntem.....	30
4.1.1. Zaman serisi tahmin yöntemleri	30
4.2. Hesaplama.....	31
4.2.1. Gerçek değer verileri	31
4.2.2.ETS ile tahmin yöntemi	31

4.2.3.Holt Winters ile tahmin yöntemi	32
4.3. Uzun Dönem Elektrik Tüketim Tahminleri.....	33
4.4. Model Performansının Değerlendirilmesi	33
4.4.1. Ortalama mutlak yüzde hata	33
4.4.2. Ortalama mutlak hata	34
4.4.3. Kök ortalama karesel hata	34
4.4.4. Ortalama kare hata	34
4.5. Nüfus Duyarlılığının Enerji Talebine Etkisi Analizi	34
4.5.1. 2053 yılı için senaryo tabanlı enerji tahmini eşitliği.....	35
4.6. Nüfus Duyarlılığı Katsayısının Belirlenmesi.....	36
4.7. İyi-Orta-Kötü Senaryoda Enerji Tüketimi Tahmini	37
4.8. Yenilenebilir Enerji Arz Planlaması	38
5. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA	39
5.1.Gerçek Değer Verileri	39
5.2. Holt Winters Yöntemiyle Elde Edilen Sonuçlar.....	41
5.3. ETS Yöntemiyle Elde Edilen Sonuçlar	43
5.4.Uzun Dönem Talep Projeksiyonlarının Tartışılması	55
5.5.Model Performansının Değerlendirilmesi	57
5.6. Nüfus Duyarlılığı Ve Seneryo Sonuçlarının Tartışılması.....	58
5.7. Yenilenebilir Enerji Arz Planlaması	61
5.8.Yenilenebilir Enerji Arz Planlaması Açısından Değerlendirme	67
5.9.Literatür İle Karşılaştırma	67
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	70
6.1.Sonuçlar	70
6.2. Öneriler	72
KAYNAKLAR	73
EKLER	79

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 5.1. 2018-2025 yıllarına ait gerçek elektrik tüketim değerleri sütun grafiği.....	40
Şekil 5.2. ETS yöntemi kullanılarak elde edilen elektrik tüketim verilerinin üçer yıllık toplam ve ortalama tahmin grafiği.....	41
Şekil 5.3. 2018-2053 yılı Holt -Winters tahmin grafiği	41
Şekil 5.4. Holt- Winters çizgi grafiği	42
Şekil 5.5. Holt -Winters yöntemiyle elde edilen üçer yıllık ortalama elektrik tüketim verileri.....	43
Şekil 5.6. ETS ve Holt -Winters yöntemleriyle elde edilen verilerin kesişim grafiği....	55
Şekil 5.7. MATLAB programında elde edilen Holt -Winters grafiği (Aralık 2025 dahil)	56
Şekil 5.8. MATLAB programında elde edilen ETS grafiği (Aralık 2025 dahil).....	57
Şekil 5.9. 2053 yılı için nüfus hassasiyetine dayalı elektrik enerjisi talep senaryoları (GWh)	59
Şekil 5.10. Nüfus duyarlılığı katsayısı ($P_s=0,88$) kullanılarak % 5, %10 ve %20 nüfus artış senaryoları için hesaplanan 2053 yılı enerji tüketimi sütun grafiği.....	61
Şekil 5.11. Senaryo A'nın yenilenebilir enerji dağılımı pasta grafiği.....	65
Şekil 5.12. Senaryo B'nin yenilenebilir enerji dağılımı pasta grafiği	66

ÇİZELGELER LİSTESİ

Çizelge 5.1. 2018-2025 yılları toplam elektrik tüketim değerleri	39
Çizelge 5.2. ETS yöntemi kullanılarak 2018-2053 yılı elektrik tüketiminin üçer yıllık tahmin sonuçları.....	40
Çizelge 5.3. 2053 yılı Holt-Winters yöntemiyle tahmin edilen aylık ve toplam elektrik tüketim değerleri.....	42
Çizelge 5.4. Ocak 2018- Aralık 2053 dönemi ETS çıktıları	44
Çizelge 5.5. 2024 yılı elektrik tüketimi ETS yöntemi verilerinin tahmin performans çizelgesi	58
Çizelge 5.6. 2024 yılı ortalama hata ölçütü değerleri (ocak-aralık)	58
Çizelge 5.7. 2018-2025 dönemi enerji-nüfus-PS (Population Sensitivity) çizelgesi	59
Çizelge 5.8. İyi-kötü-orta senaryoda 2053 yılı nüfus duyarlılığı ile yapılan elektrik talep tahmini	60
Çizelge 5.9. Senaryo A'nın 2053 yılı yenilenebilir enerji dağılımı.....	65
Çizelge 5.10. Senaryo B'nin 2053 yılı yenilenebilir enerji dağılımı	66
Çizelge 5.11. Türkiye'de elektrik talebi tahmini üzerine gerçekleştirilen bazı çalışmalar	69

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile aşağıda sunulmuştur.

SİMGELER

GWh	Gigawatt-saat
kWh	Kilowatt-saat
m	Metre
MWh	Megawatt-saat
PS	Population Sensitivity Nüfus Duyarlılığı
PV	Fotovoltaik
TWh	Terawatt-saat
WP	Wind Power-Rüzgâr Gücü
WS	Wind Speed-Rüzgâr Hızı

KISALTMALAR

ABD	Amerika Birleşik Devletleri
AE	Girdi verisinden otomatik olarak özellik çıkaran derin öğrenme yöntemi
ANN	Artificial Neural Network-Yapay sinir ağı
ANFIS	Adaptive Neuro - Adaptif ağ tabanlı bulanık mantık çıkarım sistemi
ARIMA	Otoregresif bütünleşik hareketli ortalama modeli.
BİGRU	Bidirectional Gated Recurrent Unit -GRU'nun çift yönlü versiyonu
BİLSTM	LSTM 'nin çift yönlü versiyonu
CNN	Convolutional Neural Network-Evrişimsel sinir ağı
CNN-LSTM	Convolutional Neural Network-Long Short Term Memory Hibrit Modeli
DNN	Deep Neural Network-Derin sinir ağı
ETS	Exponential Triple Smoothing-Üstel düzeltme yöntemi
GRU	Gated Recurrent Unit-Tekrarlayan sinir ağı mimarisi
HEPI	Hanehalkı Enerji Yoksulluğu Endeksi
LSTM	Long Short-Term Memory - Uzun kısa süreli bellek ağı
MAE	Mean Absolute Error-Ortalama mutlak hata
MAPE	Mean Absolute Percentage Error -ortalama mutlak yüzde hata
MEPI	Çok boyutlu enerji yoksulluğu endeksi
MI	Mutual Information-Karşılıklı bilgi
nMAPE	Normalize Edilmiş Ortalama Mutlak Yüzde Hata
NMSE	Normalized Mean Square Error-Normalize edilmiş ortalama karesel hata
RBM	Restricted Boltzmann Machine-Olasılıksal derin öğrenme modeli
RMSE	Root Mean Square Error-Kök ortalama kare hata
RNN	Recurrent Neural Network-Tekrarlayan sinir ağı
SARIMA	Mevsimsel Otoregresif Bütünleşik Hareketli Ortalama Modeli
SVM	Support Vector Machine – Destek vektör makineleri
TEİAŞ	Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi
TEP	Ton eşdeğer petrol
TÜİK	Türkiye İstatistik Kurumu
UT	Union Territory
YSA	Yapay Sinir Ağları
YZ	Yapay Zekâ

1. GİRİŞ

Enerji, modern toplumların ekonomik, sosyal ve teknolojik gelişiminde temel belirleyici unsurlardan biri olarak kabul edilmektedir. En genel tanımıyla “iş yapabilme kapasitesi” olan enerji, günlük yaşamdan endüstriyel üretim süreçlerine, ulaşım faaliyetlerinden konut içi tüketimlere kadar her alanda vazgeçilmez bir rol oynamaktadır. Enerji talebi her geçen gün artış göstermektedir. Arz güvenliği sorunu elektrik kesintileri ve enerji arzında dengesizlikler, aşırı kapasite yatırımları veya yetersiz kapasite, yenilenebilir entegrasyon sorunları, ekonomik kayıplar gibi birçok sorunu beraberinde getirmiştir (Zhang vd., 2024). Bu nedenden dolayı enerji talebinin en doğru şekilde tahmin edilmesi son derece önemlidir. Bu yüzden insanlar yüzyıllardır enerji için savaşlar vermiş, politikalar geliştirmiş, stratejiler oluşturmuşlardır. Enerji için globalde farklı kuruluşlar kurulmuştur. Uluslararası Enerji Ajansı (International Energy Agency - IEA), Uluslararası Atom Enerjisi Ajansı (International Atomic Energy Agency – IAEA), Uluslararası Yenilenebilir Enerji Ajansı (International Renewable Energy Agency - IRENA) bunlardan birkaçıdır (Secopedia, 2024). Enerji, gelişmiş toplumların işleyişi için vazgeçilmezdir; yokluğu ekonomik ve sosyal düzeni ciddi biçimde sekteye uğratır.

Enerji talebinin doğru bir şekilde tahminlenmesi, yalnızca ülkelerin sürdürülebilir kalkınma hedefleri için değil, aynı zamanda küresel ölçekte enerji arz güvenliği, iklim değişikliğiyle mücadele ve yenilenebilir enerji entegrasyonunun başarısı açısından kritik bir öneme arz etmektedir. Artan nüfus, şehirleşme ve sanayileşme ile birlikte enerji talebinde görülen hızı artış, altyapı yatırımlarının, enerji politikalarının ve kapasite planlamasının geleceğe dönük olarak daha stratejik biçimde yürütülmesini zorunlu hale getirmektedir (Ugbehe vd., 2025). Küresel düzeyde enerji tüketimindeki büyüme, fosil yakıtlara bağımlılığın artması nedeniyle çevresel sorunları da beraberinde getirmekte, bu da yenilenebilir enerjiye yönelimi hızlandırmaktadır. Klasik enerji kaynakları olan fosil yakıtlar, geri kalmış teknolojilerin doğal çevrede tahribatlara yol açması ve halkın en temel haklarından biri olan enerjiye erişiminin en uygun koşullarda temin edilmesi içinse, “sürdürülebilir kalkınma” kavramı gündeme gelmiştir. Sürdürülebilir kalkınma politikaları için gelişmiş toplumlarda, yalnızca enerji kaynağı teminini ve enerji üretimini temel alan planlamaların yerini, enerji-ekonomi-ekoloji dengesini (3E) özenle koruyan planlama anlayışı ile, kaynak çeşitliliğini ve jeopolitik gerçekleri dikkate alan enerji güvenliği modelleri almaya başlamıştır (Pamir, t.y.). Paris Anlaşması ve Avrupa Yeşil

Mutabakatı gibi uluslararası düzenlemeler, ülkeleri düşük karbonlu enerji dönüşümüne yönlendirmektedir (Karakaya, 2025).

Türkiye’de elektrik tüketimi mevsimsel dalgalanmalar ve uzun vadeli trendlerden etkilenmektedir. Ancak, kurulu güç planlamasında kullanılan projeksiyonların çoğu kısa vadeli veya makroekonomik değişkenlere dayanmaktadır. Uzun vadeli ve mevsimsel özellikleri dikkate alan istatistiksel modellerin (ETS, Holt-Winters) kullanımı ise sınırlıdır. Bu bağlamda temel araştırma problemi:

“Türkiye’nin 2053 yılına kadar olan elektrik tüketim değerleri, Exponential Triple Smoothing ve Holt-Winters yöntemleri kullanılarak ne ölçüde güvenilir biçimde tahmin edilebilir ve bu tahminler kurulu güç planlamasında nasıl kullanılabilir?” şeklindedir.

Zaman serisi analizine dayalı yöntemler, geçmiş verilere dayanarak gelecekteki enerji tüketimini tahmin etmede yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu yöntemler arasında Exponential Triple Smoothing (ETS) ve Holt-Winters üçlü üstel düzeltme teknikleri, trend ve mevsimsellik bileşenlerini birlikte ele alabilmeleri nedeniyle enerji tahminlerinde sıkça tercih edilmektedir (Ugbehe vd., 2025). ETS yöntemi, hata, trend ve mevsimsellik bileşenlerini ayrı ayrı modelleyerek yüksek doğruluk sağlayabilmekte; Holt-Winters yöntemi ise özellikle güçlü mevsimsel etkilerin bulunduğu serilerde öne çıkmaktadır. Bu nedenle, enerji tüketim tahminlerinde bu yöntemlerin kullanımı hem teorik hem de uygulamalı araştırmalarda yaygın bir yaklaşım olarak kabul görmektedir.

Araştırmanın amacı

Bu çalışmanın temel amacı, 2018–2025 yılları arasındaki Türkiye elektrik tüketim verileri baz alınarak 2053 yılına kadar olan dönemde elektrik talebini tahmin etmek ve bu tahminlerden hareketle kurulu güç gereksinimlerini ortaya koymaktır. Bu durumun arz talep dengesi için yol gösterici konumda olması öngörülmektedir. Ayrıca, elde edilen veriler ışığında, hangi aylarda elektrik tüketiminin daha yoğun olduğu analiz edilerek, özellikle yenilenebilir enerji kaynakları ile sistemdeki bu ihtiyaç kapatılmaya çalışılacaktır. Enerji stratejisi planlaması ETS (Exponential Triple Smoothing) yöntemi ve Holt-Winters tahminleme yöntemi kullanılarak gerçekleştirilecektir. Bu iki tahminleme sonucu hangi yöntemin daha doğru sonuç verdiği hakkında yorum yapılacaktır. Nüfus hassasiyetiyle enerji ihtiyacı arasındaki iyi-orta-kötü senaryodaki tahminlemeler de gerçekleştirilip, tahmin sonuçları doğrultusunda, 2053 yılına yönelik yenilenebilir enerji kaynaklarının olası dağılımı üzerine çıkarımlar yapılacaktır. Bu

bağlamda, çalışma yalnızca geleceğe dönük tüketim projeksiyonları sunmakla kalmayacak, aynı zamanda Türkiye'nin enerji arz güvenliği, yenilenebilir enerji yatırımlarına yön vermesi ve sürdürülebilir kalkınma hedeflerine katkı sağlanması açısından da stratejik öneriler geliştirecektir. Uzun vadede, elde edilen talep neticesinde Türkiye'nin enerji sektöründe yatırımcılara ve politikacılara yol haritası niteliğinde bir çalışma sunulması hedeflenmektedir.

Araştırmanın önemi

Bu araştırma hem akademik hem de pratik açıdan önem arz etmektedir:

Türkiye'de elektrik talebi tahmini üzerine yapılan çalışmaların çoğu regresyon veya yapay zekâ tabanlı yöntemlere odaklanmaktadır. Bu tez, klasik zaman serisi yöntemlerini (ETS ve Holt-Winters) uygulayarak literatürdeki boşluğu doldurmayı amaç edinmiştir.

Türkiye, 27 Eylül 2021'de "Yeşil Kalkınma Devrimi" kapsamında 2053 Net Sıfır Emisyon Hedefini ilan etmiştir (*SHURA Enerji Dönüşümü Merkezi*, 2024). Türkiye'nin 2053 net sıfır karbon hedefleri kapsamında enerji talebinin sürdürülebilir biçimde planlanması kritik öneme sahiptir. Bu çalışma, kurulu güç projeksiyonları üzerinden politika yapıcılar ve enerji yatırımcıları için yol haritası olacaktır.

Elektirik tüketim tahminleri, hangi aylarda güneş enerjisi sistemlerinin (GES) daha etkin kullanılabileceğini ortaya koyarak, yenilenebilir enerji yatırımlarının daha verimli yönlendirilmesini sağlayacaktır.

Türkiye özelinde bakıldığında, elektrik tüketimi ekonomik büyüme, sanayileşme, nüfus ve kentleşme ile düzenli artış göstermektedir. Türkiye, geçtiğimiz yirmi yılda İktisadi İş birliği ve Kalkınma Teşkilatı (OECD) ülkeleri arasında enerji talebinin en hızlı arttığı ülke olmuştur. Bu dönemde, elektrik ve doğalgaz talep artışında Çin'den sonra dünyada ikinci sırada yer almaktadır (T.C. Dışişleri Bakanlığı, t.y.). Türkiye'nin elektrik enerjisi tüketimi, son yıllarda önemli bir artış göstermektedir. 2018 yılında yaklaşık 272,53 TWh olan elektrik tüketimi, 2024 yılında %5,5'lik bir artışla 342 TWh'ye ulaşmıştır (Ember, 2025). Türkiye'nin 2025 yılı için elektrik tüketiminin yaklaşık 380,2 TWh olması beklenmektedir. Bu artış, 2035 yılına kadar toplam elektrik tüketiminin 510,5 TWh'ye ulaşacağı öngörüsüyle paralellik göstermektedir (Ülkü ve Yalpir, 2021).

Bununla birlikte, Türkiye'nin enerji üretiminde dışa bağımlılığı yüksek seviyelerde seyretmekte ve bu durum enerji arz güvenliği konusunda ciddi riskler oluşturmaktadır (Köse ve Kutlu Kaynar, 2025) . Bu nedenle, hem talep tahminlerinin güvenilir biçimde yapılması hem de doğru kurulu güç planlaması, ulusal enerji stratejilerinde kritik bir rol oynamaktadır. Türkiye'nin 2035 yılına kadar rüzgâr ve güneş enerjisi kapasitesini dört katına çıkarma hedefi uzun vadeli talep projeksiyonlarının doğru biçimde yapılmasının ne denli hayati önem taşıdığını ortaya koymaktadır (Reuters, 2024).

Elektrik tüketimi yalnızca uzun vadeli trendlerden değil, aynı zamanda mevsimsel dalgalanmalardan da önemli ölçüde etkilenmektedir. Türkiye'de yaz aylarında artan klima ve soğutma sistemleri kullanımı ile kış aylarında artan ısınma talebi, elektrik tüketiminin belirli aylarda pik yapmasına yol açmaktadır. Bu nedenle, enerji talebi tahminlerinde yalnızca trendin değil, mevsimselliğin de dikkate alınması gerekmektedir. Özellikle yenilenebilir enerji kaynaklarının planlanmasında bu durum daha da kritik hale gelmektedir; örneğin, yaz aylarında artan elektrik talebinin güneş enerjisi santralleri (GES) aracılığıyla karşılanabilmesi, sistem esnekliğini artırabilecek önemli bir strateji olarak öne çıkmaktadır (Deb vd., 2017).

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Literatürde enerji sistemlerinin modellenmesine yönelik çalışmalar; kapsam, yöntem ve amaç bakımından geniş bir çerçeve sunmakta olup, erken dönem araştırmalar çoğunlukla enerji kullanımının ekonomik göstergelerle ilişkilendirildiği makro istatistiksel ve davranışsal modellere odaklanmıştır. Bu modeller, enerji-ekonomi etkileşiminin bütüncül yapısını açıklamayı amaçlarken uzun ve orta vadeli talep tahminlerinde referans niteliği taşımaktadır. Jebaraj ve Iniyen Hindistan için genel çaplı enerji modellerini incelemişlerdir (Jebaraj ve Iniyen, 2006). Enerji tahmin modellerini ticari ve yenilenebilir olarak iki şekilde ele alıp ; optimizasyon modellerini, yapay sinir ağı ve yapay zeka modellerini, emisyon ve karbon modellerini alt başlıklarıyla detaylıca incelemişlerdir. Zaman içinde enerji arz-talep dengesi üzerine geliştirilen modeller, sektör bazlı ayrıştırmalar, fiyat elastikiyeti çalışmaları ve girdi-çıktı yaklaşımlarıyla daha karmaşık yapı kazanmış; özellikle elektrik, petrol ve biyokütle gibi kaynaklar için bölgesel ve ulusal düzeyde ayrıntılı projeksiyonlar sunmuştur. Bununla birlikte optimizasyon tabanlı çalışmalar, enerji kaynaklarının en uygun maliyet, verimlilik veya sürdürülebilirlik hedefleri doğrultusunda tahsis edilmesine yönelik doğrusal, doğrusal olmayan ve çok amaçlı programlama teknikleri ortaya koymuş; yenilenebilir enerji entegrasyonu, kapasite planlama ve kaynak çeşitlendirme gibi konularda politika yapıcılar için önemli araçlar sağlamıştır. Son yıllarda ise yapay zekâ ve özellikle yapay sinir ağları, belirsizlik içeren ve doğrusal olmayan enerji süreçlerini modellemedeki üstün performansı sayesinde kısa dönem yük tahmini, güneş-rüzgâr üretim kestirimi, talep projeksiyonu ve tüketim davranışı analizi gibi birçok uygulamada öne çıkmış; bulanık mantık, dalgacık dönüşümü ve hibrit sistemlerle desteklendiğinde tahmin doğruluğunda belirgin artış elde edilmiştir. Diğer yandan; küresel iklim politikalarının etkisiyle geliştirilen emisyon azaltım modelleri, enerji sistemlerinin çevresel çıktılarını hesaplayan karbon döngüsü modelleri, çok amaçlı emisyon-maliyet optimizasyonları ve senaryo analizleriyle enerji planlamasına sürdürülebilirlik boyutu eklemiştir. Böylece çalışma, geçmişte deterministik ve ekonometrik temelli yaklaşımların ağırlıklı olduğu enerji tahmin literatürünü, güncel veri bilimi teknikleriyle harmanlamakta ve yenilenebilir kaynakların kesintili doğasının daha doğru modellenmesine yönelik modern bir çerçeve önermektedir (Jebaraj ve Iniyen, 2006). Enerji planlamasını konu alması sebebiyle bu tezle benzerlik oluşturmaktadır. Ayrıca, Türkiye'nin enerji politikaları için somut bir katkı sunmaktadır.

Suganthi ve Samuel çeşitli enerji talep tahmin modellerini incelemişlerdir (Suganthi ve Samuel, 2012). Zaman serisi, ARIMA, regresyon, ekonometrik gibi geleneksel yöntemlerin yanında sinir ağları, bulanık mantık, genetik algoritmaları, destek vektör regresyonu, karınca kolonisi ve parçacık sürüsü optimizasyonu gibi güncel tahmin yöntemlerini incelemişlerdir. Ayrıştırma modelleri, belirli bir ülke özelinde makro değişkenlerin enerji talebi üzerindeki etkisini detaylandırmaktadır. Eş bütünleşme modelleri ve nedensellik testleri ise enerji talebiyle ilişkili nedensel değişkenlerin yönünü belirlemektedir. ARIMA modellerinin yapay sinir ağları ve diğer hesaplama teknikleriyle bütünleştirilmesi, enerji talebi tahminlerinde doğruluğun artırılmasına katkı sağlamaktadır. Gri tahminleme ise enerji talebi analizinde başarıyla denenmekte olan diğer bir yöntemdir. Genetik algoritmalar, bulanık mantık, destek vektör regresyonu, birikimli oluşturma işlemi ve parçacık sürüsü optimizasyonu gibi yöntemler, ticari ve yenilenebilir enerji kaynaklarının tahmininde yükselen teknikler olarak dikkat çekmektedir. İncelenen modellerin çoğu, gelecekteki enerji kullanımının sürdürülebilir biçimde planlanabilmesi amacıyla enerji-ekonomi-çevre etkileşimini bütünsel bir yaklaşımla ele almaktadır (Suganthi ve Samuel, 2012).

Bu çalışma, enerji talebi ve arzı modellemesinde kullanılan başlıca yaklaşımları bütüncül bir çerçevede sınıflandırarak literatürdeki en kapsamlı metodolojik değerlendirmelerden birini sunması bakımından önemli bir referans niteliğindedir.

Nti ve arkadaşları, 2010–2020 yılları arasında akademik dergilerde yayımlanan elektrik talep tahminine yönelik 77 çalışmayı kapsayan sistematik bir literatür taraması gerçekleştirmiştir (Nti vd., 2020). Çalışmada, elektrik talep tahmininde kullanılan ilk 9 yöntemin yaklaşık %90'ının yapay zekâ tabanlı olduğu; bu yöntemler içerisinde yapay sinir ağlarının %28'lik oranla en yaygın kullanılan model grubunu oluşturduğu belirlenmiştir. Özellikle elektrik enerjisi tüketim örüntülerinin yüksek düzeyde karmaşıklık gösterdiği kısa dönem tahmin problemlerinde, YSA modellerinin etkin bir biçimde tercih edildiği vurgulanmıştır.

Tahmin performansının değerlendirilmesinde kullanılan doğruluk ölçütleri incelendiğinde, çalışmaların %38'inde kök ortalama kare hata (RMSE), %35'inde ise ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) ölçütünün öncelikli olarak kullanıldığı görülmüştür. Bunun yanı sıra, elektrik talep tahmin çalışmalarında kullanılan girdi değişkenleri açısından yapılan analizler; modellerin %50'sinin hava durumu ve makroekonomik

göstergelere, %38,33'ünün geçmiş elektrik tüketim verilerine, %8,33'ünün hane halkı yaşam tarzına ve %3,33'ünün finansal piyasa göstergelerine dayandığını ortaya koymaktadır.

Söz konusu çalışma, elektrik talep tahmininde baskın yöntem eğilimlerini, yaygın kullanılan doğruluk ölçütlerini ve veri kaynaklarını bütüncül bir çerçevede ele alarak literatüre önemli bir sınıflandırma ve karşılaştırma perspektifi kazandırmaktadır. Bu yönüyle, yöntem seçiminde veri yapısı, tahmin ufku ve performans ölçütlerinin belirleyici rolünü açık biçimde ortaya koymaktadır. Nitekim bu yaklaşım, bu tez çalışması ile yöntemsel açıdan örtüşmektedir. Bu tezde de zaman serisi temelli kurulu güç verileri kullanılarak uzun dönemli tahminler gerçekleştirilmiş; farklı tahmin yöntemleri karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiş ve en yüksek doğruluk performansını sunan yöntem esas alınarak ileriye dönük enerji planlamasına yönelik çıkarımlar yapılmıştır. Dolayısıyla Nti ve arkadaşlarının çalışması, bu tezin yöntemsel dayanaklarını güçlendiren ve enerji tahmin literatürüyle kuramsal olarak uyum sergileyen önemli bir referans niteliği taşımaktadır (Nti vd., 2020).

Kısa dönem elektrik yük tahmini, üretim ve dağıtım faaliyetlerinin güvenilir ve verimli şekilde yürütülmesi açısından temel bir araçtır. Bu alanda Nassif ve arkadaşları, 2000–2019 döneminde yayımlanan ve kısa dönem yük tahminine odaklanan 240 akademik yayını sistematik olarak değerlendirmişlerdir. Elde edilen bulgular, yapay sinir ağlarının bağımsız yöntemler arasında yaygın biçimde kullanılmaya devam ettiğini; buna karşılık, birden fazla tekniğin birlikte kullanıldığı hibrit modellerin daha yüksek tahmin başarısı sağlaması nedeniyle literatürde ön plana çıktığını ortaya koymaktadır. Ayrıca, kısa dönem yük tahmininde saatlik zaman adımında bir günlük öngörülerin en başarılı sonuçları verdiği, veri setlerine erişimdeki kısıtlar ve çalışmaların belirli bölgelerde yoğunlaşmasının önemli araştırma boşlukları oluşturduğu ifade edilmektedir (Nassif vd., 2021).

Rodrigues ve arkadaşları, konut sektörüne yönelik kısa dönem yük tahminine ilişkin kapsamlı bir literatür analizi gerçekleştirmiştir (Rodrigues vd., 2023). Bu çalışma kapsamında, 2012–2022 yılları arasında yayımlanan toplam 334 araştırma makalesi incelenmiştir. İncelenen çalışmaların coğrafi dağılımı geniş tutulmuş olup, özellikle Kuzey Amerika, Avrupa ve Asya bölgelerinde yoğunlaşan yayınlar değerlendirilmiştir.

Konut sektörüne yönelik kısa dönem elektrik yük tahmini çalışmalarında kullanılan yöntemler genel olarak üç ana grupta sınıflandırılmaktadır bunlar: yapay zekâ tabanlı modeller, yapay zekâ ile istatistiksel yöntemlerin birlikte kullanıldığı hibrit yaklaşımlar ve istatistiksel yöntemler olmuştur. Son yıllarda özellikle Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short-Term Memory, LSTM), Evrişimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks, CNN) ve Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks, ANN) gibi yapay zekâ tabanlı modellerin, elektrik tüketimindeki doğrusal olmayan ve zamana bağlı yapıları daha başarılı biçimde temsil edebilmeleri nedeniyle öne çıktığı görülmektedir. Bunun yanı sıra, bazı çalışmalarda yapay zekâ yöntemleri ile ARIMA ve regresyon temelli tekniklerin birlikte kullanıldığı hibrit modellerin tahmin performansını artırmayı hedeflediği rapor edilmiştir. Buna karşılık, yalnızca istatistiksel yöntemlere dayalı çalışmaların karmaşık tüketim davranışlarını modellemede sınırlı kaldığı ve bu nedenle literatürde yapay zeka ve hibrit yaklaşımlara yönelimin arttığı gözlemlenmektedir (Rodrigues vd., 2023).

Liu ve arkadaşları, 2018-2023 yılları arasında Entegre Enerji Sistemlerinde gerçekleştirilen çoklu yük tahmini çalışmalarının sonuçlarını derlemiş ve ayrıntılı karşılaştırmalar yaparak çok değişkenli yük tahmini araştırmaları için sezgisel ve pratik bir referans sunmuşlardır (Liu vd., 2023). Çalışma neticesinde Entegre Enerji Sistemleri gelişimine daha uygun veri güdümlü yöntemlerin uygulanmasının kaçınılmaz olduğu , gelecekteki araştırmaların; derin öğrenme, topluluk öğrenmesi, pekiştirmeli öğrenme, transfer öğrenme ile meta-öğrenme ve bulanık çıkarım gibi yeni makine öğrenmesi yaklaşımlarına odaklanması gerektiğini vurgulamışlardır. Bu yöntemler arasında derin öğrenme algoritmaları en yaygın kullanılanlar olup; hiper parametre optimizasyonu, parametre eğitimi ve ayarlanması ile performans değerlendirmesi, gelecekteki araştırmaların temel odak noktaları olması öngörülmektedir. Çalışma, parçacık sürü optimizasyonu, karınca kolonisi optimizasyonu ve benzetilmiş tavlama gibi sezgisel algoritmalarla birlikte kullanılması, derin öğrenme tabanlı yük tahmin modellerinin etkinliğini artırabilir sonucuna varmaktadır (Liu vd., 2023).

Tahmin doğruluğunun değerlendirilmesinde; normalize edilmiş ortalama karesel hata (NMSE), kök ortalama karesel hata (RMSE), ortalama mutlak hata (MAE) ve karşılıklı bilgi (MI) ölçütleri kullanılmaktadır. Elde edilen tahmin sonuçları, LSTM algoritmasının diğer algoritmalara kıyasla üstün bir performans sergilediğini ortaya

koymaktadır. Buna göre, tahmin hatası LSTM’de en düşük seviyede gerçekleştirilmiş, SVM tabanlı modellerde ise bu hata %13,51 oranında daha yüksek bulunmuştur.

Mystakidis ve arkadaşları enerji tahmini alanındaki güncel durumu incelemiş, ileri düzey tahmin teknikleri ve teknolojileri ile bunların enerji sektörü açısından önemini vurgulamışlardır (Mystakidis vd., 2024). Çalışmada, enerji tahmininin temelini oluşturan istatistiksel yöntemler ile makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar ve bu yöntemlerin topluluk modellerine genel bir bakış sunulmuştur. Ayrıca literatürde, sıralıdan sıralıya, yinelemeli ve doğrudan tahmin stratejileri gibi farklı zaman serisi tahmin yaklaşımlarının ele alındığı belirtilmektedir (Mystakidis vd., 2024).

Altunkaynak ve Başakın’ın çalışmasında, günlük akım verileri üzerinden ileriye dönük tahminler yapılmaktadır. Bu çalışmada, klasik istatistiksel yaklaşımlar ile yapay zekâ temelli yöntemlerin karşılaştırmalı performansları incelenmektedir (Altunkaynak ve Başakın, 2018). Çalışmanın literatüre temel katkısı, bulanık mantık tabanlı modellerin (özellikle ANFIS) doğrusal olmayan ve içsel bağımlılığı yüksek doğa olaylarında, ön işleme gereksinimi duymadan yüksek tahmin doğruluğu sağlayabildiğini ortaya koymasındır. Bu yönüyle ilgili çalışma, zaman serisi temelli tahmin problemlerinde model seçiminin veri yapısına uygunluğunun önemini vurgulamakta ve literatüre karşılaştırmalı bir metodolojik perspektif kazandırmaktadır.

Altunkaynak ve Başakın’ın çalışması, bu tez çalışması ile yöntemsel açıdan önemli bir paralellik taşımaktadır. Nitekim bu tezde de 2018–2025 yılları arasındaki kurulu güç raporlarına dayalı zaman serileri kullanılarak, Türkiye’nin 2053 yılına kadar olan kurulu güç projeksiyonları gerçekleştirilmektedir. Tahmin sürecinde Üstel Düzeltme Tabanlı Durum Uzay Modeli ve Holt–Winters yöntemleri uygulanmakta, elde edilen sonuçlar karşılaştırmalı olarak değerlendirilmektedir. Analizler sonucunda ETS yönteminin daha yüksek tahmin doğruluğu sunduğu belirlenmekte ve tahmin edilen toplam kurulu güç; yenilenebilir enerji kaynakları bazında ayrıştırılarak uzun vadeli bir enerji stratejisi planı oluşturulmaktadır. Bu bağlamda, hidrolojik sistemler için geliştirilen esnek zaman serisi yaklaşımlarının enerji sistemleri gibi çok bileşenli ve dinamik yapılara da başarıyla uyarlanabildiği görülmekte; söz konusu çalışma, bu tezin yöntemsel dayanaklarını güçlendiren ve enerji tahmin literatürüyle disiplinler arası bir köprü kuran önemli bir referans olmaktadır (Altunkaynak ve Başakın, 2018).

Literatürde yapay sinir ağları kullanılarak hem bölgesel hem de ülke bazında çeşitli güneş ışıını tahmin çalışmaları gerçekleştirilmektedir (Mellit ve Pavan, 2010). Bu kapsamda, İtalya'nın Trieste şehrinde bulunan şebeke bağlantılı bir fotovoltaiik sistemin performans tahmini için yapay sinir ağlarının kullanıldığı bir çalışma öne çıkmaktadır. Araştırmada, güncel güneş ışıını ve hava sıcaklığı değerleri kullanılarak 24 saatlik kısa vadeli güneş ışıını tahmini yapılmaktadır. Modelin genellenebilirliğini değerlendirmek amacıyla K-katlı çapraz doğrulama yöntemi uygulanmakta ve sonuçlar yapay sinir ağlarının yüksek performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Elde edilen korelasyon katsayısı güneşli günlerde %98–99, bulutlu günlerde ise %94–96 aralığında bulunmuştur. Ayrıca model çıktılarının doğruluğu, gerçek bir grid-connected PV sistemi üzerinde test edilerek uygulamalı olarak doğrulanmıştır.

Çalışma, düşük giriş verisi gereksinimi, yüksek tahmin doğruluğu, gerçek bir PV sistemi üzerinde performans doğrulaması ve çapraz doğrulama ile güçlendirilmiş model yapısı gibi özellikleri sayesinde literatüre önemli katkı sunmaktadır (Mellit ve Pavan, 2010).

(Zendehboudi vd., 2018) güneş ve rüzgâr enerjisi üretiminin tahminlenmesinde destek vektör makineleri (SVM) yönteminin etkinliğini incelemiş ve yöntemin bu alanda dikkate değer bir performans sergilediğini ortaya koymuştur. Yapay sinir ağları (YSA) birçok çalışmada başarılı şekilde uygulanmış olmakla birlikte; özellikle büyük ve karmaşık ağ yapılarında yüksek hesaplama maliyeti, ağ mimarisinin belirlenmesindeki güçlükler ve yerel minimuma sıkışma riski gibi sınırlılıklar nedeniyle bazı durumlarda istenen düzeyde verim sağlayamamaktadır. Söz konusu makalenin temel amacı, güneş ve rüzgâr enerjisi tahmininde SVM yönteminin kullanımına ilişkin güncel, kapsamlı ve eleştirel bir literatür değerlendirmesi sunmaktır. Yapılan inceleme, SVM modellemesinin doğrusal olmayan ve karmaşık veri yapılarının hâkim olduğu yenilenebilir enerji sistemlerinde hesaplama açısından verimli, kararlı, yüksek doğruluk sağlayan ve uygulaması nispeten kolay bir yöntem olarak öne çıktığını göstermektedir. Literatürün sistematik analizi sonucunda, SVM'nin hem güneş hem de rüzgâr enerjisi tahmininde diğer yöntemlere kıyasla önemli avantajlar sunduğu belirlenmiştir. Çalışma sonucunda hibrit SVM yaklaşımlarının (örneğin SVM'in sezgisel optimizasyon algoritmalarıyla birleştirildiği modellerin), tekil modellere kıyasla daha yüksek doğruluk ve genelleme yeteneği sağladığı gözlemlenmektedir (Zendehboudi vd., 2018).

Literatürde yenilenebilir enerji alanında derin öğrenme yöntemlerini inceleyen çalışmalar da mevcuttur. Wang ve arkadaşları bu alanda çalışmalar yapmıştır (H. Wang vd., 2019). Araştırma kapsamında derin öğrenme, yapay sinir ağları, karar ağaçları ve destek vektör makineleri gibi çeşitli makine öğrenmesi tekniklerinin yanı sıra doğrusal regresyon gibi temel yöntemler de değerlendirilmiştir. Çalışmanın en önemli bulgularından biri, hibrit modellerin bir arada kullanıldığı yaklaşımların tek bir algoritmaya dayanan modellere göre daha yüksek performans göstermesidir. Özellikle veri madenciliği teknikleri ile makine öğrenmesi yöntemlerinin birlikte kullanılması, tahmin doğruluğunu belirgin bir şekilde artırmaktadır.

Yapılan analizler, makine öğrenmesi yöntemlerinin, doğrusal olmayan ve karmaşık yapıdaki yenilenebilir enerji üretim süreçlerinin modellenmesinde yüksek doğruluk sağladığını göstermektedir (H. Wang vd., 2019).

Wang ve arkadaşları, rüzgâr hızı ve gücü tahminine yönelik derin sinir ağı (DNN) tabanlı modelleri kapsamlı biçimde inceleyerek enerji tahmini literatüründe veri ön işleme, özellik çıkarma ve ilişki öğrenme süreçlerinin tahmin doğruluğu üzerindeki etkilerini ortaya koymuşlardır. Çalışma, AE, RBM ve CNN gibi modellerle derin özellik temsillerinin üretildiğini; LSTM, GRU ve BİLSTM gibi RNN tabanlı yapıların ise özellikle zaman bağımlı ilişkilerin öğrenilmesinde tercih edildiğini göstermektedir. Bununla birlikte, DNN modellerinin yüksek parametre sayısı nedeniyle optimizasyon aşamasının sınırlı kaldığı ve model karmaşıklığının arttığı vurgulanmaktadır. Çalışma, rüzgar enerjisi tahmin modellerinin geliştirilmesine yönelik kapsamlı bir yol haritası sunarak alanda çalışan araştırmacılara rehberlik etmeyi amaçlamaktadır (Wang, vd, 2021).

Yenilenebilir enerji tahmini bağlamında hibrit modellerin tekil modellere göre daha yüksek doğruluk verdiğini ortaya koyan bu çalışma, enerji talep ve üretim tahminlerinde yöntem çeşitliliğinin önemini göstermesi bakımından değerlidir. Her ne kadar çalışma rüzgâr verilerine ve derin öğrenme yaklaşımlarına odaklanmış olsa da Türkiye'nin 2018–2025 kurulu güç verilerinden yararlanarak ETS yöntemiyle 2053 yılına yönelik enerji ihtiyacı projeksiyonu geliştiren bu tez açısından kuramsal bir zemin oluşturmaktadır. Özellikle derin öğrenme yöntemlerinin yüksek hesaplama maliyeti ve karmaşık yapılarına karşılık ETS'nin daha açıklanabilir, kararlı ve uzun dönem

projeksiyonları için uygun bir yöntem sunması, yöntem seçiminin literatür destekli biçimde gerekçelendirilmesini mümkün kılmaktadır.

Yenilenebilir enerji alanında güneş radyasyonu tahmini için makine öğrenme yöntemleri tek tek incelenmiş ve karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma işleminde sıcaklık, nem, yağış ve bulutluluk baz alınmıştır. Yapılan deneyler neticesinde hibrit makine öğrenme yöntemlerinin tek bir makine öğrenme yönteminin verdiği sonuca kıyasla daha doğru sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Çalışmada, yapay sinir ağlarının güneş ışıınımı tahmininde yaygın biçimde tercih edildiği; buna karşın destek vektör makineleri, regresyon ağaçları ve olasılıksal modeller gibi diğer yöntemlerin de farklı koşul ve veri yapılarında üstün performans sergilediği belirlenmiştir. Sonuçlar, “tek bir en iyi algoritmanın” bulunmadığını; verinin niteliğine, zaman ölçeğine, sınıflandırma-tahmin hedeflerine ve coğrafi koşullara bağlı olarak farklı modellerin daha uygun hale gelebildiğini göstermektedir (Voyant vd., 2017).

Bu çalışma, güneş ışıınımı tahmini için kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerini kapsamlı biçimde değerlendirerek tezimin yöntem bölümüne teorik temel oluşturmakta ve uygulamada karşılaştıracağım modeller için kapsamlı bir literatür çerçevesi sunmaktadır. Tek veya birkaç yöntemle yetinmeyip, makine öğrenmesi alanında sayıca fazla, farklı yöntemleri de tarafsız bir şekilde kullanarak değerlendirdiği için kapsamlı bir derleme çalışması olarak literatüre adını yazdırmıştır (Voyant vd., 2017).

Aslam ve arkadaşları, yenilenebilir enerji elektrik üretimi yük tahmini alanında kullanılan derin öğrenme yaklaşımlarını bütüncül bir bakış açısıyla incelemişlerdir (Aslam vd., 2021). Farklı derin öğrenme metotlarını incelemişler ve sonuçları MAPE, nMAPE, MAE, RMSE gibi hata ölçütleriyle ölçüp değerlendirmişlerdir. Çalışmada, özellikle hibrit derin öğrenme yöntemleri diğer modellere kıyasla daha doğru sonuç vermiştir.

Bu çalışma, derin öğrenme tabanlı tahmin yöntemlerinin güncel konumunu sistematik biçimde özetlemesinden dolayı literatürde önemli bir referans niteliği taşımaktadır. Bu tez çalışması için yöntemsel karşılaştırma ve kuramsal konumlandırma açısından değerli bir zemin oluşturmaktadır (Aslam vd., 2021).

Jain ve arkadaşları, 2019–2024 dönemine ait Chandigarh UT elektrik dağıtım kuruluşu verilerini kullanarak kısa dönem elektrik yük tahminine yönelik kapsamlı bir analiz gerçekleştirmiştir (Jain ve Gupta, 2024). Çalışmada, tahmin performansının nicel olarak değerlendirilmesi amacıyla normalize edilmiş ortalama karesel hata (NMSE), kök ortalama karesel hata (RMSE), ortalama mutlak hata (MAE) ve karşılıklı bilgi (MI) gibi yaygın performans ölçütlerinden yararlanılmıştır.

Elde edilen bulgular, uzun-kısa süreli bellek (LSTM) tabanlı modellerin, incelenen diğer makine öğrenmesi yaklaşımlarına kıyasla daha yüksek tahmin doğruluğu sağladığını göstermektedir. Özellikle, LSTM modelinin en düşük hata değerlerine ulaştığı, destek vektör makineleri (SVM) tabanlı modellerde ise tahmin hatasının LSTM'ye göre %13,51 oranında daha yüksek olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuçlar, kısa dönem elektrik yük tahmininde LSTM algoritmasının etkinliğini açıkça ortaya koymaktadır (Jain ve Gupta, 2024).

Portabales ve arkadaşları yapay sinir ağları yöntemine dayalı makine öğrenim algoritmalarıyla ilgili yapılan çalışmaları incelemişlerdir (Román-Portabales vd., 2021). Ve bu çalışmalar neticesinde bazı genellemeler yapmışlardır. Bu genellemelerden biri de, yapay sinir ağları yöntemi doğruluk analizi için genelde MAPE kullanıldığıdır. En iyi senaryolar için MAPE %3 ve altında sonuç vermiştir (Román-Portabales vd., 2021).

Yenilenebilir enerji alanında rüzgâr hızı tahminini ARIMA yöntemiyle yapan çalışmalar mevcuttur. Bu kapsamda Kavasseri ve Seetharaman araştırmasında gün öncesi ve iki gün öncesi rüzgâr hızını modellemek ve tahmin etmek için ARIMA yöntemini kullanmışlardır (Kavasseri ve Seetharaman, 2009). Veriler Kuzey Dakota'daki dört adet rüzgâr üretim tesisinden elde edilmiştir. Deneyler neticesinde kesirli ARIMA modellerinin kullanımı doğru sonuçlar vermiştir. Kesirli ARIMA modelinin seçilmesinin nedeni rüzgâr hızı kayıtlarında uzun menzilli kayıtları dahil edebilmesi hem kısa hem de uzun vadeli korelasyonların varlığında zaman serisi ölçümlerini tutumlu bir şekilde yakalayabilmesinden dolayıdır. Bu çalışma, rüzgâr hızı zaman serilerinin uzun dönemli bağımlılık yapısını dikkate alarak tahmin doğruluğunu artıran kesirli ARIMA yaklaşımını uygulaması bakımından literatüre önemli bir katkı sunmaktadır. Özellikle rüzgâr hızının hem kısa hem de uzun vadeli korelasyonlar içeren yapısını daha gerçekçi biçimde modelleyebilmesi, zaman serisi temelli yenilenebilir enerji tahminlerinde yeni bir metodolojik perspektif sağlamaktadır. Bu yönüyle çalışma, geleneksel ARIMA

modellerinin sınırlılıklarını ortaya koyarak uzun menzilli bağımlılığın dikkate alınmasının tahmin performansı üzerindeki etkisini açıkça göstermektedir.

Bu tezin kapsamı açısından bakıldığında, rüzgâr ve güneş gibi yenilenebilir enerji kaynaklarına yönelik tahmin modellerinin karşılaştırmalı değerlendirmesinde önem taşımaktadır (Kavasseri ve Seetharaman, 2009).

Demirel ve arkadaşları, elektrik enerjisi yük tahminlemesi problemine yönelik çalışmalarında; nüfus, Gayri Safi Milli Hasıla, üretilen enerji, tüketilen enerji ve kurulu güç değişkenlerini girdi olarak kullanmışlardır (Demirel vd., 2013). Çalışmada, 1970–2007 yıllarını kapsayan verilerden yararlanarak 2006–2010 yılları arasındaki elektrik enerjisi talebi tahmin edilmiştir. Tahmin sürecinde Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) ve ARIMA yöntemleri uygulanmış ve elde edilen sonuçlar karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Yapılan analizler sonucunda, ANFIS yönteminin ARIMA modeline kıyasla daha tutarlı ve ekonomik sonuçlar ürettiği tespit edilmiştir.

Bu çalışma, zaman serisi temelli ARIMA modeli ile yapay zekâ tabanlı ANFIS yaklaşımının performans karşılaştırması konusunda farklı yöntemlerin güçlü ve zayıf yönlerine ilişkin önemli çıkarımlar sunmaktadır (Demirel vd., 2013).

Çebi ve Kutay, enerji talep tahmininde yapay sinir ağlarının (YSA) etkinliğini inceleyen çalışmalardan birini gerçekleştirmiş ve Türkiye'nin uzun dönemli elektrik enerjisi talebini tahmin etmeyi amaçlamışlardır (Çebi ve Fevzi Kutay, 2004). Çalışmada, YSA temelli yaklaşımın performansı, Box–Jenkins modeli ile karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Elde edilen bulgular, yapay sinir ağlarının Box–Jenkins yöntemine kıyasla daha sınırlı sayıda girdi değişkeniyle tatmin edici tahmin sonuçları üretebildiğini ortaya koymaktadır. Bununla birlikte araştırmacılar, tahmin başarısının artırılabilmesi için ele alınan probleme özgü ağ mimarilerinin tasarlanması ve geliştirilmesinin önem taşıdığını vurgulamışlardır (Çebi ve Fevzi Kutay, 2004).

Wang ve Srinivasan, bina enerji tüketimi tahmini için yapay zekâ (YZ) tabanlı yöntemlere ilişkin kapsamlı bir literatür derleme çalışması gerçekleştirmişlerdir (Z. Wang ve Srinivasan, 2017).

Çalışmada lokasyon olarak ABD (Amerika Birleşik Devletleri) seçilmiştir. Bu çalışmada özellikle topluluk tahmin yöntemlerine odaklanılmıştır. Çalışma, beş boyut

üzerinde analiz edilmiştir. Bunlar; incelenen bina türleri, kullanılan tahmin yöntemleri, tahmin edilen enerji türleri, tahminin zaman ölçeği, kullanılan girdi ve türleridir. Çalışmada, çoklu doğrusal regresyon, yapay sinir ağları ve destek vektör regresyonu gibi üç temel tekil tahmin yönteminin ve ensemble yaklaşımının teorik temelleri detaylı bir şekilde incelenmiştir (Z. Wang ve Srinivasan, 2017).

Bu çalışma literatüre bina enerji tüketim tahmini ve yapay zekâ kullanımı alanında detaylı bir araştırma sunmaktadır.

Marino ve arkadaşları da bina enerji yük tahmini üzerine çalışmışlardır (Marino vd., 2016). Yük tahmini için LSTM yöntemine başvurmuş ve iki farklı LSTM modeli geliştirmişlerdir. Bir saatlik ve bir dakikalık zaman adımına sahip veri setleri kullanmışlardır. İki LSTM modelinin karşılaştırılması sonucu, standart LSTM mimarisinin bir dakikalık zaman çözünürlüğüne sahip verilerde yük tahminini yeterli doğrulukta gerçekleştiremediği, ikinci LSTM tabanlı (dizi den diziye) mimarinin her iki zaman adımında da başarılı sonuç verdiği test edilmiştir (Marino vd., 2016).

İklim değişikliğinin enerji sistemleri üzerindeki etkileri doğrultusunda, enerji yük tahmininde makine öğrenmesi temelli yaklaşımlar son yıllarda önemli bir araştırma alanı haline gelmiştir. Bu kapsamda Tsalikidis ve arkadaşları, yaklaşık sıfır enerjili bir binaya ait tarihsel enerji yükü ve sıcaklık verileri kullanarak yapay sinir ağları ve karar ağaçları gibi farklı makine öğrenmesi algoritmaları ile bu algoritmaların birleşiminden oluşan topluluk (ensemble) tabanlı hibrit bir model geliştirmişlerdir (Tsalikidis vd., 2023). Fotovoltaik sistemlerin etkisi gibi veriye özgü özellikler dikkate alınarak eğitilen model, bir adım ileri enerji yük tahmini probleminde test edilmiş ve elde edilen sonuçların, temel algoritmalara kıyasla daha düşük hata oranlarıyla ve tahmin başarımıyla öne çıktığı gösterilmiştir (Tsalikidis vd., 2023).

Kim ve Cho, konut tipi enerji tahmini üzerine güncel bir çalışma gerçekleştirmişlerdir (Kim ve Cho, 2019). Araştırmacılar, bina enerji tüketimini tahmin etmek amacıyla CNN-LSTM yöntemini kullanmıştır. CNN-LSTM hibrit derin öğrenme mimarisinin tercih edilme nedeni, çok değişkenli zaman serilerinden hem yerel örüntülerin hem de uzun dönemli ilişkilerin zamansal olarak eşzamanlı biçimde öğrenilmesini sağlamasıdır. CNN'in özellik çıkarma kapasitesi ile LSTM'nin zaman bağımlılıklarını modelleme yeteneğinin birleştirilmesi sonucunda, dakika, saat, gün ve

hafta gibi farklı zaman çözünürlüklerinde yüksek doğrulukta tahminler elde edilmiştir. Çalışma, düzensiz ve ani değişim gösteren tüketim verilerinin öngörülmesinde geleneksel makine öğrenmesi yöntemlerine kıyasla daha başarılı sonuçlar elde etmiştir. Ayrıca modelin, zamansal çözünürlüğe bağımlı olmadan tutarlı performans sergilemesi ve gürültülü verilerde dahi etkin sonuç üretmesi, çalışmanın dikkat çeken bulgularındandır. CNN-LSTM tabanlı bina enerji tüketimi tahminine yönelik bu çalışma, literatüre hem metodolojik hem de uygulama açısından önemli katkılar sunmaktadır. Bununla birlikte söz konusu çalışma, tezimin metodolojik çerçevesini güçlendirmekte ve enerji tahmini alanındaki bilimsel katkılarının kuramsal arka planını desteklemektedir (Kim ve Cho, 2019).

Neto ve Fiorelli de bina enerji tahminlemesi için detaylı model (Energy Plus) çalışması ile yapay sinir ağları yöntemini karşılaştırmışlardır (Neto ve Fiorelli, 2008). Sao Paulo Üniversitesi İdari Binası vaka çalışması olarak kullanılmıştır. Sonuç olarak her iki model de bina enerji tahmini için doğru sonuçlar vermiştir. Her iki modelin de kullanımının uygunluğuna karar verilmiştir (Neto ve Fiorelli, 2008).

Deb ve arkadaşları bina enerji tüketimi için zaman serisi tahmin teknikleri üzerine çalışma yapmışlardır (Deb vd., 2017). Yapay sinir ağları, girdiler arasında karmaşık bağımlılıklar oluşturmada girdi ve çıktısını hatırlayabildiği için diğer yöntemlere göre daha iyi sonuç vermiştir (Deb vd., 2017).

Güneş enerjisi tahminine yönelik literatürde çeşitli uygulama örnekleri bulunmaktadır. Bu çalışmalardan biri, Fransa'nın Chambéry kentinde kurulu bir güneş termal sistemi üzerinde gerçekleştirilen vaka incelemesidir. Söz konusu araştırma, saatlik kullanılabilir güneş termal enerjisinin tahmin edilmesinde makine öğrenimi algoritmalarının uygulanabilirliğini ayrıntılı biçimde ele almaktadır. Çalışmada özellikle uzun dönemli tahmin performansı değerlendirilmiş ve karar ağacı tabanlı topluluk yöntemlerinin, tekil karar ağaçları ve destek vektör regresyonuna kıyasla daha yüksek doğruluk sunduğu belirlenmiştir. Nitekim karar ağacı tabanlı modellerin 6,87 ve 7,12 düzeylerinde RMSE değerlerine ulaşması, bu yöntemlerin güneş termal enerji çıktısındaki değişkenliği yakalamada daha etkin olduğunu göstermektedir (Ahmad vd., 2018).

Uğuz ve arkadaşları PV güç santrallerinde üretilecek elektriği makine öğrenmesi yöntemi ile tahmin etmişlerdir (Uğuz vd., 2019). Lokasyon olarak Türkiye'de 125 farklı

bölgede üretilecek olan PV santralleri baz alınmıştır. Bu sistemlerde güneş ışıyım tahmini için; Çoklu Doğrusal Regresyon, Yapay Sinir Ağları, k-En Yakın Komşu Regresyon makine öğrenimi yöntemleri kullanılmıştır. Deneyler neticesinde girdi olarak kullanılan yedi bağımsız değişkenin, makine öğrenim tabanlı tahmin algoritmalarıyla PV elektrik gücünü tahmin ettiği sonucuna varılmıştır (Uğuz vd., 2019).

Kumbur ve arkadaşları, Türkiye'nin enerji politikalarını ele aldıkları çalışmalarında, yenilenebilir enerji kaynaklarının önceliklendirilmesine yönelik bir değerlendirme yapmışlardır (Kumbur vd., 2005). Çalışmanın bulgularına göre, Türkiye için yenilenebilir enerji kaynakları arasında öncelikli olarak güneş enerjisinin değerlendirilmesi gerektiği, bunu sırasıyla rüzgâr, jeotermal ve biyokütle enerjisinin izlediği tespit edilmiştir. Araştırmacılar, yenilenebilir enerji yatırımlarının yalnızca enerji üretimiyle sınırlı kalmaması gerektiğini vurgulayarak; güneş panelleri, rüzgâr türbinleri ve diğer enerji ekipmanlarının yurt içinde üretilmesinin, sanayi altyapısının güçlendirilmesi ve dışa bağımlılığın azaltılması açısından stratejik bir öneme sahip olduğunu belirtmişlerdir. Bununla birlikte, hidroelektrik santrallerinin kurulum sürecinde ortaya çıkan toz ve hava kirliliği ile su kalitesinde meydana gelebilecek olumsuz etkileri nedeniyle hidroelektrik enerjisi önerilmemiştir (Kumbur vd., 2005).

Rüzgâr enerji santrallerinin kurulacağı bölgeler için gerçekleştirilen ön fizibilite çalışmalarında, enerji ve ekserji analizlerinin doğru bir şekilde belirlenmesi büyük önem taşımaktadır. Ancak bu analizlerin klasik yöntemlerle gerçekleştirilmesi, yüksek hesaplama maliyetleri ve uzun işlem süreleri nedeniyle zaman alıcı bir süreçtir. Bu soruna çözüm olarak Mengi ve Metlek, süreci hızlandırmak ve hesaplama doğruluğunu artırmak amacıyla yapay sinir ağları (YSA) tabanlı bir yaklaşım önermiştir (Mengi ve Metlek, 2020).

Söz konusu çalışmada, 1981–2018 yılları arasında Akdeniz Bölgesi'nde yer alan 21 farklı noktadan elde edilen uzun dönemli veriler kullanılmıştır. Geliştirilen yapay sinir ağı modeli ile elde edilen ekserji tahmin sonuçları, klasik ekserji hesaplama yöntemleriyle karşılaştırılmış; sonuçların %99,9 oranında uyum gösterdiği tespit edilmiştir.

Bu bulgular, önerilen YSA tabanlı yöntemin rüzgâr enerji santrali yer seçimi ve ön fizibilite çalışmalarında yüksek doğrulukla ve daha kısa sürede güvenilir sonuçlar üretebildiğini göstermektedir. Dolayısıyla çalışma, yenilenebilir enerji sistemlerinde veri

temelli yöntemlerin klasik termodinamik analizlere alternatif olarak kullanılabilirliğini ortaya koymakta ve literatüre önemli derecede katkı sağlamaktadır (Mengi ve Metlek, 2020).

Dikmen ve Örgen, Burdur ili Ağlasun bölgesi için rüzgâr hızı tahmini ve en uygun rüzgâr türbini yüksekliğinin belirlenmesine yönelik bir çalışma gerçekleştirmiştir (Dikmen ve Örgen, 2018). Çalışmada, Reed Metodu, Basitleştirilmiş Güç Kanunu, Mikhail'in Logaritmik Metodu, Mikhail ve Justus Logaritmik Metodu, Logaritmik Güç Kanunu ve Üstel Güç Metodu olmak üzere farklı istatistiksel ve yarı ampirik yaklaşımlar kullanılarak 60, 65 ve 75 m kule yükseklikleri için rüzgâr hızları tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, kullanılan yöntemlerin birbirine yakın tahmin performansı sergilediğini ve en uygun sonuçların 65 m kule yüksekliği için elde edildiğini göstermiştir. Analizler neticesinde, Ağlasun bölgesinin rüzgâr enerji potansiyelinin Türkiye ortalamasının üzerinde olduğu ortaya konulmuştur. Bu çalışma, yenilenebilir enerji kaynaklarının bölgesel potansiyel analizine katkı sağlaması açısından literatürde önemli bir yer tutmakta olup, enerji üretim potansiyelinin tahmin edilmesine odaklanması bakımından bu tez kapsamında ele alınan çalışmalarla metodolojik açıdan benzerlik göstermektedir (Dikmen ve Örgen, 2018).

Türkiye'nin enerji talebi ile ilgili yapılan çalışmalar arasında Ediger ve arkadaşlarının çalışmaları yer almaktadır (Ediger ve Akar, 2007). Çalışmada, 1950–2004 dönemine ait birincil enerji tüketim verileri kullanılarak taş kömürü, linyit, petrol, doğal gaz, hidroelektrik, jeotermal enerji ve güneş enerjisi gibi çeşitli kaynaklara yönelik zaman serileri analiz edilmiştir. Araştırmanın metodolojisinde, trend temelli tahmin yaklaşımlarının yanı sıra otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) ve mevsimsel ARIMA (SARIMA) modelleri uygulanmış; ayrıca toplam enerji talebine ilişkin tahminlerin, tekil kaynakların tahminlerinin toplamından daha güvenilir sonuçlar verdiği gösterilmiştir. Elde edilen bulgular, Türkiye'nin 2005–2020 döneminde enerji talebindeki artış hızının geçmiş yıllara kıyasla yavaşlayacağına işaret etmekte; buna karşılık fosil yakıtların enerji bileşimindeki baskın konumunu sürdüreceği ve özellikle doğal gazın 2012 itibarıyla petrolün yerini alarak 2020'de enerji sepetindeki payının yaklaşık %40'a ulaşacağı öngörülmektedir. Çalışmanın önemli sonuçlarından biri, Türkiye'nin gelecekte artan ölçüde doğalgaz ithalatına bağımlı hale geleceği yönündeki tespittir. Araştırma

ayrıca, yerli kaynaklardan özellikle linyit ve yenilenebilir enerji potansiyelinin enerji arz güvenliği açısından daha etkin değerlendirilmesi gerektiği üzerinde durmaktadır.

Tüm bu yönleriyle söz konusu çalışma, Türkiye'nin uzun dönemli enerji talebi dinamiklerini ortaya koyan ve enerji politikalarının şekillenmesine katkı sağlayan temel referanslardan biri niteliğindedir (Ediger ve Akar, 2007).

Literatürde yer alan çalışmalar, elektrik enerjisi talep tahmininde regresyon temelli yöntemlerin uygulanabilir ve yorumlanabilir sonuçlar sunduğunu göstermektedir. Bu doğrultuda Karaca ve Karacan, elektrik tüketimini etkilediği öngörülen birden fazla makro ve toplumsal göstergenin birlikte ele alındığı çoklu regresyon modelini kullanarak, talep tahminine yönelik kapsamlı bir analiz gerçekleştirmişlerdir (Karaca, 2016). Çalışmada Gayri Safi Yurt İçi Hasıla, ortalama yaşam beklentisi ve internet kullanım oranı gibi değişkenlerin elektrik tüketimi üzerindeki etkileri incelenmiş; özellikle Gayri Safi Yurt İçi Hasıla ile elektrik tüketimi arasında güçlü ve pozitif yönlü bir ilişkinin varlığı ortaya konulmuştur. Bunun yanı sıra, toplumsal ve teknolojik göstergelerin de elektrik tüketim davranışını anlamlandırmada tamamlayıcı bir rol üstlendiği vurgulanmıştır. Elde edilen bulgular, elektrik tüketiminin tek bir değişken üzerinden açıklanmasının sınırlı kaldığını, buna karşın birden fazla etkili faktörün birlikte değerlendirilmesinin talep tahmininde daha tutarlı ve gerçekçi sonuçlar ürettiğini göstermektedir. Bu yönüyle söz konusu çalışma, elektrik talebinin çok boyutlu yapısına dikkat çekmesi bakımından talep tahmin çalışmalarına önemli bir referans çerçevesi sunmaktadır (Karaca, 2016).

Es ve arkadaşları, Türkiye'nin net enerji talebinin tahminine yönelik çalışmalarında yapay sinir ağları (YSA) yöntemini kullanmışlardır (Es vd., 2014). Çalışmada modelin girdi değişkeni olarak, 1970–2010 dönemine ait Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, nüfus, ithalat, ihracat, bina yüz ölçümü ve taşıt sayısı gibi sosyoekonomik göstergeler ele alınmış; 2011–2025 dönemi için enerji talep projeksiyonları oluşturulmuştur. Tahmin sonuçları düşük, beklenen ve yüksek senaryo olmak üzere üç farklı senaryo altında değerlendirilmiş ve 2025 yılı için sırasıyla 162.875 TEP, 190.609 TEP ve 212.024 TEP değerleri elde edilmiştir. Ayrıca YSA tabanlı tahmin sonuçları çoklu regresyon modeli ile karşılaştırılmış; elde edilen bulgular doğrultusunda, yapay sinir ağlarının doğrusal varsayımlara dayanan regresyon yaklaşımına kıyasla daha yüksek tahmin doğruluğu sunduğu ortaya koyulmuştur. Bu çalışma literatüre, Türkiye ölçeğinde

enerji talep tahmininde doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesinin önemini vurgulaması açısından katkı sağlamaktadır. Söz konusu yaklaşım, bu tez kapsamında ele alınan enerji talep tahmin problemine metodolojik açıdan paralellik göstermekle birlikte, çalışma için belirsizliğin daha açık biçimde temsil edilmesi ve model esnekliğinin artırılması hedeflenerek mevcut literatürün bir adım ötesine geçilmesi amaçlanmaktadır (Es vd., 2014).

Ülkü ve Yalpır tarafından gerçekleştirilen çalışmada, Türkiye genelinde elektrik enerjisi talebinin il bazında geleceğe yönelik olarak tahmin edilmesi amaçlanmıştır (Ülkü ve Yalpır, 2021). Bu kapsamda, geçmiş yıllara ait elektrik tüketim verileri; nüfus, ekonomik büyüklük ve sanayi faaliyetlerini temsil eden göstergelerle birlikte ele alınarak modellenmiştir. Çalışmada, Türkiye'nin 81 iline ait 2009–2018 dönemine ilişkin veriler kullanılarak 2030 yılına yönelik elektrik enerjisi talep tahminleri gerçekleştirilmiştir. Tahmin sürecinde Yapay Sinir Ağları ve Çoklu Regresyon yöntemleri karşılaştırmalı olarak uygulanmıştır. Yapay Sinir Ağları yöntemi ile 2030 yılı için oluşturulan senaryolar kapsamında, düşük, orta (referans) ve yüksek talep değerleri sırasıyla 453 TWh, 456,2 TWh ve 493,4 TWh olarak elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlar ışığında, uzun vadeli elektrik enerjisi talep tahminlerinde yöntem seçiminin tahmin çıktıları üzerinde belirleyici bir etkiye sahip olduğu sonucuna varılmıştır (Ülkü ve Yalpır, 2021).

Günay tarafından, Türkiye'nin enerji talebinin tahmin edilmesine yönelik çalışma yürütülmüştür. Gri Kurt Optimizasyonu ile desteklenen Yapay Sinir Ağları modeli diğer yapay zekâ tabanlı yöntemlerle karşılaştırmalı olarak incelenmiştir (Günay, 2016). Çalışmada girdi değişkeni olarak, 1980–2023 dönemine ait Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, nüfus, ihracat ve ithalat verileri kullanılmıştır. Model doğruluğunun değerlendirilmesi amacıyla, Yapay Sinir Ağları–Gri Kurt Optimizasyonu modeli; Yapay Sinir Ağları–Yapay Arı Kolonisi ve Geri Yayılımlı–Yapay Sinir Ağları modelleri ile karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, Yapay Sinir Ağları–Gri Kurt Optimizasyonu yaklaşımının diğer modellere kıyasla daha yüksek tahmin doğruluğu sunduğunu ortaya koymuştur. Bu çalışma, enerji talep tahmininde yapay zekâ tabanlı ve optimizasyon destekli modellerin birlikte kullanılmasının tahmin başarımını artırabileceğini göstermesi bakımından literatüre yöntemsel bir katkı sağlamaktadır ve bu tez kapsamında benimsenen tahmin yaklaşımıyla doğrudan bir uyum göstermektedir (Günay, 2016).

Uzlu ve Dede, aynı çalışmayı yine 1980-2023 yılları arasındaki nüfus, Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, ihracat ve ithalat verilerinden yararlanarak jaya algoritması kullanarak tahmin etmişlerdir (Uzlu ve Dede, 2020).

Ekinci, Türkiye'nin elektrik tüketiminin tahmin edilmesine yönelik çalışmasında Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (ANFIS) yöntemlerini karşılaştırmalı olarak incelemiştir (Ekinci, 2019). Çalışmada 1970–2015 yıllarını kapsayan uzun dönemli elektrik tüketim verileri kullanılmış, YSA modelinin performansı farklı mimariler altında değerlendirilerek gizli katmandaki nöron sayısı 1 ile 15 arasında değiştirilmiştir. Model performanslarının karşılaştırılmasında Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) ölçütü esas alınmış olup, YSA yöntemi için %3,69, ANFIS yöntemi için ise %3,35 MAPE değeri elde edilmiştir. Elde edilen bulgular, ANFIS yönteminin doğrusal olmayan ve karmaşık yapıya sahip elektrik tüketim serilerinde YSA'ya kıyasla daha yüksek tahmin doğruluğu sağlayabildiğini ortaya koymaktadır. Bu yönüyle çalışma, hibrit yaklaşımların enerji talep tahmininde etkinliğini vurgulaması açısından literatüre önemli bir katkı sunmaktadır. Bu tez çalışması da benzer şekilde Türkiye'nin elektrik/enerji talebinin ileriye dönük tahminine odaklanmakta olup, Ekinci 'nin ortaya koyduğu hibrit ve karşılaştırmalı yaklaşımı temel almakta; ancak daha güncel veri setleri ve/veya alternatif tahmin yöntemleri kullanarak mevcut literatürü genişletmeyi amaçlamaktadır (Ekinci, 2019).

Pençe ve arkadaşları, Türkiye'de sanayi sektörüne ait elektrik tüketiminin tahmin edilmesine yönelik çalışmalarında, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından yayımlanan 1970–2016 dönemine ait tüketim verilerini kullanarak yapay sinir ağları (YSA) tabanlı bir tahmin modeli geliştirmiştir (Pençe vd., 2019). Oluşturulan model aracılığıyla 2017–2023 yılları arasındaki sanayi elektrik tüketimi öngörülmüş ve elde edilen tahmin sonuçları, Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi (TEİAŞ) tarafından yayımlanan resmi projeksiyonlar ile karşılaştırılmıştır. Yapılan karşılaştırma sonucunda, model çıktılarının TEİAŞ tahminleriyle yüksek düzeyde paralellik gösterdiği belirlenmiş; bu durum, yapay sinir ağlarının sanayi sektörü gibi yüksek değişkenlik ve doğrusal olmayan dinamikler içeren enerji tüketim serilerinde isabetli tahminler üretebildiğini ortaya koymuştur (Pençe vd., 2019).

3. ENERJİ SİSTEMLERİ, TALEP VE SÜRDÜRÜLEBİLİRLİK

Bu bölümde, enerji kavramı, yenilenebilir ve yenilenemez enerji kaynakları (fosil yakıtlar) incelenerek enerji üretiminde kullanılan başlıca kaynaklar açıklanmıştır.

Enerji sistemlerinin göstergeleri olan kurulu güç, kapasite faktörü, enerji talebi, gerçek ve tahmini değer kavramları tanıtılmıştır. Çalışmada kullanılan ETS ve Holt-Winters yöntemlerinin teorik yapılarına yönelik bilgi verilmiştir. Ayrıca sürdürülebilir enerji, sürdürülebilir enerjiyi destekleyen ülkeler ve enerji yoksulluğu konuları ele alınmıştır.

Son olarak, çalışmanın doğruluk ölçütlerinden olan MAPE, MAE, RMSE ve MSE hata metriklerinin ne olduğu formülleriyle beraber açıklanmıştır.

3.1. Enerji

Enerji, bir sistemin iş üretme kapasitesi olarak tanımlanmaktadır. Enerjinin mekanik, elektriksel, elektromanyetik, kimyasal vb. pek çok türü bulunmaktadır. Ve enerji korunumu koşuluyla bu türlerin birbirine dönüşümü gerçekleşmektedir (Montero, 2023). Bir başka tanımda enerjinin bir sistemin fizikine özgü olduğundan bahsedilmektedir (Coburn ve Farhar, 2004). Başka bir tanımda ise enerjinin medeniyetin temel taşı olması sebebiyle insanların hayatta kalması ve gelişmesiyle paralellik gösteren bir kavram olduğundan bahsedilmektedir (Z. Zhang vd., 2025). Gelişmekte olan ve gelişmiş ülkelerde enerjiye talep ilgi odağı olmaktadır. Enerji, yenilenemez enerji ve yenilenebilir enerji olarak iki şekilde kategorize edilmektedir.

3.1.1. Fosil yakıtlar

Yenilenemez enerji kaynaklarından fosil yakıtlar, doğada kendi kendine üretilmeyen, çevreye ve ozon tabakasına zararı yüksek düzeyde olan, kullanımı esnasında etrafa karbondioksit gibi zararlı gaz salınımında bulunan kaynaklardır. Etrafa karbondioksit salınımı gerçekleştiren ve kendi kendine üretilmeyen enerji türüne yenilenemez enerji adı verilmektedir. Başlıca fosil yakıtları, petrol, doğalgaz, kömür şeklindedir. Türkiye özeline bakılırsa, fosil yakıtlar bazı ülkelere ithal edilmektedir (Özalp, 2025).

3.1.2. Yenilenebilir enerji

Doğada kendi kendini yenileyebilen, çevreye zararı fosil yakıtlara nazaran daha az olan, tükenme riski taşımayan enerji biçimine yenilenebilir enerji denilmektedir. Yenilenebilir enerji sürdürülebilirlik kavramı için tercih edilen birincil kaynaktır. Pek çok

türü vardır. Bunlar güneş, rüzgâr, biyokütle, hidrojen enerjisi, jeotermal enerji vd. şeklinde sıralanabilmektedir.

Burada hem yenilenebilir hem yenilenemez enerji kaynaklarının ilgi alanı olan elektrikle alakalı bazı tanımlardan bahsetmek gerekmektedir.

3.2. Kurulu Güç

Bir ülkenin veya enerji üretim tesisinin, tüm üretim ünitelerinin teorik olarak en yüksek kapasitede çalıştığında üretebileceği elektrik miktarının toplamını ifade etmektedir. Yenilenebilir enerji kaynaklarında, üretim miktarı iklimsel koşullar, kaynak sürekliliği, şebeke entegrasyonu ve bakım süreçlerinden etkilendiği için değişkenlik göstermektedir. Bundan dolayı kurulu güç ile birlikte kapasite faktörü de dikkate alınmalıdır (Deneçli, 2023).

Kurulu güç, yenilenebilir enerji yatırımlarının mevcut potansiyelini ortaya koyarken, enerji politikalarını planlarken, kaynak çeşitliliğini artırırken ve sürdürülebilir kalkınma hedeflerinin gerçekleştirirken dikkate alınan vazgeçilmez bir unsur olmaktadır.

3.3. Kapasite Faktörü

Herhangi bir enerji üretim tesisinin belirlenen zaman diliminde fiilen ürettiği enerji miktarının, eğer tesis durmaksızın nominal (etiket) kapasiteyle çalışsaydı üretebileceği teorik maksimum enerji miktarına oranıdır. Bu oran, tesisin kaynak kullanım verimliliğinin ve kapasitenin ne kadar kullanılabildiğinin göstermektedir (Bolson vd., 2022).

Yenilenebilir enerji projelerinin gerçek üretim etkinliğini değerlendirmek için sadece kurulu güce bakmakla yetinmeyip kapasite faktörü de dikkate alınmalıdır. Örneğin bir rüzgâr santrali yüksek kurulu güce sahip olabilir, fakat rüzgâr hızı düşük veya hava koşulları elverişli değilse kapasite faktörü düşük sonuç verir. Bu yüzden yatırım kararları alırken ve enerji planlaması yaparken kapasite faktörü mutlaka dikkate alınmalıdır (Boccard, 2009).

3.4. Enerji Talebi

Bir ülkenin veya bölgenin belirli bir dönemde ihtiyaç duyduğu toplam enerji miktarına enerji talebi denmektedir. Elektrik Sektörü 'nde enerji talebi, elektrik tüketimi veya elektrik talebi (electricity demand) olarak tanımlanmakta ve genellikle kilovat-saat (kWh), megawat-saat (MWh), gigawat-saat (GWh) ya da terawat-saat (TWh) türünden ölçülmektedir. Elektrik talebi toplam tüketimi kapsar.

Kurulu güç ve enerji talebi kavramları arasında doğrudan bir ilişki bulunmaktadır. Kurulu güç, elektrik üretim kapasitesini ifade ederken; enerji talebi, bu kapasitenin karşılamak zorunda olduğu kullanım ihtiyacını ifade etmektedir. Enerji arz güvenliğinin sağlanabilmesi için kurulu gücün maksimum talebi karşılayacak seviyede olması gerekmektedir. Ancak kapasitenin aşırı yüksek olması durumunda atıl yatırımlar ve ekonomik açıklık ortaya çıkacaktır (International Energy Agency, 2023).

Bu bağlamda, çalışmanın temelini oluşturan 2018–2025 Türkiye elektrik kurulu güç verilerinin 2053 yılına kadar projeksiyonu yapılırken, söz konusu kapasitenin karşılaması gereken enerji talebi göz önünde bulundurulmalıdır. Bu yaklaşım, yalnızca kurulu gücün niceliksel gelişimini değil, aynı zamanda bu kapasitenin ülkenin gelecekteki enerji ihtiyaçlarını karşılamada ne ölçüde yeterli olacağını da değerlendirme imkânı sunacaktır.

Kurulu güç ve enerji talebi arasındaki ilişki, enerji planlamasında kullanılan tahmin yöntemlerinin önemini artırmaktadır. Bu bağlamda, üstel düzeltme (Exponential Smoothing/ETS) ve adını fikir babalarından alan Holt–Winters yöntemleri çalışmanın temelini oluşturmaktadır.

3.5. Gerçek Değer

Bu çalışma için gerçek değer tahmin sonuçlarının karşılaştırılmasında referans alınan değeri ifade etmektedir. Gerçek değer, Türkiye Elektrik İletim A.Ş. tarafından yayımlanan resmi aylık elektrik tüketim istatistiklerini ifade etmektedir (TEİAŞ, 2025).

3.6. Tahmin (Forecasting)

Geçmiş değerleri baz alarak gelecek değerleri öngörme işlemidir. Bu tezde 2018-2025 yıllarına ait elektrik tüketim verileri kullanılarak 2053 yılına kadar üstel düzeltme yöntemleriyle (ETS ve Hot Winters) forecasting yapılmıştır.

3.6.1. ETS yöntemi

ETS (Error–Trend–Seasonal) modeli, üstel düzeltme yöntemlerinin durum uzayı yaklaşımı altında genelleştirilmesiyle Hyndman, Koehler, Ord ve Snyder tarafından geliştirilmiştir. Model ailesi ilk olarak 2000’li yılların başında önerilmiş, 2008 yılında yayımlanan kapsamlı çalışma ile teorik ve uygulamalı çerçevesi netleştirilerek literatürde standart hale gelmiştir (Hyndman vd., 2008). Zaman serilerinden biri olan ETS

yönteminde serinin geçmiş değerlerine bakılarak gelecek tahmin edilmektedir. ETS adı dikkate alındığı üç bileşenden meydana gelmektedir. Bunlar: hata (Error), trend (Trend) ve mevsimsellik (Seasonality) bileşenleridir. Bu yöntem, farklı hata dağılımlarını, trend yapısını ve mevsimsel bileşenlerini esnek bir biçimde birleştirerek tahminleme yapar (Hyndman vd., 2002)

ETS yaklaşımı, zaman serisini üç temel bileşene ayırarak modellemektedir:

- E (Error – Hata bileşeni)
- T (Trend bileşeni)
- S (Seasonal – Mevsimsel bileşen) (Xian vd., 2023)

Bu yöntem, veri setine en uygun kombinasyonu (örneğin ETS(A,A,A), ETS(M,A,N) vb.) otomatik olarak seçme özelliğine sahiptir. ETS yöntemi, özellikle büyük veri setlerinde kullanıcı müdahalesi olmadan uygun model seçimini gerçekleştirmesi sebebiyle avantaj sağlamaktadır (Hyndman, 2011).

y_t : gözlemlenen değer,

l_{t-1} : düzey,

b_{t-1} : eğilim (trend),

s_{t-m} : mevsimsellik bileşeni,

e_t : anlık hata olmak üzere matematiksel olarak ETS yaklaşımında kullanılan model denklem 3.1 ile ifade edilebilir:

$$y_t = l_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m} + e_t \quad (3.1)$$

ETS modelleri, parametre optimizasyonunu yazılım tarafından otomatik olarak gerçekleştirmektedir. Bu durum, özellikle büyük veri setlerinde ve karmaşık serilerde kullanıcı müdahalesine gerek kalmadan doğru modelin seçilmesini mümkün kılmaktadır.

3.6.2. Holt Winters yöntemi

Holt-Winters yöntemi, üstel düzeltme yöntemleri ailesinin en kapsamlı biçimlerinden biri olarak kabul edilir. Üstel düzeltme fikri ilk kez Robert G. Brown tarafından 1950'lerin ortasında uygulanabilir tahmin tekniği olarak geliştirilmiş; bu yaklaşım daha sonra Charles C. Holt tarafından 1957 yılında mevcut düzeyin yanı sıra eğilim değişimini de yakalayacak şekilde genişletilmiştir. Yöntem, seviye (level), trend (trend) ve mevsimsel (seasonal) bileşenler için ayrı düzleştirme parametreleri kullanır. Özellikle trend ve mevsimsellik içeren serilerde tercih edilir (Winters, 1960). Holt-Winters, ETS ailesinin içinde yer alan özel bir modeldir (trend + mevsimsellik + seviye içerir). ETS ise daha geniş bir çerçeve olup, hem Holt-Winters'ı hem de diğer üstel düzleştirme modellerini kapsar (Hyndman ve Athanasopoulos, 2021).

Holt'un çalışması, denklemlerde seviye ve eğilim bileşenlerini ayrı açılarla yumuşatmayı mümkün kılan iki farklı katsayı (α ve β) kullanmıştır. Daha sonra, Peter R. Winters, 1960 yılında Holt'un yöntemi üzerine bir mevsimsellik (seasonality) bileşeni ekleyerek yöntemi "üçlü üstel düzeltme" biçimine genişletmiştir. Bu genişletilmiş form günümüzde Holt-Winters yöntemi adıyla literatürde yer almaktadır. Bu gelişim süreci, trend ve mevsimselliği aynı anda modelleme ihtiyacından doğmuş olup özellikle iş, ekonomi ve çevresel zaman serilerinde kısa orta vadeli tahminler için yaygın şekilde uygulanmaktadır. Holt-Winters modelinin bu evrimi, klasik üstel düzeltme yönteminin bir uzantısı olarak kabul edilir ve çeşitli uygulama alanlarında uzun süredir kullanılmaktadır (Exponential Smoothing, 2026).

Holt-Winters yöntemi hem toplayıcı (additive) hem de çarpıcı (multiplicative) formda uygulanabilmektedir. Bu yöntemde parametreler kullanıcı tarafından belirlenmekte veya optimize edilmektedir. Bu durum yöntemin esnekliğini artırsa da parametre seçiminin doğruluğu modelin performansını doğrudan etkilemektedir.

α (alfa): düzey katsayısı

β (beta): trend katsayısı

γ (gamma): mevsimsellik katsayısı

I_t : düzey,

b_t : eğilim (trend),

S_t : mevsimsellik bileşeni,

$\hat{y}_{(t+h)}$: h adım sonrasına ait tahmin değeri olmak üzere;

Matematiksel olarak, toplamsal Holt-Winters modeli aşağıdaki denklemlerle ifade edilmektedir:

$$l_t = a(y_t - S_{t-m}) + (1 - a)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3.2)$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (3.3)$$

$$s_t = \gamma(y_t - l_t) + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (3.4)$$

$$\hat{y}_{t+h} = l_t + hb_t + s_{t+h} - m(k + 1) \quad (3.5)$$

Holt-Winters yönteminin en önemli özelliği, parametrelerin kullanıcı tarafından belirlenmesi ya da optimizasyon algoritmalarıyla ayarlanması gerekliliğidir. Bu durum yöntemin esnekliğini artırırken, aynı zamanda yanlış parametre seçimi durumunda tahmin doğruluğunu azaltabilmektedir (Winters, 1960).

3.7. Sürdürülebilir Enerji

Sürdürülebilir enerji, günümüzün enerji gereksinimlerini karşılarken gelecekteki nesillerin enerji ihtiyacını tehlikeye atmayan enerji üretim ve tüketim biçimlerini ifade etmektedir. Bu kavram, sürdürülebilir kalkınma anlayışından türetilmiş olup, çevresel, ekonomik ve sosyal alanda enerji sistemlerinin uzun vadeli kullanımını hedeflemektedir. Sürdürülebilir enerji uygulamaları; sera gazı emisyonlarını minimize etmeyi, kaynakların tükenmesini engellemeyi, enerji verimliliğini artırmayı ve enerjiye adil erişimi sağlamayı amaçlamaktadır. Böylelikle hem bugünkü enerji talebini dengeli bir şekilde karşılar hem de ekolojik dengeyi ve insan refahını uzun süre koruyacak bir enerji altyapısı oluşturmuş olur (Halawa, 2024). Dünya genelinde sürdürülebilir enerji politikalarını destekleyici kararlar alınmakta yasal düzenlemeler oluşmaktadır. Sürdürülebilir enerjiyi destekleyen başlıca ülkeler vardır.

3.7.1. Sürdürülebilir enerjiyi destekleyen ülkeler

Sürdürülebilir enerjiyi destekleyen ülkeler arasında Avrupa Birliği ülkeleri yer almaktadır. Avrupa Birliği, Yeşil Mutabakat çerçevesinde 2030 yılı için sera gazı emisyonlarını % 55 oranında azaltmayı amaçlamakta 2050 yılına kadar da iklim-nötr olmayı hedeflemektedir (European Commission, 2025).

Amerika Birleşik Devletleri 'nin 2053 yılına kadar yenilenebilir enerjiyi kaynaklarının arttırılması ve bu çerçevede nötr-karbon hedefinin yer alması öngörülmektedir (Department of Energy, t.y.). 2023 yılında Amerika Birleşik Devletleri'ne yenilenebilir enerjinin payı % 21 oranındaydı (ABD Enerji Bilgi İdaresi, t.y.).

Çin, dünyada en çok enerji kullanımına sahip olan ülkelerin başında gelmektedir. Yenilenebilir ve sürdürülebilir enerjiye geçişin sağlanması ve iklim değişikliği ile mücadele edilmesi hedefleriyle oluşturulan uluslararası düzenlemeler arasında 2005 yılında yürürlüğe konulan Kyoto Protokolü yer almaktadır (Ataçay, 2023). Çin Devlet Başkanı Xi Jinping, 2020 yılında Birleşmiş Milletler İklim Değişikliği Zirvesi kapsamında yapmış olduğu açıklamada 2030 yılına kadar karbon yoğunluğunun yüzde 65'ten fazla bir oranda azaltılacağı, rüzgâr ve güneş enerjisi kapasitesini 1200 gigawattan fazlasına çıkarılacağı hedeflerini açıklamıştır (Reuters, 2020).

Türkiye Ulusal Enerji Planı'nda birincil enerji tüketim kaynağı olarak %16 olan yenilenebilir enerji oranının 2035'te yaklaşık %24'e çıkarılması ve elektrik üretimindeki kurulu güç içerisindeki oranın da yaklaşık %65'e çıkarılmasını hedeflemektedir (Duran, 2025). Türkiye, 2021 yılında Paris Anlaşması'na taraf olarak 2053'te net sıfır sera gazı emisyonu hedefini ilan etmiştir. Bu çerçevede hazırlanan "Türkiye'nin Karbonsuzlaşma Yol Haritası 2053'te Net Sıfıra Doğru" raporu ekonominin tüm sektörlerini kapsayan bir modelleme çalışmasına dayanmaktadır. 2035'e kadar kömürden kademeli çıkış ve yıllık yaklaşık 10 GW güneş/rüzgâr yatırımı öngörülmektedir. 2053'te yenilenebilir enerjilerin üretimdeki payın %70'in üzerine çıkması hedeflenmektedir (Sabancı Üniversitesi İstanbul Politikalar Merkezi, 2025).

3.8. Enerji Yoksulluğu

Enerji yoksulluğu, bir hanenin yeterli düzeyde enerji kullanımına ulaşamaması ve bu nedenle temel ihtiyaçlarını karşılayamaması durumunu ifade etmektedir. Yalnızca gelişmekte olan ülkelerde değil, küresel ölçekte karşılaşılan sosyal ve ekonomik kritik bir sorun olarak değerlendirilmektedir (Martínez-Soto vd., 2025).

Enerjiye erişimi iyileştirmek enerji yoksulluğunu ortadan kaldırır. Son zamanlarda enerji yoksulluğunu ölçmek için hazırlanmış çok boyutlu yaklaşımlar son ilgi çekmektedir. Bunlar; Çok Boyutlu Enerji Yoksulluğu Endeksi (MEPI) (Nussbaumer vd., 2012) ve Hanehalkı Enerji Yoksulluğu Endeksi (HEPI) (Gupta vd., 2020) gibi enerji kullanımının çeşitli boyutlarında yoksunluğun nicelleştirilmesine vurgu yapan endekslerdir. Bu endeksler, elektriğe erişimi, temiz pişirme teknolojilerine erişimi,

yakıtlara erişimi, enerji hizmetlerinin uygun fiyatlı olması ve güvenilir olması gibi enerji yoksunluğunun çeşitli yönlerini bütünleştirmektedir (Sanchez-Solis vd., 2025).

3.9. Tahmin Performans Ölçütleri

3.9.1. Ortalama mutlak yüzde hata (MAPE)

Farklı veri setleri veya modeller arasında hata karşılaştırması yapmak için kullanılan ortalama mutlak yüzde hata (Mean Absolute Percentage Error) 3.6 numaralı denklemde gösterilmiştir:

$$MAPE = (100 / n) \sum |(Y_t - \hat{Y}_t) / Y_t| \quad (3.6)$$

3.9.2. Ortalama mutlak hata (MAE)

Tahmin modelinin genel hata seviyesini basit şekilde değerlendirmek için kullanılan ortalama mutlak hata (Mean Absolute Error) 3.7 numaralı denklem ile ifade edilmiştir:

$$MAE = (1/n) \sum |Y_t - \hat{Y}_t| \quad (3.7)$$

3.9.3. Kök ortalama karesel hata (RMSE)

Tahmin hatalarının karelerinin ortalamasının karekökünü alınarak hesaplanan kök ortalama karesel hata (Root Mean Squared Error) 3.8 numaralı denklemde verilmiştir:

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) \left[\sum (Y_t - \hat{Y}_t)^2\right]} \quad (3.8)$$

3.9.4. Ortalama kare hata (MSE)

Tahmin modellerinde hata dağılımının büyüklüğünü görmek için kullanılan ortalama kare hata (Mean Squared Error) 3.9 numaralı denklem ile ifade edilmiştir:

$$MSE = (1 / n) \sum (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (3.9)$$

4. MATERYAL YÖNTEM

Bu çalışmada 2018 yılından itibaren 2025 yılı kasım ayı dahil olmak üzere TEİAŞ'dan alınmış olan Türkiye'nin aylık elektrik tüketim verilerinden yararlanarak 2025 yılından 2053 yılına kadar ETS yöntemi ve Holt Winters yöntemiyle Türkiye'nin aylık elektrik talep tahmini gerçekleştirilmiştir. Talep tahmini sonuçları MATLAB programında doğrulanmıştır. Daha sonra 2053 yılı için çıkan sonucu kullanarak senaryo (iyi-orta-kötü) olmak üzere üç farklı senaryo geliştirilmiştir. Senaryo, nüfus duyarlılığı (nüfus hassasiyeti) formülüyle gerçekleştirilmiştir. Nüfus hassasiyeti (nüfus duyarlılığı) analizinde kullanılmak üzere ilgili yıllara ait nüfus verilerinden yararlanılmıştır. Aralık 2025 verisi, çalışmanın yürütüldüğü dönemde henüz yayımlanmadığı için analiz kapsamına dahil edilmemiştir. Türkiye'nin 2053 yılına yönelik elektrik enerjisi stratejisinin oluşturulmasına temel teşkil edecek uzun dönemli elektrik tüketim tahminleri gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada makine öğrenmesi tabanlı yöntemler yerine, yorumlanabilirliği yüksek ve uzun dönem projeksiyonlarda yaygın olarak kullanılan istatistiksel zaman serisi yöntemleri tercih edilmiştir. Elektrik tüketim verileri zaman serisi analizine uygun biçimde düzenlenmiş olup, herhangi bir eksik gözlem içermemektedir. Elde edilen veriler ışığında 2053 yılı enerji talebi çeşitli yenilenebilir enerji kaynaklarıyla (güneş, rüzgâr vb.) elde edilmesi adına senaryo geliştirilmiştir. Çalışmada kullanılan materyaller ve uygulanan yöntemler bu bölümde ayrıntılı olarak sunulmaktadır.

4.1. Yöntem

Bu çalışmada, uzun dönem elektrik enerjisi talep tahminlerinin gerçekleştirilmesi amacıyla zaman serisi analiz yöntemleri (ETS ve Holt Winters) kullanılmıştır. Uygulanan yöntemler ve analiz adımları aşağıda sunulmaktadır.

4.1.1. Zaman serisi tahmin yöntemleri

Elektrik tüketim verilerinin modellenmesinde, üstel düzeltme tabanlı iki farklı zaman serisi yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemler ETS (Exponential Triple Smoothing) ve Holt-Winters yöntemleridir. Bu çalışmada, zaman serisi tahmininde kullanılan iki temel yöntem olan Exponential Triple Smoothing (ETS) ve Holt-Winters yaklaşımları metodoloji kapsamında karşılaştırmalı olarak ele alınmıştır. Her iki yöntem de trend ve mevsimsellik içeren seriler için öngörü gücü yüksek yöntemler arasında yer almaktadır.

Ancak, parametre belirleme ve model esnekliği açısından önemli farklılıklar bulunmaktadır. Bu farklılıklar öncelikli olarak model yapısının belirlenme sürecinde ortaya çıkmaktadır. ETS yöntemi, hata, trend ve mevsimsellik bileşenlerinin toplumsal ve çarpımsal yapılarını otomatik olarak tanımlayabilen veri odaklı bir yaklaşım sunmaktadır. Holt- Winters ise, model bileşenlerinin yapısını önceden tanımlamayı gerektirmekte olup, mevsimsellik ve trend bileşenleri kullanıcı tarafından belirlenmektedir.

Parametre optimizasyonu açısından ele alındığında, ETS yönteminde parametreler otomatik olarak tahmin edilmekte ve en uygun model bilgi kriteri yardımıyla seçilmektedir. Holt-Winters yönteminde ise düzeltme katsayılarının belirlenmesi daha sınırlı bir optimizasyon sürecine dayanmakta olup, model performansı büyük ölçüde seçilen yapı varsayımlarına bağlıdır.

4.2. Hesaplama

Hesaplamalar Microsoft Excel programında gerçekleştirilmiştir. Hesaplama sonuçları MATLAB programında doğrulanmıştır. Bölüm 3.6.1.'deki ETS formüllerini formül kısmına yazarak ETS tahmini yapılmıştır. Bölüm 3.6.2.'deki Holt-Winters formüllerini kullanarak Holt- Winters tahmini gerçekleştirilmiştir. Tahmin girdi verisi olarak 2018 ocak -2025 kasım ayı dahil olmak üzere ,8 yılın aylık elektrik tüketim gerçek değerleri kullanılmıştır.

4.2.1. Gerçek değer verileri

Bu çalışmada gerçek değer verileri olarak Türkiye'nin aylık elektrik tüketim verileri kapsamında, 2018-2025 yıllarına ait veriler kullanılmıştır. Çalışma esnasında 2025 yılı aralık ayına ait tüketim verileri henüz yayımlanmadığından, 2025 yılına ait tüketim verileri Ocak 2025- Kasım 2025 'dönemini kapsamaktadır.

4.2.2 ETS ile tahmin yöntemi

Bu çalışmada zaman serisi tahmin yöntemlerinden ETS ve Holt -Winters yöntemi kullanılmıştır. ETS yöntemine dair açıklamalar aşağıda yer almaktadır.

L_t : Seviye (level),

T_t : Eğilim (trend),

S_t : Mevsimsellik (Seasonality),

$\hat{Y}_{t+h}$: Tahmin (h-adım ileri) olmak üzere gerçek değerlerden faydalanarak ETS tahminleme denklemleri aşağıda verilmiştir:

$$L_t = a(Y_t - S_{t-m}) + (1 - a)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (4.1)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (4.2)$$

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-m} \quad (4.3)$$

$$\hat{Y}_{t+h} = L_t + hT_t + S_{t+h-m} \quad (4.4)$$

Microsoft Excel yazılımında yer alan TAHMİN.ETS (FORECAST.ETS) fonksiyonu ve ETS formülleri (denklem 4.1-4) kullanılarak uygulanarak ETS tahminleri elde edilmiştir. İlgili fonksiyon, zaman serisindeki trend ve mevsimsellik bileşenlerini otomatik olarak belirler ve buna bağlı olarak ileriye dönük tahminler üretmektedir. Gerçek değerleri kullanarak kestirim yapabilmek için kullanılan denklemleri aşağıda verilmiştir:

$$l_t = a(y_t - s_{t-m}) + (1 - a)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (4.5)$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (4.6)$$

$$s_t = \gamma(y_t - l_t) + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (4.7)$$

$$\hat{y}_{t+h} = l_t + hb_t + s_{t+h} - m(k + 1) \quad (4.8)$$

4.2.3. Holt-Winters ile tahmin yöntemi

Holt-Winters tahmini ETS formüllerinin geliştirilmesiyle elde edilmiştir.

$$l_t = a(y_t - s_{t-m}) + (1 - a)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (4.5)$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (4.6)$$

$$s_t = \gamma(y_t - l_t) + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (4.7)$$

$$\hat{y}_{t+h} = l_t + hb_t + s_{t+h} - m(k + 1) \quad (4.8)$$

Yukarıda yer alan eşitlikler (Denklem 4.5-8) uygulanarak Holt-Winters tahmini değerleri elde edilmiştir. Holt Winters denklemleri Bölüm 3.6.2’de yer alan Holt Winters yöntemi başlıklı açıklamanın altında detaylı olarak incelenmiştir.

4.3. Uzun Dönem Elektrik Tüketim Tahminleri

Model performans değerlendirmesi sonucunda uzun dönem tahmin sonuçlarında daha mantıklı sonuç vermesinden dolayı ETS yöntemi ile elde edilen verilerin tahmin performans ölçütlerinden geçmesi kararlaştırılmıştır. 2053 yılı aralık ayına kadar aylık elektrik tüketim tahminleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen tahmin sonuçları, uzun dönem enerji stratejisinin oluşturulmasına girdi sağlamak amacıyla değerlendirilmiştir. ETS yöntemi kullanılarak yapılan tahminler sonucunda elde edilen veriler ışığında ,2053 yılı için yıllık toplam elektrik talebinin yaklaşık 578,7 TWh (578.669,33 GWh) seviyesinde gerçekleşeceği öngörülmüştür.

4.4. Model Performansının Değerlendirilmesi

Tahmin modellerinin başarısı, literatürde yaygın olarak kullanılan hata ölçütleri yardımıyla değerlendirilmiştir. Bu kapsamda, Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE), Ortalama Kare Hata (MSE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) ölçütleri kullanılmıştır.

4.4.1. Ortalama mutlak yüzde hata

Farklı veri setleri veya modeller arasında hata karşılaştırması yapmak için kullanılır. Aşağıdaki formül kullanılarak hesaplanmıştır (Hyndman ve Koehler, 2006).

MAPE:Eşitlik 3.6 ‘daki denklem kullanılmıştır.

Bu çalışmada ETS yapılan tahmin sonucu elde edilen değerlerden 2024 yılı ocak-aralık ayına kadarki gerçek verilerle karşılaştırarak bulunan ortalama mutlak yüzde hata %2,61olarak hesaplanmıştır.

4.4.2. Ortalama mutlak hata

Tahmin modelinin genel hata seviyesini basit şekilde değerlendirmek için kullanılır (Hyndman ve Koehler, 2006). Benzer şekilde aşağıdaki denklem yardımıyla elde edilen veriler kullanılarak hesaplanmıştır.

MAE:Eşitlik 3.7'denki denklem kullanılmıştır.

Bu çalışmada ETS yöntemi kullanılarak elde edilen gerçek veriler ve tahmin değerleri karşılaştırılarak hesaplanan 2024 yılı ortalama ortalama mutlak hata 836,80 GWh olarak hesaplanmıştır.

4.4.3. Kök ortalama karesel hata

RMSE kavramı ise diğer hata hesaplama formülünü bir adım daha ilerleterek tahmin hatalarının karelerinin ortalamasının karekökünü alır ve aşağıdaki formülle hesaplanır (Hyndman ve Koehler, 2006):

RMSE:Eşitlik 3.8'deki denklem kullanılmıştır.

Bu çalışmada ETS yapılan tahmin sonucu 2024 yılı ortalama kök ortalama karesel hata değeri 928,62 GWh olarak hesaplanmıştır.

4.4.4. Ortalama kare hata

MAE ise tahmin modellerinde hata dağılımının büyüklüğünü görmek için kullanılır ve aşağıdaki denklem yardımıyla bulunabilir (Hyndman ve Koehler, 2006).

MSE: Eşitlik 3.9'daki denklem kullanılmıştır.

Bu çalışmada ETS yapılan tahmin sonucu elde edilen verilerden hesaplanana ortalama kare hata 862 326,12(GWh²) olarak hesaplanmıştır.

4.5. Nüfus Duyarlılığının Enerji Talebine Etkisi Analizi

Bu çalışmada, nüfus artışının enerji tüketimi üzerindeki etkisini nicel olarak değerlendirmek amacıyla nüfus duyarlılığı (PS) yaklaşımı kullanılmıştır. Nüfus duyarlılığı katsayısı, enerji tüketimindeki göreceli değişimin nüfustaki göreceli değişime olan duyarlılığını ifade etmekte olup aşağıdaki eşitlik ile tanımlanmaktadır:

$$P_s = \frac{\frac{0}{0}\Delta E}{\frac{0}{0}\Delta P} \quad (4.9)$$

Eşitlik 4.9 'da;

Ps: Population sensitivity katsayısını,

%ΔE: Enerji tüketimindeki yüzdesel değişimi,

%ΔP: Nüfustaki yüzdesel değişimi ifade etmektedir.

Enerji ve nüfus verileri için yüzdesel değişimler sırasıyla aşağıdaki eşitlikler kullanılarak hesaplanmıştır:

$$\% \Delta E = \frac{E_t - E_{t-1}}{E_{t-1}} \times 100 \quad (4.10)$$

$$\% \Delta P = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \times 100 \quad (4.11)$$

Burada;

E_t ve E_{t-1} sırasıyla t ve $t - 1$ yıllarındaki enerji tüketimini (GWh),

P_t ve P_{t-1} ise ilgili yıllardaki nüfus değerlerini göstermektedir.

4.5.1. 2053 yılı için senaryo tabanlı enerji tahmini eşitliği

Elde edilen nüfus duyarlılığı katsayısı kullanılarak farklı nüfus artış senaryoları için enerji tüketimindeki yüzdesel değişim aşağıdaki şekilde hesaplanmıştır:

$${}^0/_0 \Delta E_{2053} = P_s \times \% \Delta P_{senaryo} \quad (4.12)$$

Son olarak, 2053 yılı enerji tüketimi, baz yıl enerji tüketimi üzerinden aşağıdaki eşitlik yardımıyla tahmin edilmiştir:

$$E_{2053} = E_{baz} \times \left(1 + \frac{\% \Delta E_{2053}}{100}\right) \quad (4.13)$$

Bu çalışmada baz yıl olarak 2025 yılı elektrik enerji tüketimi alınmıştır.

Analizde, bir önceki yılın verisine ihtiyaç duyulması nedeniyle 2017 yılına ait elektrik tüketim verisinin bulunmaması sebebiyle 2018 yılı hesaplamalara dahil edilmemiştir.

Bu kapsamda, 2019–2025 dönemine ait yedi yıllık nüfus duyarlılığı değerleri hesaplanmış ve bu değerlerin ortalaması alınarak 2053 yılı için iyi, orta ve kötü olmak üzere üç farklı senaryo oluşturulmuştur.

Bu çalışmada negatif değerlerin yön bilgisinden kaynaklandığı göz önüne alınarak, duyarlılığın büyüklüğünü temsil eden mutlak değerler kullanılmıştır.

Geleceğe yönelik senaryo analizinde, geçmiş dönemi temsil eden tek bir duyarlılık katsayısına ihtiyaç duyulduğu için yıllık PS değerlerinin ortalaması alınmıştır. Bir önceki yılın verileri kullanıldığı için 2018 değerleri hesaplanamamıştır. Mutlak $PS=0,88$ çıkmıştır.

4.6. Nüfus Duyarlılığı Katsayısının Belirlenmesi

Nüfus duyarlılığı katsayısı, 2018–2025 yılları arasındaki yıllık enerji tüketimi ve nüfus verileri kullanılarak hesaplanmıştır. Her yıl için elde edilen nüfus duyarlılığı katsayısı (population sensitivity/PS) değerleri incelenmiş ve uç değerlerin etkisini azaltmak amacıyla ortalama nüfus duyarlılığı katsayısı hesaplanmıştır. Bu çalışma kapsamında kullanılan ortalama nüfus duyarlılığı katsayısı $PS = 0,88$ olarak belirlenmiştir.

Bu çalışmada nüfus duyarlılığı katsayısının sabit alınmasının temel nedeni, uzun dönemli projeksiyonlarda nüfus–enerji ilişkisinin ortalama eğilimini temsil eden bir parametre elde etmektir. Yıllara göre hesaplanan PS değerleri kısa vadede dalgalanma gösterebilmekte olup, bu dalgalanmalar ekonomik krizler, iklim koşulları veya geçici politik etkilerden kaynaklanabilmektedir. Bu nedenle, uzun vadeli enerji talep tahminlerinde daha kararlı ve genellenebilir sonuçlar elde edebilmek amacıyla PS katsayısı sabit kabul edilmiş ve ortalama değer üzerinden senaryo analizleri gerçekleştirilmiştir.

4.7. İyi-Orta-Kötü Senaryoda Enerji Tüketimi Tahmini

Belirlenen nüfus duyarlılığı katsayısı kullanılarak, 2053 yılı için üç farklı nüfus artış senaryosu oluşturulmuştur. Bu senaryolar;

- %5 nüfus artışı (iyi senaryo),
- %10 nüfus artışı (orta senaryo),
- %20 nüfus artışı (kötü senaryo)

olarak tanımlanmıştır.

Her bir senaryo için enerji tüketimindeki yüzdesel değişim denklem 4.14 yardımıyla hesaplanmıştır:

$$\frac{\Delta E_{2053}}{E_{2025}} = P_s \times \% \Delta P_{senaryo} \quad (4.14)$$

Elde edilen yüzdesel değişimler, baz yıl olarak alınan 2025 yılı enerji tüketimi üzerine uygulanarak 2053 yılı enerji tüketimi denklem 4.15 ile tahmin edilmiştir:

$$E_{2053} = E_{2025} \times \left(1 + \frac{\% \Delta E_{2053}}{100}\right) \quad (4.15)$$

Bu eşitlik sonucu oluşan üç senaryo Çizelge 4.9’de yer almaktadır.

$PS = 0,88 < 1$ ‘da enerji tüketimi, nüfus artışından biraz daha hızlı artıyor.

Nüfus %20 artarsa enerji yaklaşık %23 artıyor.

Geçmiş dönem verilerinden hesaplanan nüfus duyarlılığı katsayısı ($PS=0,88$) kullanılarak, 2025–2053 dönemi için nüfus artışına dayalı üç farklı senaryo oluşturulmuştur. İyi, orta ve kötü senaryolarda nüfusun sırasıyla %5, %10 ve %20 artması durumunda enerji tüketiminin 2053 yılında 350.157 GWh, 368.982 GWh ve 406.634 GWh seviyelerine ulaşacağı öngörülmüştür.

Bu kapsamda, %5, %10 ve %20 oranlarında nüfus artışı varsayılarak sırasıyla iyi, orta ve kötü senaryolar tanımlanmıştır. Nüfus artış oranları, hesaplanan nüfus duyarlılığı katsayısı yardımıyla enerji tüketimindeki göreceli değişime dönüştürülmüş ve elde edilen

yüzde değişimler 2025 yılı enerji tüketimi baz alınarak 2053 yılı için izdüşümü elde edilmiştir.

4.8. Yenilenebilir Enerji Arz Planlaması

Çalışmanın temel materyalini, Türkiye'ye ait aylık toplam elektrik tüketim verileri oluşturmaktadır. Veri seti, Ocak 2018 – Kasım 2025 dönemini kapsamaktadır. Aralık 2025 verisi, çalışmanın yürütüldüğü dönemde henüz yayımlanmadığı için analiz kapsamına dahil edilmemiştir.

Elektrik tüketim verileri, zaman serisi analizine uygun şekilde düzenlenmiş ve herhangi bir eksik gözlem içermemektedir. Ayrıca, nüfus hassaslığı (nüfus duyarlılığı) analizinde kullanılmak üzere ilgili yıllara ait nüfus verilerinden yararlanılmıştır.

Uzun dönem elektrik tüketim tahminleri ve nüfus duyarlılığı analizi sonuçları birlikte değerlendirilerek, 2053 yılı için yenilenebilir enerji kaynaklarına dayalı bir arz planlaması geliştirilmiştir. Bu planlama kapsamında iki farklı senaryo tasarlanmıştır. Senaryo A'da güneş enerjisi %50, rüzgâr enerjisi %30, hidroelektrik enerjisi %10, jeotermal enerjisi %5, biyokütle enerjisi ve diğer %5 oranında paylaştırılmıştır. Senaryo B 'de güneş enerjisi %50, rüzgâr enerjisi %30, jeotermal enerji %10, hidro enerji %5, biyokütle ve diğer %5 oranında paylaşılacağı öngörülmüştür.

5. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

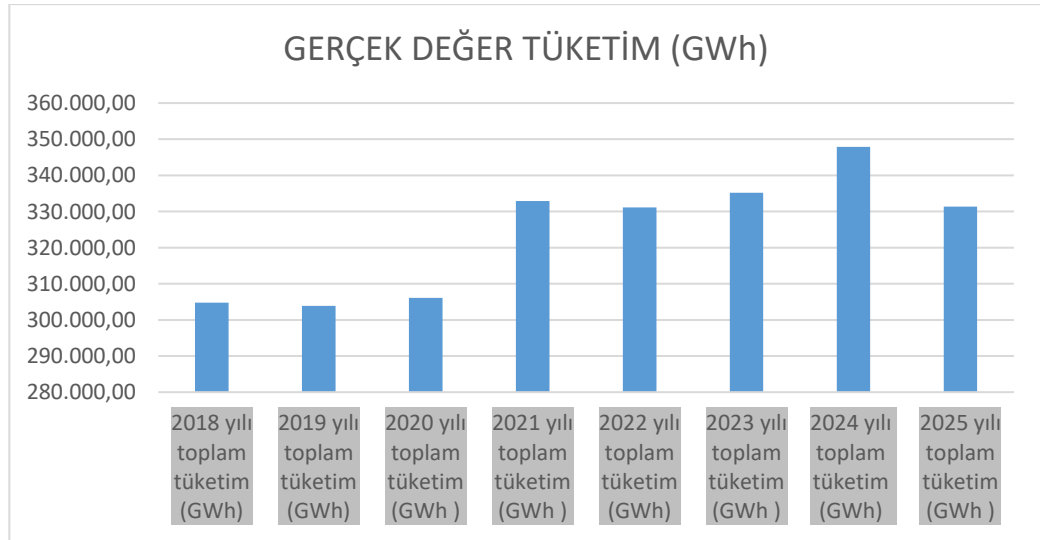
Bu bölümde, TEİAŞ’tan alınan (EPIAŞ Şeffaflık Platformu üzerinden) 2018–2025 dönemi aylık elektrik tüketim verileri kullanılarak, üstel düzeltme yöntemlerinden ETS ve Holt–Winters modelleri ile 2053 yılına kadar uzanan Türkiye uzun dönem elektrik talep tahmin sonuçları sunulmaktadır. Çalışmanın yürütüldüğü zaman diliminde 2025 yılı aralık ayına ait verilerin henüz yayımlanmamış olması nedeniyle, analizlerde 2018–2025 Kasım ayı dahil edilerek oluşturulan veri seti kullanılmıştır. Elde edilen elektrik talep projeksiyonlarının enerji planlaması üzerindeki olası etkileri bu bölümde değerlendirilmekte ve tartışılmaktadır.

5.1. Gerçek Değer Verileri

Çizelge 5.1’ de yer alan gerçek değerler esas alınarak tahminleme çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Çalışma esnasında 2025 yılı aralık ayına ait tüketim verileri henüz yayımlanmadığından, 2025 yılına çalışma verileri Ocak 2025- Kasım 2025 ‘dönemini kapsamaktadır.

Çizelge 5.1. 2018-2025 yılları toplam elektrik tüketim değerleri

YILLAR	GERÇEK DEĞER YILLIK TOPLAM TÜKETİM (GWh)
2018 Yılı Toplam Tüketim	304.801,88
2019 Yılı Toplam Tüketim	303.897,56
2020Yılı Toplam Tüketim	306.108,97
2021 Yılı Toplam Tüketim	332.871,18
2022 Yılı Toplam Tüketim	331.105,19
2023 Yılı Toplam Tüketim	335.167,53
2024Yılı Toplam Tüketim	347.920,56
2025 Yılı Toplam Tüketim	331.331,1



Şekil 5.1. 2018-2025 yıllarına ait yıllık gerçek elektrik tüketim değerleri sütun grafiği

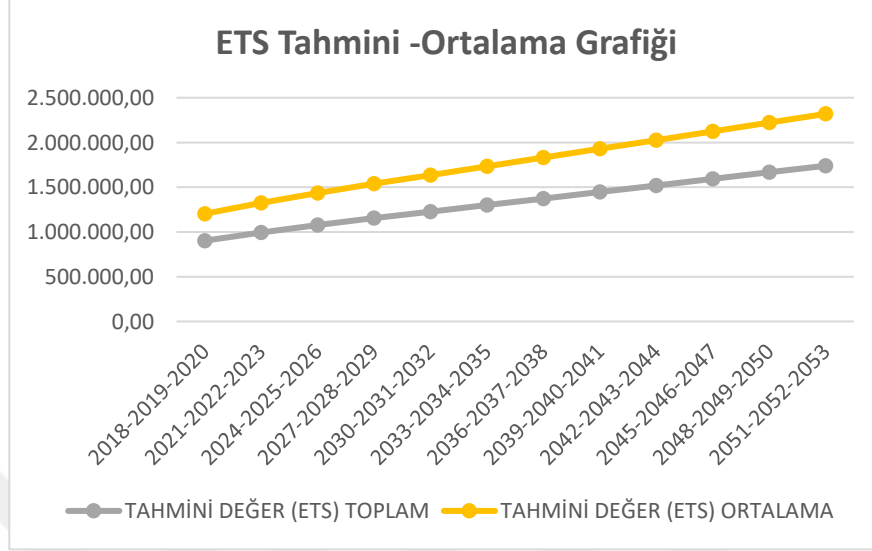
Daha düzgün görünmesi için aylık elektrik tüketim verilerinin üç yıllık değerlerinin ortalaması alınmıştır. Değerler Çizelge 5.2’te bulunmaktadır.

Çizelge 5.2. ETS yöntemi kullanılarak 2018-2053 yılı elektrik tüketiminin üçer yıllık tahmin sonuçları

	Gerçek Değer (Üç Yılın Ortalaması)	Tahmini Değer (ETS) Toplam	Tahmini Değer (ETS) Ortalama
2018-2019-2020	304936,1384	902541,77	300847,2577
2021-2022-2023	333047,9698	994561,28	331520,4251
2024-2025-2026	173487,9486	1.073.733,56	357911,1865
2027-2028-2029	—	1.147.012,701	382337,5669
2030-2031-2032	—	1.217.691,907	405897,3022
2033-2034-2035	—	1.288.371,568	429457,1892
2036-2037-2038	—	1.359.051,001	453017,0004
2039-2040-2041	—	1.429.730,435	476576,8115
2042-2043-2044	—	1.500.409,868	500136,6227
2045-2046-2047	—	1.571.089,301	523696,4338
2048-2049-2050	—	1.641.768,735	547256,245
2051-2052-2053	—	1.712.448,168	570816,0561

Şekil 5.2’te elektrik tüketimine ilişkin tahmin sonuçlarında neredeyse düz yönlü lineer bir artış eğilimi gözlemlenmektedir. Bu durum ETS yönteminin uzun vadeli tahminlerde daha öngörülebilir ve istikrarlı sonuçlar sunduğunu göstermektedir. 2053 yılına yönelik elektrik tüketim tahminleri uzun vadeli bir yaklaşım gerektirdiğinden, ETS

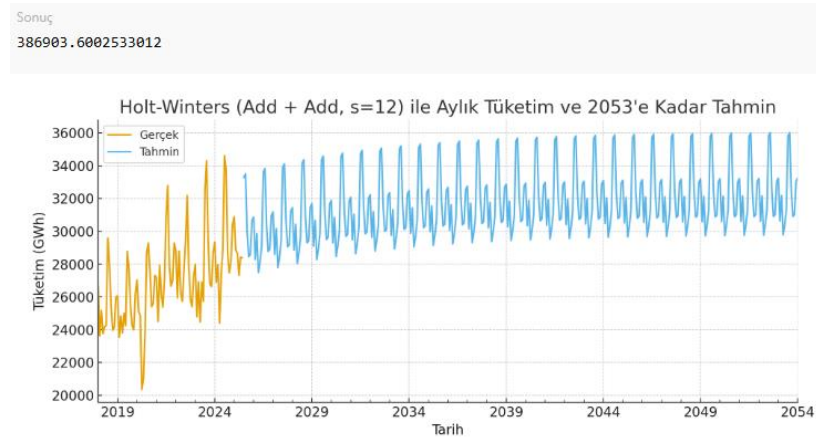
yöntemi bu çalışma kapsamında daha tutarlı bir tahmin yöntemi olarak değerlendirilmektedir.



Şekil 5.2. ETS yöntemi kullanılarak elde edilen elektrik tüketimi verilerinin üçer yıllık toplam ve ortalama tahmin grafiği

5.2. Holt Winters Yöntemiyle Elde Edilen Sonuçlar

Şekil 5.3'te Holt-Winters yöntemiyle elde edilen 2018-2053 yılları arası elektrik tüketimi tahmini yer almaktadır. Model, geçmiş verilerde gözlenen aylık mevsimsel dalgalanmaları yansıtırken, 2053 yılına kadar olan süreçte tüketimin öngörülebilir ve artan bir trend izlediğini göstermektedir.



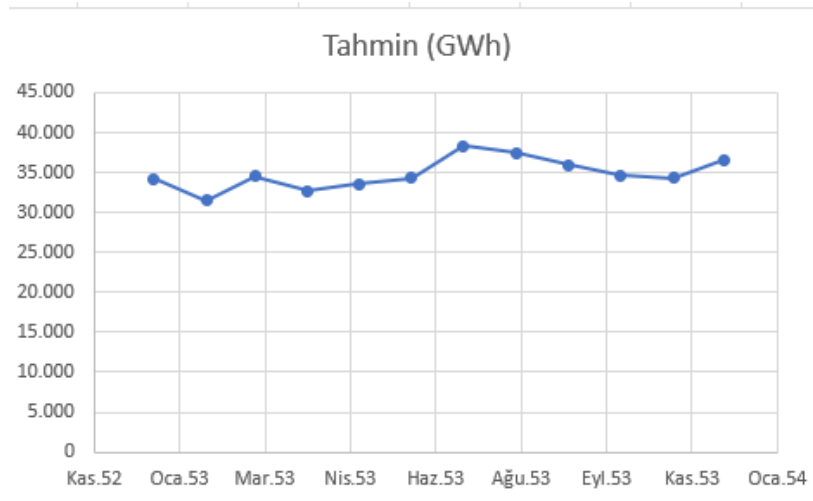
Şekil 5.3. 2018-2053 yılı Holt- Winters tahmin grafiği

Holt-Winters yöntemine göre 2053 yılı elektrik tüketimi tahmininin toplam değeri yaklaşık olarak 386.904 GWh olarak bulunmuştur. 2053 yılı ay bazında değerler Çizelge 5.3 'te yer almaktadır.

Çizelge 5.3. 2053 yılı Holt-Winters yöntemiyle tahmin edilen aylık ve toplam elektrik tüketim değerleri

Ay	Enerji tüketim tahmini (GWh)
Ocak	34.162
Şubat	31.485
Mart	34.509
Nisan	32.668
Mayıs	33.595
Haziran	34.292
Temmuz	38.275
Ağustos	37.482
Eylül	35.912
Ekim	34.604
Kasım	34.293
Aralık	36.626
Toplam	~386.904

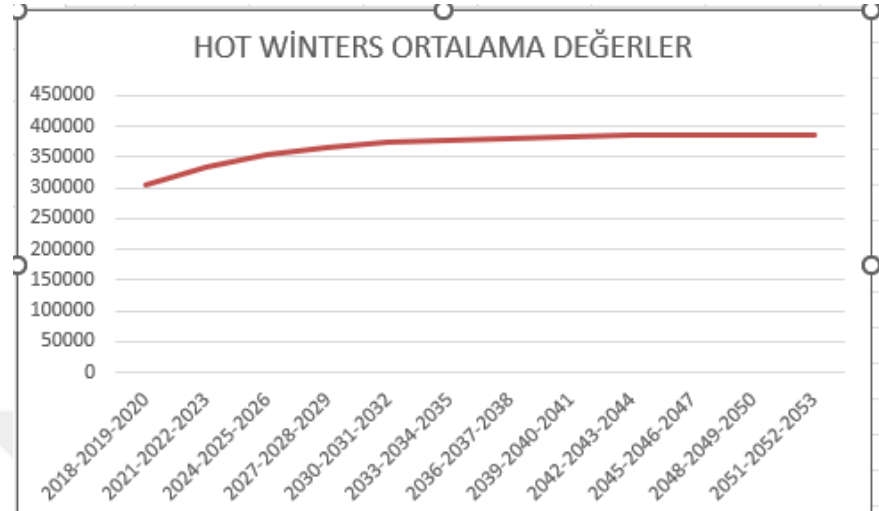
Bu hesaplamada aylık frekans, additif trend + additif mevsimsellik (12 ay) ve sönümlü trend ile Holt-Winters modelini kurup 2053 yılı aralık ayına kadar ileri projeksiyon gerçekleştirilmiş olup 2053 yılına özel çizelgedeki veriler kullanılarak 12 aylık tahminler toplanarak yıllık toplam tüketim tahmin edilmiştir.



Şekil 5.4. Holt -Winters çizgi grafiği

Şekil 5.4 'te yaz aylarında tüketimin zirveye çıktığı, kış aylarında ise dengeli bir seyir izlediği çok net şekilde görülebilmektedir.

Grafiksel sunumu sadeleştirmek adına Holt-Winters yöntemiyle tahmin edilen 2018 -2053 dönemi verileri üçer yıllık ortalamalar halinde gruplanarak tek bir grafik üzerinde sunulmuştur. Holt -Winters üçer yıllık verileri Şekil 5.5’de yer almaktadır.



Şekil 5.5. Holt- Winters yöntemiyle elde edilen üçer yıllık ortalama elektrik tüketim verileri

5.3. ETS Yöntemiyle Elde Edilen Sonuçlar

Model performans değerlendirmesi sonucunda uzun dönem tahmin sonuçlarında daha mantıklı netice vermesinden dolayı ETS yöntemi ile elde edilen verilerin tahmin performans ölçütleriyle doğrulanması kararlaştırılmıştır. 2053 yılı aralık ayına kadar aylık elektrik tüketim tahminleri gerçekleştirilmiştir. Elde edilen tahmin sonuçları, uzun dönem enerji stratejisinin oluşturulmasına girdi sağlamak amacıyla değerlendirilmiştir. ETS yöntemi kullanılarak yapılan tahminler sonucunda elde edilen veriler ışığında ,2053 yılı için yıllık toplam elektrik talebinin yaklaşık 578,7 TWh (578.669,33 GWh) seviyesinde gerçekleşeceği öngörülmüştür.2018-2053 dönemi ETS tahmin çıktıları Çizelge 5.4’te yer almaktadır.

Çizelge 5.4. Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Oca.18	26.667,16	26667,16368
Şub.18	23.633,14	23633,1449
Mar.18	25.179,77	20599,12611
Nis.18	23.771,24	23844,24947
May.18	24.176,75	22986,81565
Haz.18	24.264,06	22576,94906
Tem.18	29.589,09	24803,22007
Ağu.18	27.968,85	27571,72081
Eyl.18	25.433,58	28312,81928
Eki.18	23.966,24	27015,13286
Kas.18	24.150,31	26092,11105
Ara.18	26.001,68	25790,08508
Oca.19	26.058,60	25951,45706
Şub.19	23.522,13	26076,00582
Mar.19	24.843,58	25364,50866
Nis.19	23.808,36	25213,42487
May.19	25.013,34	24810,98622
Haz.19	24.258,09	24811,3459
Tem.19	28.789,66	24625,52828
Ağu.19	27.713,47	25721,50235
Eyl.19	25.418,71	26352,54724
Eki.19	24.248,65	26134,87824
Kas.19	23.996,96	25636,60911
Ara.19	26.226,02	25315,42279
Oca.20	27.031,51	26237,16844
Şub.20	25.109,73	26128,37736
Mar.20	24.871,31	24575,97733
Nis.20	20.363,64	24884,596
May.20	21.027,75	18542,18171
Haz.20	23.825,09	22107,72
Tem.20	28.683,18	26304,66796
Ağu.20	29.296,84	25476,67295
Eyl.20	27.578,27	24849,09291
Eki.20	25.410,60	26405,99974
Kas.20	25.590,03	24825,73739
Ara.20	27.321,01	26296,82673
Oca.21	27.193,69	29126,35343
Şub.21	24.506,59	27417,10284
Mar.21	27.937,29	25034,84027

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Nis.21	26.182,96	24308,86217
May.21	25.379,68	26016,70528
Haz.21	27.127,87	26360,8222
Tem.21	30.923,00	31419,94625
Ağu.21	32.783,82	30444,81162
Eyl.21	27.901,73	29536,33775
Eki.21	26.660,52	26612,77083
Kas.21	26.982,55	26370,63656
Ara.21	29.291,47	27804,31309
Oca.22	28.794,64	28514,83853
Şub.22	25.941,90	26492,16966
Mar.22	28.793,35	26449,90893
Nis.22	26.204,17	25995,9968
May.22	25.734,75	27106,58198
Haz.22	27.689,42	27026,14089
Tem.22	29.383,76	32473,88297
Ağu.22	32.188,03	29427,53557
Eyl.22	27.840,84	29967,57052
Eki.22	25.855,96	26239,9998
Kas.22	25.403,91	26108,19682
Ara.22	27.274,46	27311,82163
Oca.23	28.001,75	27594,43313
Şub.23	24.787,29	25438,43779
Mar.23	26.930,87	26594,91712
Nis.23	24.480,34	24315,68096
May.23	26.913,08	25165,63666
Haz.23	25.735,08	26444,01795
Tem.23	32.566,94	30641,46453
Ağu.23	34.313,65	31510,80255
Eyl.23	29.293,91	29038,63389
Eki.23	26.784,07	28153,04583
Kas.23	26.643,22	27199,49945
Ara.23	28.717,32	28896,55891
Oca.24	29.340,71	29418,92196
Şub.24	26.895,90	26721,35959
Mar.24	27.964,87	28358,37861
Nis.24	24.400,67	25915,08357
May.24	27.349,48	26057,60155
Haz.24	28.913,90	28409,34766
Tem.24	34.609,68	33479,18077

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Ağu.24	33.774,54	33174,72827
Eyl.24	28.693,00	30536,79474
Eki.24	27.464,86	28351,78625
Kas.24	28.094,17	28268,38031
Ara.24	30.418,79	30126,99817
Oca.25	30.892,5	30386,11808
Şub.25	28.858,2	27991,37139
Mar.25	28.666,0	29630,52853
Nis.25	27.315,5	27035,37219
May.25	28.426,4	27673,34575
Haz.25	28.384,7	29015,75907
Tem.25	36.657,10	33611,65892
Ağu.25	35.841,60	32935,11991
Eyl.25	30.234,30	30699,49162
Eki.25	28.032,30	29088,35096
Kas.25	28.022,50	29155,31543
Ara.25		31061,53998
Oca.26		31334,41687
Şub.26		28876,9655
Mar.26		30368,63708
Nis.26		27932,10089
May.26		28287,4148
Haz.26		29353,379
Tem.26		34266,09812
Ağu.26		33589,55911
Eyl.26		31353,93082
Eki.26		29742,79016
Kas.26		29809,75463
Ara.26		31715,97918
Oca.27		31988,85606
Şub.27		29531,40469
Mar.27		31023,07628
Nis.27		28586,54009
May.27		28941,854
Haz.27		30007,8182
Tem.27		34920,53732
Ağu.27		34243,99831
Eyl.27		32008,37002
Eki.27		30397,22936

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Kas.27		30464,19383
Ara.27		32370,41838
Oca.28		32643,29526
Şub.28		30185,84389
Mar.28		31677,51548
Nis.28		29240,97929
May.28		29596,2932
Haz.28		30662,2574
Tem.28		35574,97652
Ağu.28		34898,43751
Eyl.28		32662,80922
Eki.28		31051,66855
Kas.28		31118,63303
Ara.28		33024,85757
Oca.29		33297,73446
Şub.29		30840,28309
Mar.29		32331,95468
Nis.29		29895,41849
May.29		30250,7324
Haz.29		31316,6966
Tem.29		36229,41572
Ağu.29		35552,87671
Eyl.29		33317,24841
Eki.29		31706,10775
Kas.29		31773,07223
Ara.29		33679,29677
Oca.30		33952,17366
Şub.30		31494,72229
Mar.30		32986,39388
Nis.30		30549,85769
May.30		30905,1716
Haz.30		31971,1358
Tem.30		36883,85492
Ağu.30		36207,31591
Eyl.30		33971,68761
Eki.30		32360,54695
Kas.30		32427,51143
Ara.30		34333,73597
Oca.31		34606,61286

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Şub.31		32149,16149
Mar.31		33640,60558
Nis.31		31204,29689
May.31		31559,6108
Haz.31		32625,575
Tem.31		37538,29412
Ağu.31		36861,7551
Eyl.31		34626,12681
Eki.31		33014,98615
Kas.31		33081,95063
Ara.31		34988,17517
Oca.32		35261,05206
Şub.32		32803,60069
Mar.32		34295,27227
Nis.32		31858,73608
May.32		32214,05
Haz.32		33280,01419
Tem.32		38192,73331
Ağu.32		37516,1943
Eyl.32		35280,56601
Eki.32		33669,42535
Kas.32		33736,38982
Ara.32		35642,61437
Oca.33		35915,49126
Şub.33		33458,03989
Mar.33		34949,71147
Nis.33		32513,17528
May.33		32868,48919
Haz.33		33934,45339
Tem.33		38847,17251
Ağu.33		38170,6335
Eyl.33		35935,00521
Eki.33		34323,86455
Kas.33		34390,82902
Ara.33		36297,05357
Oca.34		36569,93045
Şub.34		34112,47908
Mar.34		35604,15067
Nis.34		33167,61448
May.34		33522,92839

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Haz.34		34588,89259
Tem.34		39501,61171
Ağu.34		38825,0727
Eyl.34		36589,44441
Eki.34		34978,30375
Kas.34		35045,26822
Ara.34		36951,49276
Oca.35		37224,36965
Şub.35		34766,91828
Mar.35		36258,58987
Nis.35		33822,05368
May.35		34177,36759
Haz.35		35243,33179
Tem.35		40156,05091
Ağu.35		39479,5119
Eyl.35		37243,88361
Eki.35		35632,74294
Kas.35		35699,70742
Ara.35		37605,93196
Oca.36		37878,80885
Şub.36		35421,35748
Mar.36		36913,02907
Nis.36		34476,49288
May.36		34831,80679
Haz.36		35897,77099
Tem.36		40810,49011
Ağu.36		40133,9511
Eyl.36		37898,3228
Eki.36		36287,18214
Kas.36		36354,14662
Ara.36		38260,37116
Oca.37		38533,24805
Şub.37		36075,79668
Mar.37		37567,46827
Nis.37		35130,93208
May.37		35486,24599
Haz.37		36552,21019
Tem.37		41464,92931
Ağu.37		40788,3903
Eyl.37		38552,762

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Eki.37		36941,62134
Kas.37		37008,58582
Ara.37		38914,81036
Oca.38		39187,68725
Şub.38		36730,23588
Mar.38		38221,90746
Nis.38		35785,37128
May.38		36140,68519
Haz.38		37206,64939
Tem.38		42119,36851
Ağu.38		41442,82949
Eyl.38		39207,2012
Eki.38		37596,06054
Kas.38		37663,02502
Ara.38		39569,24956
Oca.39		39842,12645
Şub.39		37384,67508
Mar.39		38876,34666
Nis.39		36439,81047
May.39		36795,12438
Haz.39		37861,08858
Tem.39		42773,8077
Ağu.39		42097,26869
Eyl.39		39861,6404
Eki.39		38250,49974
Kas.39		38317,46421
Ara.39		40223,68876
Oca.40		40496,56565
Şub.40		38039,11428
Mar.40		39530,78586
Nis.40		37094,24967
May.40		37449,56358
Haz.40		38515,52778
Tem.40		43428,2469
Ağu.40		42751,70789
Eyl.40		40516,0796
Eki.40		38904,93894
Kas.40		38971,90341
Ara.40		40878,12796
Oca.41		41151,00484

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Şub.41		38693,55347
Mar.41		40185,22506
Nis.41		37748,68887
May.41		38104,00278
Haz.41		39169,96698
Tem.41		44082,6861
Ağu.41		43406,14709
Eyl.41		41170,5188
Eki.41		39559,37814
Kas.41		39626,34261
Ara.41		41532,56715
Oca.42		41805,44404
Şub.42		39347,99267
Mar.42		40839,66426
Nis.42		38403,12807
May.42		38758,44198
Haz.42		39824,40618
Tem.42		44737,1253
Ağu.42		44060,58629
Eyl.42		41824,958
Eki.42		40213,81733
Kas.42		40280,78181
Ara.42		42187,00635
Oca.43		42459,88324
Şub.43		40002,43187
Mar.43		41494,10346
Nis.43		39057,56727
May.43		39412,88118
Haz.43		40478,84538
Tem.43		45391,5645
Ağu.43		44715,02549
Eyl.43		42479,39719
Eki.43		40868,25653
Kas.43		40935,22101
Ara.43		42841,44555
Oca.44		43114,32244
Şub.44		40656,87107
Mar.44		42148,54266
Nis.44		39712,00647
May.44		40067,32038

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Haz.44		41133,28458
Tem.44		46046,0037
Ağu.44		45369,46469
Eyl.44		43133,83639
Eki.44		41522,69573
Kas.44		41589,66021
Ara.44		43495,88475
Oca.45		43768,76164
Şub.45		41311,31027
Mar.45		42802,98185
Nis.45		40366,44567
May.45		40721,75958
Haz.45		41787,72378
Tem.45		46700,4429
Ağu.45		46023,90388
Eyl.45		43788,27559
Eki.45		42177,13493
Kas.45		42244,09941
Ara.45		44150,32395
Oca.46		44423,20084
Şub.46		41965,74947
Mar.46		43457,42105
Nis.46		41020,88486
May.46		41376,19877
Haz.46		42442,16297
Tem.46		47354,88209
Ağu.46		46678,34308
Eyl.46		44442,71479
Eki.46		42831,57413
Kas.46		42898,5386
Ara.46		44804,76315
Oca.47		45077,64004
Şub.47		42620,18867
Mar.47		44111,86025
Nis.47		41675,32406
May.47		42030,63797
Haz.47		43096,60217
Tem.47		48009,32129
Ağu.47		47332,78228
Eyl.47		45097,15399

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

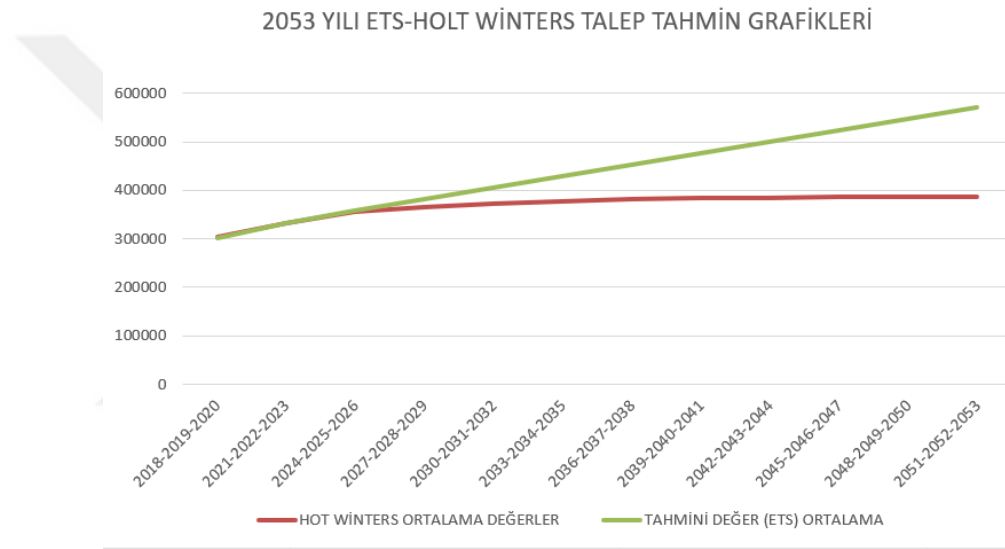
Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Eki.47		43486,01333
Kas.47		43552,9778
Ara.47		45459,20235
Oca.48		45732,07923
Şub.48		43274,62786
Mar.48		44766,29945
Nis.48		42329,76326
May.48		42685,07717
Haz.48		43751,04137
Tem.48		48663,76049
Ağu.48		47987,22148
Eyl.48		45751,59319
Eki.48		44140,45253
Kas.48		44207,417
Ara.48		46113,64154
Oca.49		46386,51843
Şub.49		43929,06706
Mar.49		45420,73865
Nis.49		42984,20246
May.49		43339,51637
Haz.49		44405,48057
Tem.49		49318,19969
Ağu.49		48641,66068
Eyl.49		46406,03239
Eki.49		44794,89172
Kas.49		44861,8562
Ara.49		46768,08074
Oca.50		47040,95763
Şub.50		44583,50626
Mar.50		46075,17785
Nis.50		43638,64166
May.50		43993,95557
Haz.50		45059,91977
Tem.50		49972,63889
Ağu.50		49296,09988
Eyl.50		47060,47158
Eki.50		45449,33092
Kas.50		45516,2954
Ara.50		47422,51994
Oca.51		47695,39683

Çizelge 5.4.(devam) Ocak 2018-Aralık 2053 dönemi ETS tahmin çıktıları

Yıl	Gerçek Değer (GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)
Şub.51		45237,94546
Mar.51		46729,61705
Nis.51		44293,08086
May.51		44648,39477
Haz.51		45714,35897
Tem.51		50627,07809
Ağu.51		49950,53908
Eyl.51		47714,91078
Eki.51		46103,77012
Kas.51		46170,7346
Ara.51		48076,95914
Oca.52		48349,83603
Şub.52		45892,38466
Mar.52		47384,05624
Nis.52		44947,52006
May.52		45302,83397
Haz.52		46368,79817
Tem.52		51281,51729
Ağu.52		50604,97827
Eyl.52		48369,34998
Eki.52		46758,20932
Kas.52		46825,17379
Ara.52		48731,39834
Oca.53		49004,27523
Şub.53		46546,82386
Mar.53		48038,49544
Nis.53		45601,95925
May.53		45957,27316
Haz.53		47023,23736
Tem.53		51935,95648
Ağu.53		51259,41747
Eyl.53		49023,78918
Eki.53		47412,64852
Kas.53		47479,61299
Ara.53		49385,83754

5.4. Uzun Dönem Talep Projeksiyonlarının Tartışılması

Bu bölümde, ETS ve Holt–Winters yöntemleri ile elde edilen uzun dönem projeksiyonlar karşılaştırmalı olarak tartışılmaktadır. ETS ve Holt–Winters yöntemleri kullanılarak elde edilen 2053 yılına kadar olan uzun dönem elektrik talep projeksiyonları Şekil 5.6’de karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Grafikler incelendiğinde, her iki yöntemin de elektrik talebinin uzun vadede artan bir eğilim göstereceğini öngördüğü, ancak artışın büyüklüğü ve eğilimin yapısı açısından belirgin farklılıklar içerdiği görülmektedir.



Şekil 5.6. ETS ve Holt -Winters yöntemleriyle elde edilen verilerin kesişim grafiği

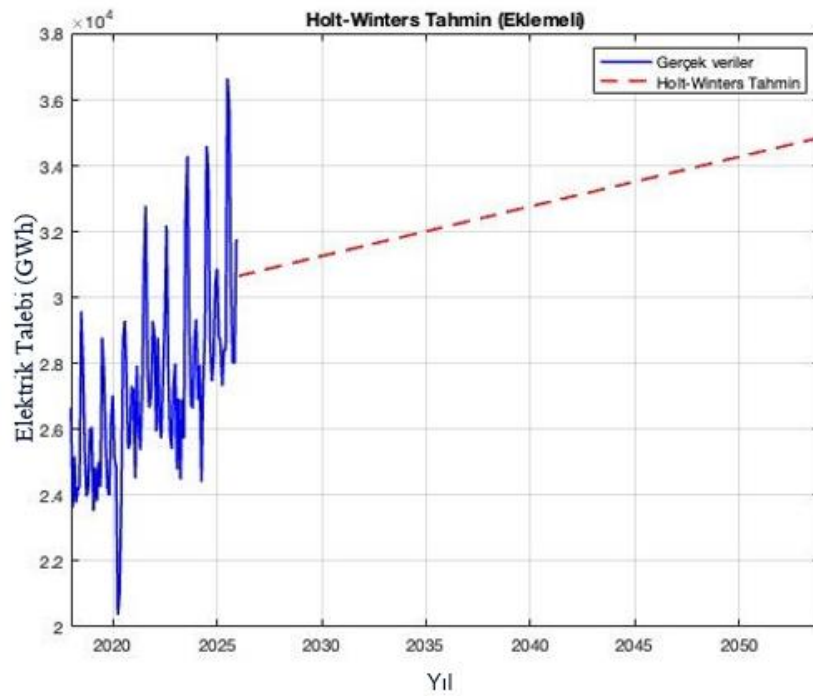
ETS yöntemi ile elde edilen projeksiyonlarda, elektrik talebinin yıllar itibarıyla daha güçlü ve süreklilik arz eden bir artış eğilimi sergilediği gözlemlenmektedir. Özellikle 2030 sonrası dönemde ETS tahminlerinin daha dik bir eğimle yükseldiği ve 2053 yılına gelindiğinde Holt–Winters yöntemine kıyasla belirgin şekilde daha yüksek talep değerlerine ulaştığı görülmektedir. Bu durum, ETS modelinin trend bileşenini daha baskın şekilde yansıttığını ve uzun vadeli yapısal büyümeyi daha güçlü biçimde projeksiyonlara taşıdığını göstermektedir.

Holt–Winters yöntemi ile elde edilen projeksiyonlar incelendiğinde ise talep artışının daha sınırlı ve yatay bir eğilim sergilediği dikkat çekmektedir. Özellikle orta ve uzun vadede artış hızının yavaşladığı, talep seviyelerinin belirli bir noktadan sonra

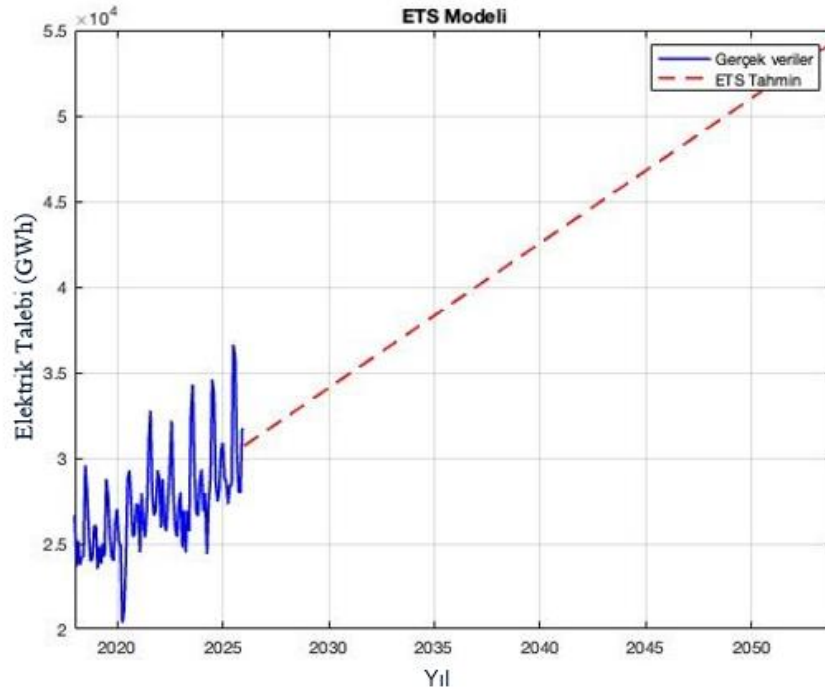
dengeye yaklaşma eğilimi gösterdiği görülmektedir. Bu durum, Holt–Winters yönteminin mevsimsellik bileşenine daha fazla ağırlık vermesi ve uzun dönem trend artışını ETS yöntemine kıyasla daha temkinli yansıtması ile açıklanabilir.

İki yöntem arasındaki bu farklılıklar, uzun dönem elektrik talep projeksiyonlarında model seçiminin sonuçlar üzerindeki etkisini açıkça ortaya koymaktadır. ETS yöntemi, uzun vadeli planlama ve kapasite yatırımları açısından daha yüksek talep senaryolarını işaret ederken, Holt–Winters yöntemi daha muhafazakâr bir projeksiyon sunmaktadır. Bu nedenle, enerji planlaması süreçlerinde ETS modelinin ana referans senaryo olarak değerlendirilmesi, Holt–Winters yönteminin ise karşılaştırmalı ve destekleyici bir yaklaşım olarak kullanılması uygun görülmektedir.

Sonuçlar MATLAB simulink programında da doğrulanmış ve Holt- Winters için Şekil 5.7, ETS için Şekil 5.8 ‘deki çıktılar elde edilmiştir.



Şekil 5.7. MATLAB programında elde edilen Holt-Winters grafiği (Aralık 2025 dahil)



Şekil 5.8. MATLAB programında elde edilen ETS grafiği (Aralık 2025 dahil)

5.5. Model Performansının Değerlendirilmesi

Tahmin modellerinin başarısı, literatürde yaygın olarak kullanılan hata ölçütleri yardımıyla değerlendirilmiştir. Bu kapsamda, Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE), Ortalama Kare Hata (MSE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) ölçütleri kullanılmıştır.

Bu çalışmada hata ölçütleri 2024 yılı 12 aylık veriler kullanılarak hesaplanmıştır. 2024 yılının seçilmiş olmasının nedeni pandemi sonrası daha doğru veri olması, değerlerin 2025'e yakın olmasıdır.

ETS ile yapılan tahmin sonucu ortalama MAPE (%) 2,60 olarak hesaplanmıştır.

Bu çalışmada ETS yapılan tahmin sonucu ortalama MAE = 836.80 GWh olarak hesaplanmıştır.

Bu çalışmada ETS yapılan tahmin sonucu ortalama RMSE = 928,61 GWh olarak hesaplanmıştır.

Bu çalışmada ETS yapılan tahmin sonucu ortalama MSE = 862326.12 GWh² olarak hesaplanmıştır. Aylık veriler Çizelge 5.5 'da yer almaktadır.

2024 yılı ETS ile tahminlenen elektrik talebinin hata ölçütü ortalamaları Çizelge 5.6’de yer almaktadır.

Çizelge 5.5. 2024 yılı elektrik tüketimi ETS yöntemi verilerinin tahmin performans çizelgesi

Ay	Gerçek Değer (GWh)	Tahmini Değer (GWh)	MAPE (%)	MAE (GWh)
Ocak	29340,71	29418,92196	0,2666	78,21
Şubat	26895,90	26721,35959	0,6489	174,54
Mart	27964,87	28358,37861	1,4072	393,51
Nisan	24400,67	25915,08357	6,2065	1514,41
Mayıs	27349,48	26057,60155	4,7236	1291,87
Haziran	28913,90	28409,34766	1,7450	504,55
Temmuz	34609,68	33479,18077	3,2664	1130,50
Ağustos	33774,54	33174,72827	1,7759	599,81
Eylül	28693,00	30536,79474	6,4259	1843,79
Ekim	27464,86	28351,78625	3,2293	886,92
Kasım	28094,17	28268,38031	0,6201	174,21
Aralık	30418,79	30126,99817	0,9592	291,79

Not: MSE, aylık hataların karelerinin ortalaması olarak hesaplanmıştır; RMSE, MSE’nin karekökü alınarak elde edilmiştir.

Çizelge 5.6. 2024 yılı ortalama hata ölçütü değerleri (ocak-aralık)

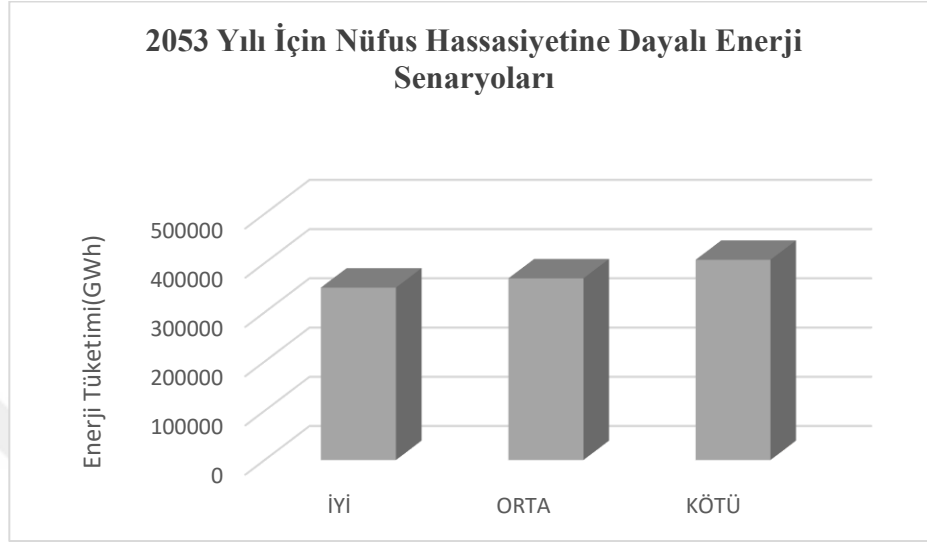
ORTALAMA MAPE (%)	MAE (GWh)	MSE (GWh ²)	RMSE (GWh)
2,61	836,80	862 326,12	928,62

5.6. Nüfus Duyarlılığı ve Senaryo Sonuçlarının Tartışılması

Elektrik tüketiminin nüfus artışına olan duyarlılığı ve farklı senaryolar bu başlık altında ele alınmıştır.

Şekil 5.9’de, nüfus artışına bağlı olarak oluşturulan iyi, orta ve kötü senaryolar için 2053 yılına ait elektrik enerjisi talep tahminleri sunulmaktadır. Nüfus artış oranındaki değişimlerin, toplam elektrik tüketimi üzerinde belirgin bir etkisi olduğu görülmektedir. İyi senaryoda enerji talebi daha sınırlı artış gösterirken, orta senaryoda talebin kademeli olarak yükseldiği gözlemlenmiştir. Kötü senaryoda ise nüfus artışının daha yüksek olması nedeniyle enerji talebinin en yüksek seviyeye ulaştığı belirlenmiştir. Bu durum, uzun

vadeli enerji planlamasında nüfus projeksiyonlarının kritik bir parametre olduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 5.9. 2053 yılı için nüfus hassasiyetine dayalı elektrik enerjisi talep senaryoları (GWh)

Bu çalışmada, nüfus artışının enerji tüketimi üzerindeki etkisini nicel olarak göstermek amacıyla nüfus duyarlılığı (PS) yaklaşımı kullanılmıştır.

Bu kapsamda, 2019–2025 dönemine ait yedi yıllık nüfus duyarlılığı değerleri hesaplanmış ve bu değerlerin ortalaması alınarak 2053 yılı için iyi, orta ve kötü olmak üzere üç farklı senaryo oluşturulmuştur. Çizelge 5.7. 'de görüldüğü gibi ortalama nüfus duyarlılığı -0,44279738 olarak bulunmuştur.

Çizelge 5.7. 2018-2025 dönemi enerji-nüfus-PS (Population Sensitivity) çizelgesi

Yıl	Toplam Enerji (GWh)	Nüfus	%Δ Enerji	%ΔNüfus	PS	Mutlak	Mutlak Ortalama	PS Ortalama
2018	304.801	84.415						-0,44279
2019	303.897	85.357	-296692	1,115551	-3,75996	3,75996	0,877216	
2020	306.108	86.091	0,72768	0,859934	1,18174	1,18174		
2021	332.871	86.686	8,74270	0,690614	0,07899	0,07899		
2022	331.105	87.058	-0,53053	0,429388	-0,80935	0,80935		
2023	335.167	87.270	1,22690	0,243547	0,19851	0,19851		
2024	347.920	87.473	3,80497	0,232958	0,06122	0,06122		
2025	331.331	87.685	-4,76818	0,241925	-0,05074	0,05074		

Nüfus duyarlılığı formülüyle oluşan üç senaryo Çizelge 5.8’de yer almaktadır.

Çizelge 5.8. İyi-kötü-orta senaryoda 2053 yılı nüfus duyarlılığı ile yapılan elektrik talep tahmini

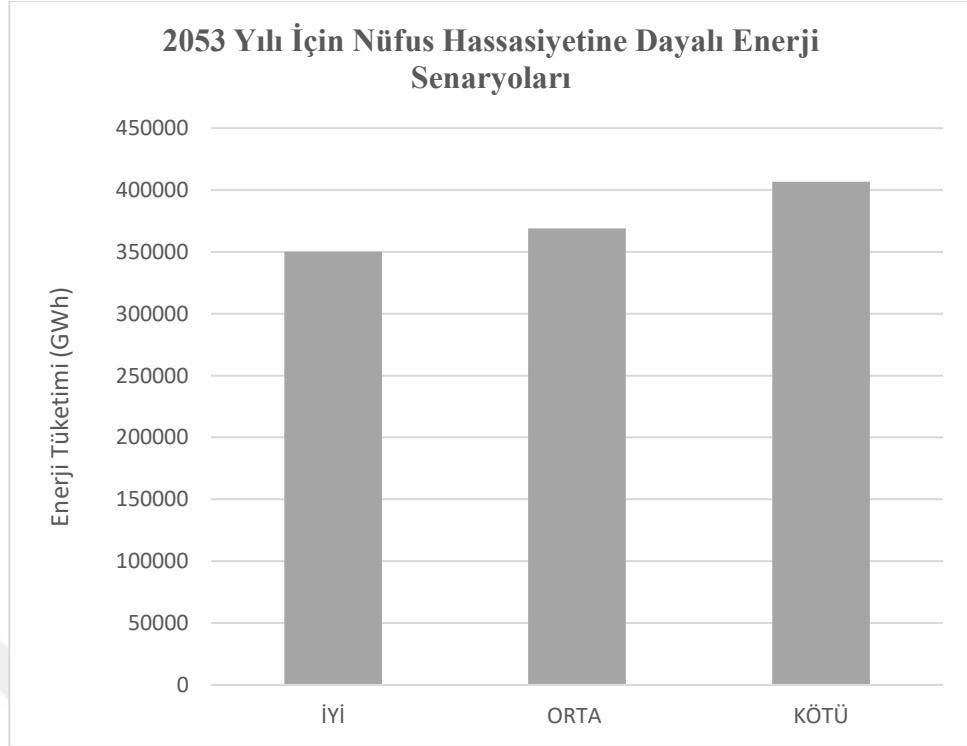
Senaryo	% Δ Nüfus	% Δ Enerji	2053 Enerji (GWh)
İYİ	5	5,681818182	350156,7307
ORTA	10	11,36363636	368982,3614
KÖTÜ	20	22,72727273	406633,6227

$PS = 0,88 < 1$ ‘da enerji tüketimi, nüfus artışından biraz daha hızlı artıyor.

Nüfus %20 artarsa enerji yaklaşık %23 artıyor.

Geçmiş dönem verilerinden hesaplanan nüfus duyarlılığı katsayısı ($PS=0,88$) kullanılarak, 2025–2053 dönemi için nüfus artışına dayalı üç farklı senaryo oluşturulmuştur. İyi, orta ve kötü senaryolarda nüfusun sırasıyla %5, %10 ve %20 artması durumunda enerji tüketiminin 2053 yılında 350.157 GWh, 368.982 GWh ve 406.634 GWh seviyelerine ulaşacağı öngörülmüştür.

Şekil 5.6’da nüfus–enerji ilişkisini ifade eden nüfus duyarlılığı katsayısı ($PS = 0,88$) kullanılarak oluşturulan 2053 yılı enerji tüketim senaryolarını göstermektedir. Bu kapsamda, %5, %10 ve %20 oranlarında nüfus artışı varsayılarak sırasıyla iyi, orta ve kötü senaryolar tanımlanmıştır. Nüfus artış oranları, hesaplanan nüfus duyarlılığı katsayısı yardımıyla enerji tüketimindeki göreceli değişime dönüştürülmüş ve elde edilen yüzde değişimler 2025 yılı enerji tüketimi baz alınarak 2053 yılı için izdüşümü elde edilmiştir. Sonuçlar, nüfus artış oranındaki yükselmenin enerji tüketimini doğrusal olmayan bir biçimde artırdığını ve özellikle kötü senaryoda enerji talebinin belirgin şekilde yükseldiğini ortaya koymaktadır. Bu durum, uzun vadeli enerji planlamasında nüfus dinamiklerinin dikkate alınmasının kritik önem taşıdığını göstermektedir.



Şekil 5.10. Nüfus duyarlılığı katsayısı ($PS = 0,88$) kullanılarak %5, %10 ve %20 nüfus artış senaryoları için hesaplanan 2053 yılı enerji tüketimi sütun grafiği

5.7. Yenilenebilir Enerji Arz Planlaması

Çalışmanın temel materyalini, Türkiye’ye ait aylık toplam elektrik tüketim verileri oluşturmaktadır.

Çalışmada kullanılan tüm hesaplamalar ve analizler Microsoft Excel yazılımı aracılığıyla gerçekleştirilmiştir.

ETS modelinin, tüm hata ölçütlerinde Holt–Winters yöntemine kıyasla daha başarılı sonuçlar vermesi, uzun dönemli enerji stratejilerinde belirsizliğin minimize edilmesi açısından önemli bir avantaj sağlamaktadır. Bu yüzden ETS verileri kullanarak 2053 yılı için yenilenebilir enerji kaynaklarına dayalı bir arz planlaması geliştirilmiştir.

Uzun dönem elektrik tüketim tahminleri ve nüfus duyarlılığı analizi sonuçları birlikte değerlendirilerek, 2053 yılı için yenilenebilir enerji kaynaklarına dayalı bir arz planlaması geliştirilmiştir. Bu planlama kapsamında iki farklı senaryo tasarlanmıştır. Senaryo A’da güneş enerjisi %50, rüzgâr enerjisi %30, hidroelektrik enerjisi %10, jeotermal enerjisi %5, biyokütle enerjisi ve diğer %5 oranında paylaştırılmıştır. Senaryo

B 'de güneş enerjisi %50, rüzgâr enerjisi %30, jeotermal enerji %10, hidro enerji %5, biyokütle ve diğer %5 oranında paylaşılacağı öngörülmüştür.

Güneş enerjisine %50 oranında pay verilmesinin temel gerekçesi, karbon nötr enerji politikaları ile artan elektrik talebinin yapısal özellikleri arasındaki doğrudan ilişkidir. Türkiye'nin 2053 yılı için ilan ettiği net sıfır karbon hedefi doğrultusunda, fosil yakıtlara bağımlılığı azaltan ve yerli, yenilenebilir kaynaklara dayalı bir üretim yapısının benimsenmesi stratejik bir zorunluluk hâline gelmiştir. Bu bağlamda güneş enerjisi, işletme sürecinde sera gazı emisyonu üretmemesi ve çevresel etkilerinin görece düşük olması nedeniyle enerji dönüşüm sürecinde kritik bir rol üstlenmektedir.

Türkiye'nin coğrafi konumu itibarıyla sahip olduğu yüksek güneşlenme süresi, fotovoltaik sistemlerin kurulum esnekliği ve son yıllarda güneş enerjisi kurulu gücünde gözlenen hızlı artış, bu kaynağın uzun vadeli elektrik üretim planlamasında öncelikli olarak değerlendirilmesini desteklemektedir. Bununla birlikte, sanayi bölgelerinin genişlemesi, organize sanayi bölgelerindeki üretim kapasitesinin artması ve elektrifikasyon süreçlerinin hız kazanması, sürekli ve yüksek miktarda elektrik talebi oluşturmaktadır. Güneş enerjisinin sanayi tesislerine yakın alanlarda kurulabilmesi, çatı ve arazi tipi uygulamalarla dağıtık üretime imkân tanınması ve iletim kayıplarını azaltması, bu kaynağın sanayi odaklı talep artışını karşılamada önemli bir stratejik avantaj sunduğunu göstermektedir. Bu çerçevede, 2053 perspektifinde güneş enerjisinin yalnızca tamamlayıcı bir kaynak olarak değil, elektrik üretim sisteminin ana taşıyıcı unsurlarından biri olarak konumlandırılması, teknik, çevresel ve yapısal gerekçelerle tutarlı bir yaklaşım olarak değerlendirilmektedir.

Senaryo A ve B kapsamında rüzgâr enerjisine %30 oranında pay verilmesinin temel sebebi, bu kaynağın güneş enerjisini tamamlayıcı üretim profiline sahip olması ve Türkiye'nin özellikle kıyı bölgelerinde yüksek rüzgâr potansiyeli barındırmasıdır. Rüzgâr enerjisinin mevsimsel ve günlük üretim karakteristiği, güneş enerjisinden farklılık göstermekte olup, bu durum yenilenebilir enerjiye dayalı elektrik üretim sistemlerinde arz sürekliliğinin sağlanmasına katkı sunmaktadır. Özellikle güneş üretiminin düşük olduğu akşam saatleri ve kış aylarında rüzgâr enerjisinin devreye girmesi, sistem dengesinin korunması açısından stratejik bir avantaj sağlamaktadır.

Türkiye'nin Ege, Marmara ve Akdeniz bölgelerinde yoğunlaşan rüzgâr potansiyeli, ağırlıklı olarak kara tipi rüzgâr enerjisi yatırımları açısından önemli bir potansiyel sunmakta; uzun vadede ise deniz üstü rüzgâr enerjisi(offshore) uygulamalarının da değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır.

Son yıllarda rüzgâr enerjisi kurulu gücünde gözlenen istikrarlı artış ve yerli türbin üretim kapasitesinin gelişmesi, bu kaynağın uzun vadeli enerji planlamasında güvenilir bir seçenek olarak değerlendirilmesini mümkün kılmaktadır. Ayrıca rüzgâr enerjisi üretiminin işletme sürecinde karbon emisyonu oluşturmaması, Türkiye'nin 2053 net sıfır karbon hedefleriyle doğrudan uyumlu bir üretim yapısı sunmaktadır.

Bu kapsamda rüzgâr enerjisi, Senaryo A da da B de 'de yalnızca tamamlayıcı bir kaynak olarak değil, güneş enerjisiyle birlikte sistemin ana üretim omurgasını destekleyen bir unsur olarak ele alınmıştır. %30'luk pay, rüzgâr potansiyelinin teknik sınırları, arazi ve çevresel kısıtlar ile şebeke entegrasyonu gereklilikleri dikkate alınarak belirlenmiş olup, arz güvenliği ile çevresel sürdürülebilirlik arasında dengeli bir yaklaşımı temsil etmektedir.

Senaryo A kapsamında hidroelektrik enerjiye %10 oranında pay verilmesi, bu kaynağın Türkiye'deki kullanım düzeyi, çevresel etkileri ve iklim değişikliği kaynaklı belirsizlikler dikkate alınarak belirlenmiştir. Türkiye, uzun yıllardır hidroelektrik enerjiden önemli ölçüde yararlanan bir ülke olmasına rağmen, büyük ölçekli hidroelektrik santral yatırımlarının büyük ölçüde tamamlanmış olması, bu kaynağın elektrik üretimindeki artış potansiyelini sınırlamaktadır. Bu durum, hidroelektrik enerjinin 2053 perspektifinde artan talebi karşılayacak ana üretim kaynağı olarak değil, destekleyici bir unsur olarak değerlendirilmesini gerektirmektedir.

İklim değişikliğine bağlı olarak yağış rejimlerinde gözlenen düzensizlikler, kuraklık riskinin artması ve su kaynakları üzerindeki çok amaçlı kullanım baskıları, hidroelektrik üretimin sürekliliği açısından belirsizlik oluşturmaktadır. Ayrıca hidroelektrik santrallerin inşaat ve işletme süreçlerinde ekosistemler üzerindeki etkileri, su kalitesinde bozulma, tortu (sediment) taşınımının engellenmesi ve biyolojik çeşitlilik üzerindeki olumsuz sonuçlar, bu kaynağın yüksek oranlarda sisteme entegre edilmesini sınırlandıran çevresel faktörler arasında yer almaktadır.

Bu çerçevede hidroelektrik enerji, Senaryo A'da baz yük üretimini üstlenen bir kaynak olmaktan ziyade, güneş ve rüzgâr gibi değişken yenilenebilir kaynakları dengeleyen, sistem esnekliğine katkı sağlayan bir üretim unsuru olarak ele alınmıştır. %10'luk pay, hidroelektrik enerjinin teknik kapasitesi, çevresel sürdürülebilirlik ilkeleri ve uzun vadeli su kaynakları yönetimi hedefleri ile uyumlu, temkinli ve gerçekçi bir yaklaşımı temsil etmektedir.

Senaryo A kapsamında jeotermal enerjiye %5 oranında pay verilmesi, bu kaynağın sağladığı süreklilik avantajı ile Türkiye'deki sınırlı ve bölgesel potansiyelinin birlikte değerlendirilmesine dayanmaktadır. Jeotermal enerji, güneş ve rüzgâr gibi değişken yenilenebilir kaynakların aksine, kesintisiz ve öngörülebilir bir üretim karakteristiğine sahip olması nedeniyle elektrik üretim sistemlerinde baz yük desteği sağlayabilen önemli bir yenilenebilir kaynak niteliğindedir. Ancak jeotermal kaynakların coğrafi olarak belirli bölgelerde yoğunlaşması ve yeni saha geliştirme süreçlerinin yüksek yatırım maliyetleri içermesi, bu kaynağın elektrik üretiminde yüksek oranlarda değerlendirilmesini sınırlamaktadır.

Türkiye'de özellikle Ege Bölgesi'nde yoğunlaşan jeotermal potansiyel, mevcut kurulu gücün belirli bir seviyeye ulaşmasını sağlamış olsa da çevresel etkiler, rezerv sürdürülebilirliği ve yerel kabul gibi faktörler jeotermal yatırımların yaygınlaştırılmasında dikkate alınması gereken unsurlar arasında yer almaktadır. Bu bağlamda jeotermal enerji, Senaryo A'da ana üretim kaynağı olarak değil, sistem güvenilirliğini artıran ve yenilenebilir üretim karmaşasını çeşitlendiren destekleyici bir unsur olarak ele alınmıştır. %5'lik pay, teknik potansiyel ile çevresel sürdürülebilirlik arasında dengeli bir yaklaşımı temsil etmektedir.

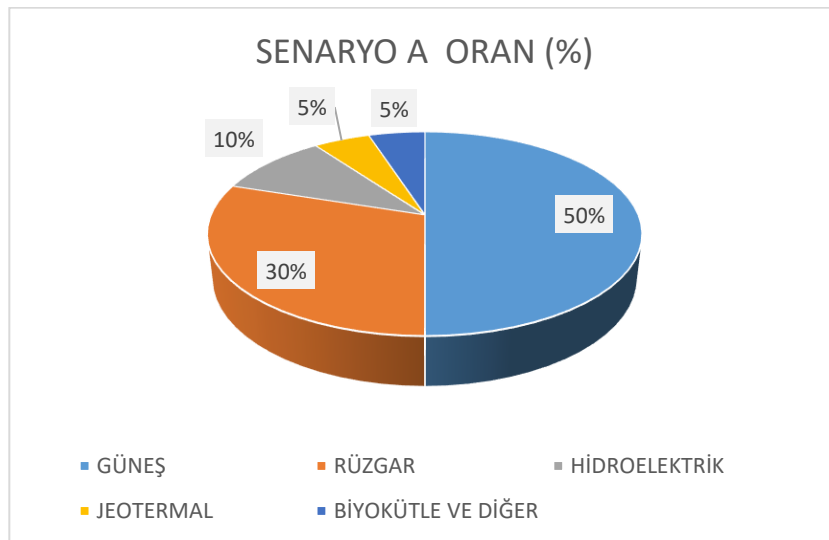
Biyokütle ve diğer yenilenebilir enerji kaynaklarına Senaryo A'da %5 oranında pay verilmesi, bu kaynakların elektrik üretiminde süreklilik sağlaması ve atık yönetimiyle entegre edilebilme potansiyeline rağmen, kaynak arzının ve lojistik süreçlerin sınırlı olmasıyla ilişkilidir. Biyokütle enerjisi, tarımsal atıklar, hayvansal atıklar ve kentsel organik atıklar gibi yerel kaynaklara dayalı üretim imkânı sunarak döngüsel ekonomi yaklaşımına katkı sağlamaktadır. Bununla birlikte, hammadde temini, taşınması ve depolanması gibi süreçlerin karmaşıklığı, biyokütle enerji santrallerinin ölçeklenebilirliğini sınırlayan temel faktörler arasında yer almaktadır.

Ayrıca biyokütle enerjisi üretimi, her ne kadar yenilenebilir olarak sınıflandırılrsa da yakma süreçleri nedeniyle belirli düzeyde emisyon oluşturabilmekte ve bu durum karbon nötr hedefler bağlamında dikkatli bir planlama gerektirmektedir. Bu nedenle biyokütle ve diğer yenilenebilir kaynaklar, Senaryo A’da yüksek paylı ana üretim kaynakları olarak değil, yerel ölçekte değerlendirilmesi uygun, sistem esnekliğine katkı sağlayan tamamlayıcı unsurlar olarak konumlandırılmıştır. %5’lik pay, çevresel etkiler, kaynak sürekliliği ve enerji arz güvenliği arasında kurulan dengeli bir yaklaşımı yansıtmaktadır. Senaryo A’nın 2053 yılı yenilenebilir enerji dağılımı Çizelge 5.9’yer almaktadır. Pasta grafiği ise Şekil 5.10’de bulunmaktadır.

Çizelge 5.9. Senaryo A'nın 2053 yılı yenilenebilir enerji dağılımı

Senaryo A		
Kaynak	Oran (%)	Üretim (GWh)
Güneş Enerjisi	50	289.334,66
Rüzgâr Enerjisi	30	173.600,80
Hidroelektrik Enerjisi	10	57.866,93
Jeotermal Enerjisi	5	28.933,47
Biyokütle Enerjisi ve diğer	5	28.933,47
Toplam	100	578.669,33

Not: Senaryo A 'da, yer alan üretim miktarları, 2053 yılı için ETS yöntemiyle tahmin edilen yıllık elektrik talebine dayalı olarak hesaplanmış olup, kaynaklara ait oranların toplamı %100 olacak şekilde düzenlenmiştir.



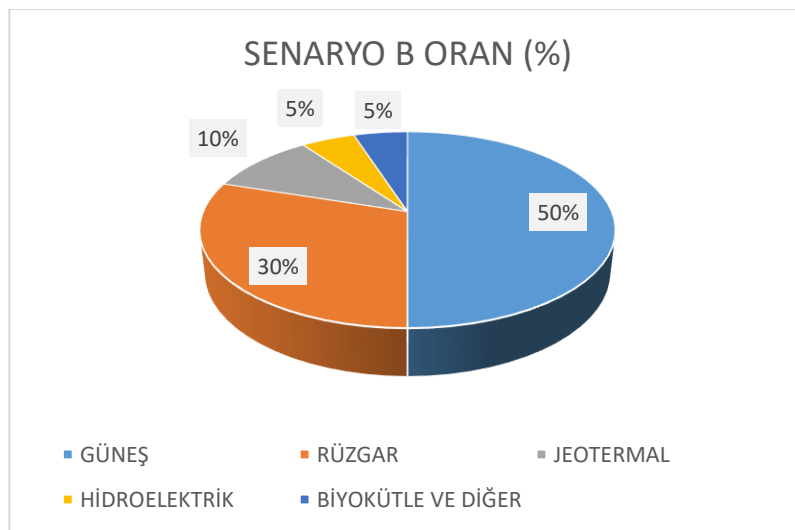
Şekil 5.11. Senaryo A'nın yenilenebilir enerji dağılımı pasta grafiği

Senaryo B, Senaryo A ile aynı güneş, rüzgâr ve biyokütle oranlarını korumakla birlikte, enerji üretim sisteminin sürekliliğini artırmaya yönelik olarak jeotermal ve hidroelektrik kaynakların göreceli paylarının yeniden düzenlendiği alternatif bir planlama yaklaşımını temsil etmektedir. Bu kapsamda Senaryo B’de jeotermal enerjiye verilen pay artırılmış, hidroelektrik enerjinin payı ise iklim değişikliği kaynaklı belirsizlikler dikkate alınarak sınırlandırılmıştır. Böylece Senaryo B, yenilenebilir enerji üretiminde baz yük kapasitesinin güçlendirilmesini ve hidrolojik risklere karşı daha temkinli bir yapı oluşturulmasını amaçlamaktadır. Senaryo B, Senaryo A’dan farklı olarak yenilenebilir enerji kaynakları arasındaki dağılımın elektrik üretim sistemi üzerindeki olası etkilerini incelemek amacıyla oluşturulmuş alternatif bir öngörü senaryosudur. Bu senaryoda, belirli kaynakların göreceli payları değiştirilerek farklı planlama yaklaşımlarının karşılaştırılmasına olanak sağlanmıştır. Senaryo B’nin 2053 yılı yenilenebilir enerji dağılımı Çizelge 5.10’de yer almaktadır. Pasta grafiği ise Şekil 5.12’de görülmektedir.

Çizelge 5.10. Senaryo B’nin 2053 yılı yenilenebilir enerji dağılımı

Senaryo B		
Kaynak	Oran (%)	Üretim (GWh)
Güneş Enerjisi	50	289.334,66
Rüzgâr Enerjisi	30	173.600,80
Jeotermal Enerjisi	10	57.866,93
Hidroelektrik Enerjisi	5	28.933,47
Biyokütle Enerjisi ve diğer	5	28.933,47
Toplam	100	578.669,33

Senaryo B ‘da, yer alan üretim miktarları, 2053 yılı için ETS yöntemiyle tahmin edilen yıllık elektrik talebine dayalı olarak hesaplanmış olup, kaynaklara ait oranların toplamı %100 olacak şekilde düzenlenmiştir.



Şekil 5.12. Senaryo B ‘nin yenilenebilir enerji dağılımı pasta grafiği

5.8. Yenilenebilir Enerji Arz Planlaması Açısından Değerlendirme

Uzun dönem elektrik talep tahminlerinin yenilenebilir enerji planlamasına etkileri bu bölümde değerlendirilmiştir. Uzun dönem elektrik talep tahminleri, yenilenebilir enerji arz planlamasının nicel temelini oluşturmaktadır. Bu çalışmada, ETS yöntemi kullanılarak elde edilen 2053 yılı elektrik talep projeksiyonları ile nüfus hassasiyeti analizinden elde edilen senaryo sonuçları birlikte değerlendirilmiştir. Elde edilen talep düzeyleri esas alınarak oluşturulan yenilenebilir enerji arz senaryolarında, güneş ve rüzgâr enerjisinin sistemin ana omurgası olarak konumlandırıldığı, hidroelektrik ve jeotermal kaynakların ise arz sürekliliği ve sistem esnekliğini destekleyici unsurlar olarak ele alındığı görülmektedir. Bu çerçevede geliştirilen arz planlaması, Türkiye'nin 2053 net sıfır karbon hedefleri doğrultusunda, çevresel sürdürülebilirlik, arz güvenliği ve talep artışının dengeli biçimde karşılanmasını esas alan bütüncül bir yaklaşım sunmaktadır.

5.9. Literatür ile Karşılaştırma

Bu tez çalışmasında, elde edilen bulgular, elektrik enerjisi talebi ve yenilenebilir enerji planlamasına yönelik literatürde yer alan çalışmalarla yöntemsel ve kavramsal açıdan karşılaştırıldığında genel eğilimlerle uyumlu sonuçlar sunmaktadır. Literatürde elektrik talep ve üretim tahminine yönelik çalışmaların önemli bir bölümünün kısa ve orta vadeli öngörülere odaklandığı; özellikle yapay sinir ağları, destek vektör makineleri, derin öğrenme ve hibrit modellerin yaygın biçimde kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmalar, karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesinde veri güdümlü yöntemlerin etkinliğini ortaya koymakla birlikte, yüksek hesaplama maliyetleri ve model karmaşıklığı nedeniyle uzun dönem projeksiyonlarda sınırlılıklar barındırabilmektedir (Mellit ve Pavan, 2010).

Öte yandan, zaman serisi temelli yöntemlerin kullanıldığı çalışmalarda, özellikle ARIMA, SARIMA ve üstel düzeltme yaklaşımlarının uzun dönem eğilimlerin belirlenmesinde sıklıkla tercih edildiği görülmektedir (Ediger ve Akar, 2007). Bu bağlamda, literatürde enerji talebinin yıllar itibarıyla artış eğilimi göstereceği yönündeki bulgular, bu tez kapsamında elde edilen uzun dönem projeksiyonlarla örtüşmektedir.

Durgun, Türkiye'nin enerji tüketim tahmini konusunda çalışma gerçekleştirmiş ve bu çalışmasında; 1980–2017 yılları arasına ait meteorolojik değişkenler, Gayri Safi Yurtiçi Hasıla ve nüfus verilerini kullanarak yapay zeka ve regresyon tabanlı yöntemler uygulamıştır (Durgun, 2018). Söz konusu verilerden yararlanılarak, 2018–2023 yılları için başta elektrik enerjisi tüketimi olmak üzere ilgili değişkenlere ilişkin tahminler gerçekleştirilmiştir.

Türkiye özelinde yapılan çalışmalar incelendiğinde, enerji talep tahminlerinde genellikle sosyoekonomik göstergelere dayalı regresyon ve yapay zekâ temelli modellerin kullanıldığı, tahmin ufkunun ise çoğunlukla 2030–2040 yılları ile sınırlı kaldığı görülmektedir (Ülkü ve Yalpır, 2021). Dünya genelinde çeşitli etkenlerden dolayı her geçen gün elektrik enerjisine olan talep artmaktadır. Artan bu ihtiyacı karşılamak amacıyla geleceğe yönelik verimlilik noktasında plan ve yatırımlar gerçekleştirilmektedir. Elektriğin üretimi, iletimi, dağıtımı, sistemlerin birbirleri arasındaki entegrasyonu ve üretilen bu enerjinin hangi şebeke bağlantısından tüketiciye ulaştırılması gerektiği düşünüldüğünde güvenilir talep tahminlerine ihtiyaç önemli ölçüde artmaktadır. Ülkemize kritik noktalarda fayda sağlayabilmek ve talep tahmini sonucuna farklı bir bakış açısı oluşturabilmek adına söz konusu çalışmada yapay sinir ağları ve çoklu regresyon analizi yöntemleri kullanılarak Türkiye'nin iller bazında 2009-2018 yıllarına ait verileriyle 2030 yılı elektrik enerjisi ihtiyaç tahminleri için senaryolar üretilmiştir. Modelde çıktı verisi olarak nüfus, ortalama hane halkı büyüklüğü, eğitim durumu, Gayri Safi Yurtiçi Hasıla, ihracat, ithalat, sanayi girdi ve elektrik enerji tüketim miktarı kullanılmıştır. Oluşturulan modeller ile Türkiye'nin 81 iline ait 2030 yıllık elektrik enerjisi talebinin tahmin performans analizlerinde ortalama %98 mutlak başarı elde edilmiş ve coğrafi bilgi sistemlerinden faydalanılarak sonuç haritaları üzerinde tartışılmıştır. Bu çalışma, 2053 yılına kadar uzanan uzun dönem elektrik talep projeksiyonlarını zaman serisi yöntemleri ve nüfus hassasiyeti analizi birlikte değerlendirerek sunması açısından literatürdeki benzer çalışmalardan ayrılmaktadır.

Ayrıca literatürde yenilenebilir enerji kaynaklarının uzun dönem enerji planlamasında önceliklendirilmesi gerektiği sıklıkla vurgulanmakta; özellikle güneş ve rüzgâr enerjisinin stratejik önemi öne çıkarılmaktadır (Kumbur vd., 2005). Bu tez kapsamında gerçekleştirilen senaryo temelli değerlendirmeler, söz konusu literatür

bulgularını destekler nitelikte olup, uzun dönem enerji arz planlamasının yenilenebilir kaynaklar temelinde ele alınmasının gerekliliğini ortaya koymaktadır. Bu yönüyle çalışma, mevcut literatürde yer alan yöntemsel birikimi uzun vadeli enerji planlaması perspektifiyle bütünleştirerek tamamlayıcı bir katkı sunmaktadır. Benim çalışmamda da yenilenebilir enerjide en yüksek payı güneş enerjisi, ardından rüzgâr enerjisi almaktadır. Bu yönüyle yenilenebilir enerji paylaşımı Kumbur'un çalışma sonucuna benzerdir (Kumbur vd., 2005).

Çizelge 5.11. Türkiye’de elektrik talebi tahmini üzerine gerçekleştirilen bazı çalışmalar

Çalışma	Yöntem	Veri Dönemi	Tahmin Dönemi	Temel Bulgular
Durgun (2018)	Yapay zekâ ve regresyon	1980-2017	2018-2023	Enerji tüketimi projeksiyonu yapılmıştır.
Ediger ve Akar (2007)	ARIMA ve SARIMA	1950-2004	2005-2020	Enerji talebi tahmin edilmiştir.
Es vd. (2014)	Yapay sinir ağları	Türkiye net enerji talebi verileri	Uzun dönem	Başarılı talep tahmini elde edilmiştir.
Günay (2016)	Yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon	1975-2013	2014-2028	Elektirik talebi tahmin edilmiştir.
Hamzaçebi ve Kutay (2004)	Yapay sinir ağları, ARIMA ve regresyon	1970-2002	2003-2010	YSA yüksek doğruluk sağlamıştır.
Pençe vd. (2019)	Yapay sinir ağları	Türkiye sanayi elektrik tüketimi verileri	2017-2023	Sanayi tüketimi tahmin edilmiştir.
Ülkü ve Yalpir (2021)	Yapay sinir ağları ve çoklu regresyon analizi	2009-2018	2030	Elektirik talebi projeksiyonu geliştirilmiştir.
Uzlu ve Dede (2020)	Jaya algoritması ile optimize edilmiş yapay sinir ağları	Türkiye elektrik tüketimi verileri	Uzun dönem	Tahmin performansı artırılmıştır.
Bu Çalışma	ETS ve Holt Winters, nüfus hassasiyet analizi	2018-2025 aylık elektrik tüketimi verileri	2025-2053	Elektirik talebi tahmini ve nüfus hassasiyet analizi yapılmıştır.

Çizelge 5.11’de literatürde yer alan bazı elektrik talebi tahmini çalışmaları özetlenmiştir. İncelenen çalışmaların çoğunda yapay sinir ağları ve regresyon tabanlı yöntemler kullanılmıştır. Bu çalışma ise zaman serisi analizine dayalı ETS ve Holt Winters yöntemleriyle gerçekleştirilmesi ve 2053 yılına kadar uzun dönem tahmin sunması bakımından literatüre katkı sağlamaktadır.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu bölümde, çalışma bulguları değerlendirilmiş ve sonuçlar sunulmuştur. Zaman serisi kullanılarak yürütülen çalışmanın çıktıları analiz edilerek performansları değerlendirilmiştir. Ayrıca elde edilen sonuçlar ışığında enerji planlaması ve gelecekte gerçekleştirilebilecek çalışmalar için çeşitli önerilere yer verilmiştir.

6.1. Sonuçlar

Bu tez çalışmasında, Türkiye'nin elektrik enerjisi talebinin uzun vadeli tahminine yönelik olarak 2018-2025 dönemine ait elektrik tüketim verileri kullanılarak 2053 yılına kadar tahminler gerçekleştirilmiştir. Zaman serisi analizi kapsamında Holt-Winters ve Üstel Düzeltme Tabanlı Durum Uzayı (ETS) yöntemleri uygulanmış, modellerin doğrulama sürecinde 2024 yılı test yılı olarak seçilmiştir. Tahmin performansları MAPE, MAE, MSE ve RMSE ölçütleri kullanılarak değerlendirilmiştir.

2053 yılına ilişkin uzun vadeli elektrik talep tahminleri incelendiğinde, yöntemler arasında belirgin farklılıklar olduğu görülmektedir. ETS yöntemi ile gerçekleştirilen tahmin sonucunda 2053 yılı elektrik talebi 578,7 TWh olarak hesaplanmıştır. Holt-Winters yöntemi ile gerçekleştirilen tahmin sonucunda 2053 yılı elektrik talebi 386,9 TWh seviyesindedir. Yöntemler arasındaki bu fark, ETS yönteminin uzun vadede daha yüksek ve süreklilik gösteren bir artış eğilimi öngördüğünü, Holt-Winters yönteminin ise uzun dönem tahminlerinde daha temkinli ve düşük seviyede talep projeksiyonu sunduğunu göstermektedir. Bu sonuç, uzun vadeli enerji arz planlaması ve stratejik yatırım kararları açısından ETS yönteminin daha kapsayıcı bir yaklaşım sağladığını ortaya koymaktadır.

Nüfus değişimlerinin elektrik talebi üzerindeki etkisini ortaya koymak amacıyla nüfus hassasiyet analizi gerçekleştirilmiştir. Nüfus hassasiyet analizi kapsamında, nüfus artış oranlarındaki belirsizliğin uzun vadeli elektrik talebi üzerindeki etkisi değerlendirilmiştir. Bu doğrultuda, nüfusun sırasıyla %5, %10 ve %20 oranlarında artması durumları düşük, orta ve yüksek nüfus artış senaryoları olarak ele alınmıştır. Yapılan tahminler sonucunda, 2053 yılında elektrik enerjisi tüketiminin düşük nüfus artış senaryosunda 350,1 TWh, orta nüfus artış senaryosunda 368,9 TWh ve yüksek nüfus artış senaryosunda 406,6 TWh seviyelerine ulaşacağı öngörülmüştür. Bu bulgular, nüfus artış hızındaki farklılıkların uzun vadeli elektrik talep tahminleri üzerinde anlamlı sapmalara

yol açtığını ve enerji planlaması süreçlerinde tek bir nüfus varsayımına bağlı kalınmaması gerektiğini açıkça ortaya koymaktadır.

Elde edilen uzun vadeli elektrik talep tahminleri, Türkiye'nin 2053 yılı net sıfır karbon hedefleri doğrultusunda yenilenebilir enerji kaynaklarının sisteme entegrasyonunu değerlendirmek amacıyla iki farklı üretim senaryosu çerçevesinde ele alınmıştır. Senaryo A 'da elektrik enerjisi ihtiyacı; %50 güneş, %30 rüzgâr, %10 hidroelektrik, %5 jeotermal, %5 biyokütle ve diğer yenilenebilir enerji kaynakları olacak şekilde dağıtılmıştır. Bu senaryo, güneş ve rüzgâr enerjisinin temel üretim bileşenleri olduğu, hidroelektrik enerjinin ise sistem esnekliğini destekleyici bir rol üstlendiği daha dengeli ve ihtiyatlı bir üretim yapısını temsil etmektedir. Senaryo B 'de ise hidroelektrik enerjinin göreceli payı azaltılarak jeotermal enerjinin payı artırılmış ve üretim sürekliliği ile baz yük karakteri daha güçlü bir yapı hedeflenmiştir. Bu senaryo, kaynak çeşitliliğinin artırılması ve meteorolojik koşullara bağlı belirsizliklerin azaltılması açısından alternatif bir uzun vadeli planlama yaklaşımı sunmaktadır. Her iki senaryo birlikte değerlendirildiğinde, güneş ve rüzgâr enerjisinin yüksek paylarla sistemde yer almasının Türkiye'nin artan elektrik talebinin karşılanmasında temel belirleyeceği olacağı, hidroelektrik ve jeotermal kaynaklardaki farklılaşmanın ise arz güvenliği ve sistem esnekliği açısından farklı politika tercihlerini yansıttığı görülmektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma ETS yönteminin uzun vadeli elektrik talep tahminlerinde Holt-Winters yöntemine kıyasla daha tutarlı, güvenilir ve öngörülebilir sonuçlar sunduğunu ortaya koymaktadır. Nüfus hassasiyetinin ve yenilenebilir enerji senaryolarının birlikte ele alınması, uzun vadeli enerji arz ve iletim planlamasının daha gerçekçi ve bütüncül bir çerçevede değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır. Bununla birlikte, uzun dönem tahminlerin doğası gereği belirsizlik içerdiği ve kullanılan istatistiksel yöntemlerin geçmiş eğilimlerin gelecekte de devam edeceği varsayımına dayandığı göz önünde bulundurulmalıdır. Bu nedenle elde edilen sonuçlar kesin değerler olarak değil, stratejik planlamaya rehberlik edecek öngörüler olarak değerlendirilmelidir.

6.2. Öneriler

Gelecekte yapılacak çalışmalarda, nüfus artışına ek olarak ekonomik büyüme, sanayileşme düzeyi, enerji verimliliği, enerji depolama teknolojileri, şebeke esnekliği ve talep tarafı yönetimi gibi unsurların modele dahil edilmesi, uzun vadeli tahminlerin doğruluğunu ve açıklayıcılığını arttırabilir. Bunun yanı sıra, bu tezde yöntem olarak sadece zaman serisi analizleri kullanılmıştır analiz sonuçları MATLAB programıyla doğrulanmıştır. Gelecekteki çalışmalarda makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı hibrit modellerin kullanılması, klasik zaman serisi yöntemleri ile karşılaştırmalı analizler yapılmasına olanak tanıyacaktır.

Bölgesel bazda analizlerin yapılması, Türkiye'nin farklı bölgelerindeki enerji tüketim dinamiklerinin daha ayrıntılı incelenmesini sağlayarak planlama süreçleri için kaynak oluşturabilir. Ayrıca enerji ithalat bağımlılığı ,fiyat dalgalanmaları ve jeopolitik risklerin modele dahil edilmesi, enerji arz güvenliği açısından daha kapsamlı değerlendirmelerin yapılmasına imkan tanıyacaktır.

Uzun vadeli projeksiyonların belirli aralıklarla güncellenmesi, Türkiye'nin enerji arz güvenliği ve sürdürülebilirlik hedefleri açısından büyük önem taşımaktadır. Çalışma bulgularının stratejik planlama süreçlerine katılması ve karar vericiler için yol gösterici nitelikte kullanılması önerilmektedir.

Bu çalışmada elde edilen talep tahminleri, Türkiye'de elektrik tüketiminin uzun vadede artış eğiliminde olduğunu göstermektedir. Özellikle ETS modeli ile elde edilen 578,7 TWh'lık talep tahmini, enerji sektöründe yeni üretim kapasitesi yatırımlarına ihtiyaç duyulabileceğine işaret etmektedir. Bu doğrultuda güneş ve rüzgâr enerjisi ilk sırada olmak üzere yenilenebilir enerji yatırımlarının artırılması önerilmektedir. Çalışmada oluşturulan yenilenebilir enerji senaryoları, enerji şirketleri ve yatırımcıları açısından gelecekteki yatırım fırsatlarının değerlendirilmesinde, fizibilite çalışmalarının hızlandırılmasında ve ticari karar alma süreçlerinde karar destek mekanizması niteliği taşımaktadır.

KAYNAKLAR

- ABD Enerji Bilgi İdaresi. (t.y.). ABD’de elektrik. <https://www.eia.gov/energyexplained/electricity/electricity-in-the-us.php>
- Ahmad, M. W., Reynolds, J., ve Rezgui, Y. (2018). Predictive modelling for solar thermal energy systems: A comparison of support vector regression, random forest, extra trees and regression trees. *Journal of Cleaner Production*, 203, 810-821. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.08.207>
- Altunkaynak, A., ve Başakın, E. (2018). Zaman Serileri Kullanılarak Nehir Akım Tahmini ve Farklı Yöntemlerle Karşılaştırılması. *Erzincan University Journal of Science and Technology*, 11(1), 92-101.
- Ataçay, M. N. (2023). Çin’de Gelişen Bir Stratejik Sektör Olarak Yenilenebilir Enerji. *Alinteri Sosyal Bilimler Dergisi*, 7(2), 125-138. <https://doi.org/10.30913/alinterisosbil.1392937>
- Boccard, N. (2009). Capacity factor of wind power realized values vs. estimates. *Energy Policy*, 37(7), 2679–2688. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.02.046>
- Bolson, N., Prieto, P., ve Patzek, T. (2022). Capacity factors for electrical power generation from renewable and nonrenewable sources. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 119(52), e2205429119. <https://doi.org/10.1073/pnas.2205429119>
- Coburn, T. C., ve Farhar, B. C. (2004). Public Reaction to Renewable Energy Sources and Systems. İçinde C. J. Cleveland (Ed.), *Encyclopedia of Energy* (ss. 207-222). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B0-12-176480-X/00462-9>
- Çebi, C. H., ve Kutay, F. (2004). Yapay sinir ağları ile Türkiye elektrik enerjisi tüketiminin 2010 yılına kadar tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 19(3), 275–286.
- Deb, C., Zhang, F., Yang, J., Lee, S. E., ve Shah, K. W. (2017). A review on time series forecasting techniques for building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 74, 902-924. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.02.085>
- Demirel, Ö., Kakilli, A., ve Tektaş, M. (2013). Anfis ve arma modelleri ile elektrik enerjisi yük tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 25(3), 0.
- Deneçli, B. K. (2023). Rüzgâr Enerji Santrallerinde Mekanik Güç ve Elektrik Güç Kavramları ve Bu Kavramlar Aracılığı ile Kapasite Faktörünü Arttırma Senaryo ve Analizleri. Department of Energy. (t.y.). U.S. Department of Energy. <https://www.energy.gov/>
- Dikmen, E., ve Örgen, F. K. (2018). Ağlasun bölgesi için rüzgâr hızı tahmini ve en uygun türbin tespiti. *Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*. <https://doi.org/10.28948/ngumuh.445314>
- Duran, A. (t.y.). İklim değişikliğiyle mücadelede Türkiye’nin enerji politikalarındaki dönüşümün ve yenilenebilir enerji stratejilerinin analizi.

- Durgun, S. (2018). *Türkiye'nin enerji talebinin yapay zekâ teknikleriyle uzun dönem tahmini* [Yüksek lisans tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/>
- Ediger, V. Ş., ve Akar, S. (2007). ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey. *Energy Policy*, 35(3), 1701-1708. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.05.009>
- Ekinci, F. (2019). YSA ve ANFIS tekniklerine dayalı enerji tüketim tahmin yöntemlerinin karşılaştırılması. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 7(3), 1029-1044. <https://doi.org/10.29130/dubited.485822>
- Ember. (2025, 10 Nisan). *Türkiye Electricity Review 2025*. <https://ember-energy.org/latest-insights/turkiye-electricity-review-2025>
- Es, H. A., Kalender, F. Y., ve Hamzaçebi, C. (2014). Yapay sinir ağları ile Türkiye net enerji talep tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 29(3), 495–504. <https://doi.org/10.17341/gummfd.41725>
- European Commission. (2025). *Energy*. <https://energy.ec.europa.eu/>
- Exponential smoothing. (2026). İçinde Wikipedia. https://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Exponential_smoothing&oldid=1334064215
- Gupta, S., Gupta, E., ve Sarangi, G. K. (2020). Household Energy Poverty Index for India: An analysis of inter-state differences. *Energy Policy*, 144, 111592. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111592>
- Günay, M. E. (2016). Forecasting annual gross electricity demand by artificial neural networks using predicted values of socio-economic indicators and climatic conditions: Case of Turkey. *Energy Policy*, 90, 92–101. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2015.12.019>
- Halawa, E. (2024). Sustainable Energy: Concept and Definition in the Context of the Energy Transition—A Critical Review. *Sustainability*, 16(4), 1523. <https://doi.org/10.3390/su16041523>
- Hyndman, R. J. (2011, June 21). *Comparing the Holt-Winters and ETS methods*. Rob J Hyndman. <https://robjhyndman.com/hyndsight/estimation2/>
- Hyndman, R. J., ve Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice* (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/ets.html>
- Hyndman, R. J., ve Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679-688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Snyder, R. D., ve Grose, S. (2002). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. *International Journal of Forecasting*, 18(3), 439-454. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(01\)00110-8](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(01)00110-8)

- Hyndman, R. J., Koehler, A., Ord, K., ve Synder, R. (2008). *Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach* | Springer Nature Link. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-540-71918-2>
- International Energy Agency. (2023). *World energy outlook 2023*. IEA. <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>
- Jain, A., ve Gupta, S. C. (2024). Evaluation of electrical load demand forecasting using various machine learning algorithms. *Frontiers in Energy Research*, 12, 1408119. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1408119>
- Jebaraj, S., ve Iniyar, S. (2006). A review of energy models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 10(4), 281-311. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2004.09.004>
- Karaca, C. (2016). Çoklu regresyon metoduyla elektrik tüketim talebini etkileyen faktörlerin incelenmesi. *Selcuk University Journal of Engineering, Science and Technology*, 4(3), 182–195. <https://doi.org/10.15317/Scitech.2016320514>
- Karakaya, E. (2025). Paris İklim Anlaşması: İçeriği ve Türkiye üzerine bir değerlendirme. *Adıyaman Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. <https://doi.org/10.30803/adusobed.188842>
- Kavasseri, R. G., ve Seetharaman, K. (2009). F -ARIMA modelleri kullanılarak gün öncesi rüzgar hızı tahmini. *Renewable Energy*, 34(5), 1388-1393. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2008.09.006>
- Kim, T.-Y., ve Cho, S.-B. (2019). Predicting residential energy consumption using CNN-LSTM neural networks. *Energy*, 182, 72-81. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.05.230>
- Köse, E., ve Kutlu Kaynar, S. (2025). Energy demand forecasting and policy development in Turkey. *Energies*, 18(13), 3301. <https://doi.org/10.3390/en18133301>
- Kumbur, H., Özer, Z., Özsoy, H. D., ve Avcı, E. D. (2005). Türkiye’de Geleneksel ve Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının Potansiyeli ve Çevresel Etkilerinin Karşılaştırılması.
- Liu, Y., Li, Y., Li, G., Lin, Y., Wang, R., ve Fan, Y. (2023). Review of multiple load forecasting method for integrated energy system. *Frontiers in Energy Research*, 11, 1296800. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1296800>
- Marino, D. L., Amarasinghe, K., ve Manic, M. (2016). Building energy load forecasting using Deep Neural Networks. *IECON 2016 - 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 7046-7051. <https://doi.org/10.1109/IECON.2016.7793413>
- Martínez-Soto, A., Sanhueza-Catalán, D., Uribe-Vargas, T., Lehmann, R., Zipf, A., Sierra-Varela, L., Nix, E., ve Oyarzún, T. (2025). Mapping energy poverty indices in urban scale: A case study of Santiago de Chile. *Energy Research ve Social Science*, 127, 104242. <https://doi.org/10.1016/j.erss.2025.104242>

- Mellit ve Pavan. (2010). A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy. *Solar Energy*, 84(5), 807-821. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2010.02.006>
- Mengi, D. F., ve Metlek, S. (2020). Türkiye'nin Akdeniz bölgesine ait rüzgâr ekserjisinin çok katmanlı yapay sinir ağı ile modellenmesi. *International Journal of Engineering and Innovative Research*, 2(2), 102-120. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/ijeir/issue/55163/730320>
- Montero, F. (2023). Energy. İçinde *Encyclopedia of Astrobiology* (ss. 903-904). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-65093-6_1394
- Mystakidis, A., Koukaras, P., Tsalikidis, N., ve Ioannidis, D. (2024). Energy Forecasting: A Comprehensive Review of Techniques and Technologies. <https://www.mdpi.com/1996-1073/17/7/1662>
- Nassif, A. B., Soudan, B., Azzah, M., Attili, I., ve AlMulla, O. (2021). (PDF) Kısa Vadeli Yük Tahmininde Yapay Zeka ve İstatistiksel Teknikler: Bir İnceleme. https://www.researchgate.net/publication/357553084_Artificial_Intelligence_and_Statistical_Techniques_in_Short-Term_Load_Forecasting_A_Review
- Neto, A. H., ve Fiorelli, F. A. S. (2008). Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption. *Energy and Buildings*, 40(12), 2169-2176. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.06.013>
- Nti, I. K., Teimeh, M., Nyarko-Boateng, O., ve Adekoya, A. F. (2020). Electricity load forecasting: A systematic review. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 7(1), 13. <https://doi.org/10.1186/s43067-020-00021-8>
- Nussbaumer, P., Bazilian, M., ve Modi, V. (2012). Measuring energy poverty: Focusing on what matters. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(1), 231-243. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.07.150>
- Özalp, M. (2025). Türkiye'nin yenilenebilir enerji görünümü ve geleceği. *Avrasya Etütleri*, 64, 39-75. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/avrasya/article/1738820>
- Pamir, N. (t.y.). *Enerji politikaları ve küresel gelişmeler*. TMMOB Elektrik Mühendisleri Odası. https://www.emo.org.tr/ekler/c6744c9d42ec2cb_ek.pdf
- Pençe, İ., Kalkan, A., ve Şişeci Çeşmeli, M. (2019). Türkiye Sanayi Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2017-2023 dönemi için Yapay Sinir Ağları ile Tahmini. Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Uygulamalı Bilimler Dergisi, 3(2), 206-228. <https://doi.org/10.31200/makuubd.538878>
- Reuters. (2020, 12 Aralık). Çin Devlet Başkanı Xi, 2030 yılına kadar karbon yoğunluğunda daha büyük bir azalma hedefliyor. <https://www.reuters.com/article/climate-change-un-china-idINKBN28MOVE/>

- Reuters. (2024, 21 Ekim). *Turkey aims to quadruple wind and solar energy capacity by 2035*. <https://www.reuters.com/sustainability/climate-energy/turkey-aims-quadruple-wind-solar-energy-capacity-by-2035-2024-10-21/>
- Rodrigues, F., Cardeira, C., Caloda, J. M. F., ve Melicio, R. (2023). Short-Term Load Forecasting of Electricity Demand for the Residential Sector Based on Modelling Techniques: A Systematic Review. <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/10/4098>
- Román-Portabales, A., López-Nores, M., ve Pazos-Arias, J. J. (2021). Systematic Review of Electricity Demand Forecast Using ANN-Based Machine Learning Algorithms. *Sensors*, 21(13), 4544. <https://doi.org/10.3390/s21134544>
- Sabancı Üniversitesi İstanbul Politikalar Merkezi. (2025). *Türkiye'nin karbonsuzlaşma yol haritası: 2053'te net sıfıra doğru*. <https://ipc.sabanciuniv.edu.tr/tr/yayinlar>
- Sanchez-Solis, C., Balderrama, S., Crevani, G., Stevanato, N., ve Quoilin, S. (2025). Bridging the energy gap: A Global South perspective on achieving universal access through energy sufficiency. *Energy for Sustainable Development*, 88, 101793. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2025.101793>
- Secopedia. (2024, 15 Şubat). *Uluslararası Enerji Ajansı (UEA)*. <https://www.secopedia.org/kavramlar/guvenlik-yapilari/uluslararasi-enerji-ajansi-uea/>
- SHURA Enerji Dönüşümü Merkezi. (2024, 22 Ağustos). *SHURA Enerji Dönüşümü Merkezi*. <https://shura.org.tr/>
- Suganthi, L., ve Samuel, A. A. (2012). Energy models for demand forecasting—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(2), 1223–1240. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.08.014>
- T.C. Dışişleri Bakanlığı. (t.y.). *Türkiye'nin uluslararası enerji stratejisi*. https://www.mfa.gov.tr/turkiye_nin-enerji-stratejisi.tr.mfa
- Tsalikidis, N., Mystakidis, A., Tjortjis, C., Koukaras, P., ve Ioannidis, D. (2023). Energy load forecasting: One-step ahead hybrid model utilizing ensembling. *Computing*, 106, 1–33. <https://doi.org/10.1007/s00607-023-01217-2>
- Türkiye Elektrik İletim A.Ş. (TEİAŞ). (2025). *Türkiye elektrik tüketim verileri*. <https://www.teias.gov.tr>
- Ugbehe, P. O., Diemuodeke, O. E., ve Aikhuele, D. O. (2025). Electricity demand forecasting methodologies and applications: A review. *Sustainable Energy Research*, 12(1), 19. <https://doi.org/10.1186/s40807-025-00149-z>
- Uğuz, S., Oral, O., ve Çağlayan, N. (2019). Estimation of Energy to be Obtained from PV Power Plants Using Machine Learning Methods. *Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Gelistirme Dergisi*, 769-779. <https://doi.org/10.29137/umagd.514933>

- Uzlu, E., ve Dede, T. (2020). Jaya algoritması ile optimize edilmiş yapay sinir ağlarını kullanarak Türkiye’de elektrik enerjisi tüketiminin tahmini. *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi Part C: Tasarım ve Teknoloji*, 8(3), 511-528. <https://doi.org/10.29109/gujsc.684334>
- Ülkü, H., ve Yalpir, Ş. (2021). Enerji talep tahmini için metodoloji geliştirme: 2030 yılı Türkiye örneği. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 10(1), 188-201. <https://doi.org/10.28948/ngumuh.814134>
- Voyant, C., Notton, G., Kalogirou, S., Nivet, M.-L., Paoli, C., Motte, F., ve Fouilloy, A. (2017). Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review. *Renewable Energy*, 105, 569-582. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.12.095>
- Wang, H., Lei, Z., Zhang, X., Zhou, B., ve Peng, J. (2019). A review of deep learning for renewable energy forecasting. *Energy Conversion and Management*, 198, 111799. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.111799>
- Wang, Z., ve Srinivasan, R. S. (2017). A review of artificial intelligence based building energy use prediction: Contrasting the capabilities of single and ensemble prediction models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 75, 796-808. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.10.079>
- Wang, vd. (2021). A review of wind speed and wind power forecasting with deep neural networks. *Applied Energy*, 304, 117766. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117766>
- Winters, P. R. (1960). Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages. *Management Science*. (world). <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.3.324>
- Xian, X., Wang, L., Wu, X., Tang, X., Zhai, X., Yu, R., Qu, L., ve Ye, M. (2023). Comparison of SARIMA model, Holt-winters model and ETS model in predicting the incidence of foodborne disease. *BMC Infectious Diseases*, 23(1), 803. <https://doi.org/10.1186/s12879-023-08799-4>
- Zendehboudi, A., Baseer, M. A., ve Saidur, R. (2018). Application of support vector machine models for forecasting solar and wind energy resources: A review. *Journal of Cleaner Production*, 199, 272-285. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.07.164>
- Zhang, B., He, G., Du, Y., Wen, H., Huan, X., Xing, B., ve Huang, J. (2024). Assessment of the economic impact of forecasting errors in Peer-to-Peer energy trading. *Applied Energy*, 374, 123750. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123750>
- Zhang, Z., Chen, H., Sun, F., Ma, Y., Ji, Z., ve Zhang, W. (2025). Technologies for high-entropy energy harvesting and utilization along transport infrastructures. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 223, 116068. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.116068>

EKLER

EK-1. Bu ekte, ETS ve Holt-Winters yöntemleri kullanılarak, 2018–2025 Kasım ayı dahil Türkiye’nin aylık elektrik enerjisi tüketim verileri esas alınarak elde edilen 2025–2053 dönemi aylık elektrik enerjisi tüketim tahmin değerleri sunulmaktadır.

Türkiye’nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Oca.18	26.667,16	26667,16368	26667,16368
Şub.18	23.633,14	23633,1449	23633,1449
Mar.18	25.179,77	20599,12611	25179,76504
Nis.18	23.771,24	23844,24947	23771,24347
May.18	24.176,75	22986,81565	24176,75096
Haz.18	24.264,06	22576,94906	24264,06292
Tem.18	29.589,09	24803,22007	29589,0938
Ağu.18	27.968,85	27571,72081	27968,85102
Eyl.18	25.433,58	28312,81928	25433,57523
Eki.18	23.966,24	27015,13286	23966,24338
Kas.18	24.150,31	26092,11105	24150,31482
Ara.18	26.001,68	25790,08508	26001,67518
Oca.19	26.058,60	25951,45706	26058,601
Şub.19	23.522,13	26076,00582	23522,12557
Mar.19	24.843,58	25364,50866	24843,57531
Nis.19	23.808,36	25213,42487	23808,35765
May.19	25.013,34	24810,98622	25013,34436
Haz.19	24.258,09	24811,3459	24258,08589
Tem.19	28.789,66	24625,52828	28789,66383
Ağu.19	27.713,47	25721,50235	27713,4725
Eyl.19	25.418,71	26352,54724	25418,70575
Eki.19	24.248,65	26134,87824	24248,6455
Kas.19	23.996,96	25636,60911	23996,96026
Ara.19	26.226,02	25315,42279	26226,02281
Oca.20	27.031,51	26237,16844	27031,50761
Şub.20	25.109,73	26128,37736	25109,73488
Mar.20	24.871,31	24575,97733	24871,31226
Nis.20	20.363,64	24884,596	20363,64309
May.20	21.027,75	18542,18171	21027,74662
Haz.20	23.825,09	22107,72	23825,09014
Tem.20	28.683,18	26304,66796	28683,17852
Ağu.20	29.296,84	25476,67295	29296,84258

**Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri
ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları
(devam)**

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Eyl.20	27.578,27	24849,09291	27578,27413
Eki.20	25.410,60	26405,99974	25410,59878
Kas.20	25.590,03	24825,73739	25590,02854
Ara.20	27.321,01	26296,82673	27321,0132
Oca.21	27.193,69	29126,35343	27193,69169
Şub.21	206,59	27417,10284	24506,58656
Mar.21	27.937,29	25034,84027	27937,29377
Nis.21	26.182,96	24308,86217	26182,96323
May.21	25.379,68	26016,70528	25379,68026
Haz.21	27.127,87	26360,8222	27127,8657
Tem.21	30.923,00	31419,94625	30922,99815
Ağu.21	32.783,82	30444,81162	32783,8205
Eyl.21	27.901,73	29536,33775	27901,731
Eki.21	26.660,52	26612,77083	26660,52373
Kas.21	26.982,55	26370,63656	26982,55317
Ara.21	29.291,47	27804,31309	29291,47334
Oca.22	28.794,64	28514,83853	28794,63828
Şub.22	25.941,90	26492,16966	25941,90381
Mar.22	28.793,35	26449,90893	28793,3471
Nis.22	26.204,17	25995,9968	26204,16536
May.22	25.734,75	27106,58198	25734,75396
Haz.22	27.689,42	27026,14089	27689,42031
Tem.22	29.383,76	32473,88297	29383,75893
Ağu.22	32.188,03	29427,53557	32188,02935
Eyl.22	27.840,84	29967,57052	27840,84492
Eki.22	25.855,96	26239,9998	25855,96371
Kas.22	25.403,91	26108,19682	25403,90534
Ara.22	27.274,46	27311,82163	27274,46323
Oca.23	28.001,75	27594,43313	28001,75414
Şub.23	24.787,29	25438,43779	24787,28924
Mar.23	26.930,87	26594,91712	26930,86655
Nis.23	24.480,34	24315,68096	24480,33871
May.23	26.913,08	25165,63666	26913,08015
Haz.23	25.735,08	26444,01795	25735,08379
Tem.23	32.566,94	30641,46453	32566,9439
Ağu.23	34.313,65	31510,80255	34313,64775

**Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri
ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları
(devam)**

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Eyl.23	29.293,91	29038,63389	29293,91206
Eki.23	26.784,07	28153,04583	26784,0706
Kas.23	26.643,22	27199,49945	26643,22281
Ara.23	28.717,32	28896,55891	28717,32425
Oca.24	29.340,71	29418,92196	29340,71412
Şub.24	26.895,90	26721,35959	26895,89808
Mar.24	27.964,87	28358,37861	27964,87081
Nis.24	24.400,67	25915,08357	24400,66795
May.24	27.349,48	26057,60155	27349,48155
Haz.24	28.913,90	28409,34766	28913,8963
Tem.24	34.609,68	33479,18077	34609,68114
Ağu.24	33.774,54	33174,72827	33774,53674
Eyl.24	28.693,00	30536,79474	28692,9977
Eki.24	27.464,86	28351,78625	27464,86081
Kas.24	28.094,17	28268,38031	28094,17268
Ara.24	30.418,79	30126,99817	30418,78667
Oca.25	30.892,5	30386,11808	30892,51196
Şub.25	28.858,2	27991,37139	28858,22838
Mar.25	28.666,0	29630,52853	28665,95571
Nis.25	27.315,5	27035,37219	27315,53012
May.25	28.426,4	27673,34575	28426,3683
Haz.25	28.384,7	29015,75907	28384,68681
Tem.25	36.657,10	33611,65892	33288,2996
Ağu.25	35.841,60	32935,11991	33502,24228
Eyl.25	30.234,30	30699,49162	30018,69265
Eki.25	28.032,30	29088,35096	28455,89267
Kas.25	28.022,50	29155,31543	28591,1553
Ara.25		31061,53998	30655,67385
Oca.26		31334,41687	30873,77275
Şub.26		28876,9655	28288,47061
Mar.26		30368,63708	29866,93144
Nis.26		27932,10089	27489,94425
May.26		28287,4148	28139,79549
Haz.26		29353,379	29102,46446
Tem.26		34266,09812	33617,92054
Ağu.26		33589,55911	33828,15943
Eyl.26		31353,93082	30340,94762
Eki.26		29742,79016	28774,5266

Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları (devam)

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Kas.26		29809,75463	28906,2089
Ara.26		31715,97918	30967,18734
Oca.27		31988,85606	31181,78591
Şub.27		29531,40469	28593,02276
Mar.27		31023,07628	30168,06149
Nis.27		28586,54009	27787,69064
May.27		28941,854	28434,19625
Haz.27		30007,8182	29393,55717
Tem.27		34920,53732	33905,74237
Ağu.27		34243,99831	34112,74715
Eyl.27		32008,37002	30622,33756
Eki.27		30397,22936	29052,7547
Kas.27		30464,19383	29181,31067
Ara.27		32370,41838	31239,19793
Oca.28		32643,29526	31450,74004
Şub.28		30185,84389	28858,95478
Mar.28		31677,51548	30431,00536
Nis.28		29240,97929	28047,67993
May.28		29596,2932	28691,26416
Haz.28		30662,2574	29647,73653
Tem.28		35574,97652	34157,06564
Ağu.28		34898,43751	34361,24641
Eyl.28		32662,80922	30868,04456
Eki.28		31051,66855	29295,7008
Kas.28		31118,63303	29421,52691
Ara.28		33024,85757	31476,71496
Oca.29		33297,73446	31685,58821
Şub.29		30840,28309	29091,16407
Mar.29		32331,95468	30660,60542
Nis.29		29895,41849	28274,70009
May.29		30250,7324	28915,73339
Haz.29		31316,6966	29869,68351
Tem.29		36229,41572	34376,51871
Ağu.29		35552,87671	34578,23359
Eyl.29		33317,24841	31082,59355
Eki.29		31706,10775	29507,83901

**Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri
ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları
(devam)**

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Kas.29		31773,07223	29631,28141
Ara.29		33679,29677	31684,11256
Oca.30		33952,17366	31890,65538
Şub.30		31494,72229	29293,92699
Mar.30		32986,39388	30861,08999
Nis.30		30549,85769	28472,93191
May.30		30905,1716	29111,73777
Haz.30		31971,1358	30063,48549
Tem.30		36883,85492	34568,14302
Ağu.30		36207,31591	34767,70471
Eyl.30		33971,68761	31269,93567
Eki.30		32360,54695	29693,07605
Kas.30		32427,51143	29814,43704
Ara.30		34333,73597	31865,21015
Oca.31		34606,61286	32069,71806
Şub.31		32149,16149	29470,97763
Mar.31		33640,60558	31036,15119
Nis.31		31204,29689	28646,02603
May.31		31559,6108	29282,88692
Haz.31		32625,575	30232,71151
Tem.31		37538,29412	34735,46753
Ağu.31		36861,7551	34933,14907
Eyl.31		34626,12681	31433,52101
Eki.31		33014,98615	29854,82326
Kas.31		33081,95063	29974,36677
Ara.31		34988,17517	32023,34282
Oca.32		35261,05206	32226,07387
Şub.32		32803,60069	29625,57655
Mar.32		34295,27227	31189,01295
Nis.32		31858,73608	28797,17015
May.32		32214,05	29432,33271
Haz.32		33280,01419	30380,47805
Tem.32		38192,73331	34881,57368
Ağu.32		37516,1943	35077,6135
Eyl.32		35280,56601	31576,36216
Eki.32		33669,42535	29996,05937
Kas.32		33736,38982	30114,01587

**Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri
ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları
(devam)**

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Ara.32		35642,61437	32161,42276
Oca.33		35915,49126	32362,60227
Şub.33		33458,03989	29760,57084
Mar.33		34949,71147	31322,49038
Nis.33		32513,17528	28929,14775
May.33		32868,48919	29562,82734
Haz.33		33934,45339	30509,50637
Tem.33		38847,17251	35009,15217
Ağu.33		38170,6335	35203,75845
Eyl.33		35935,00521	31701,08968
Eki.33		34323,86455	30119,38539
Kas.33		34390,82902	30235,95613
Ara.33		36297,05357	32281,99283
Oca.34		36569,93045	32481,81755
Şub.34		34112,47908	29878,44656
Mar.34		35604,15067	31439,04158
Nis.34		33167,61448	29044,38933
May.34		33522,92839	29676,774
Haz.34		34588,89259	30622,17266
Tem.34		39501,61171	35120,55249
Ağu.34		38825,0727	35313,90701
Eyl.34		36589,44441	31810,00055
Eki.34		34978,30375	30227,07248
Kas.34		35045,26822	30342,4332
Ara.34		36951,49276	32387,27346
Oca.35		37224,36965	32585,91519
Şub.35		34766,91828	29981,3745
Mar.35		36258,58987	31540,81297
Nis.35		33822,05368	29145,01716
May.35		34177,36759	29776,27113
Haz.35		35243,33179	30720,55179
Tem.35		40156,05091	35217,82617
Ağu.35		39479,5119	35410,08768
Eyl.35		37243,88361	31905,10048
Eki.35		35632,74294	30321,10382
Kas.35		35699,70742	30435,40795
Ara.35		37605,93196	32479,2035
Oca.36		37878,80885	32676,81226

**Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri
ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları
(devam)**

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Şub.36		35421,35748	30071,2502
Mar.36		36913,02907	31629,67878
Nis.36		34476,49288	29232,88442
May.36		34831,80679	29863,15106
Haz.36		35897,77099	30806,4555
Tem.36		40810,49011	35302,76462
Ağu.36		40133,9511	35494,07171
Eyl.36		37898,3228	31988,14083
Eki.36		36287,18214	30403,21108
Kas.36		36354,14662	30516,59261
Ara.36		38260,37116	32559,47593
Oca.37		38533,24805	32756,1827
Şub.37		36075,79668	30149,72879
Mar.37		37567,46827	31707,27554
Nis.37		35130,93208	29309,60927
May.37		35486,24599	29939,01379
Haz.37		36552,21019	30881,46579
Tem.37		41464,92931	35376,93206
Ağu.37		40788,3903	35567,40577
Eyl.37		38552,762	32060,65086
Eki.37		36941,62134	30474,90635
Kas.37		37008,58582	30587,48227
Ara.37		38914,81036	32629,56904
Oca.38		39187,68725	32825,48821
Şub.38		36730,23588	30218,25555
Mar.38		38221,90746	31775,0323
Nis.38		35785,37128	29376,60467
May.38		36140,68519	30005,2564
Haz.38		37206,64939	30946,96406
Tem.38		42119,36851	35441,69436
Ağu.38		41442,82949	35631,44036
Eyl.38		39207,2012	32123,96593
Eki.38		37596,06054	30537,50997
Kas.38		37663,02502	30649,38245
Ara.38		39569,24956	32690,77367
Oca.39		39842,12645	32886,00511
Şub.39		37384,67508	30278,09245

**Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri
ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları
(devam)**

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Mar.39		38876,34666	31834,19684
Nis.39		36439,81047	29435,10441
May.39		36795,12438	30063,0988
sHaz.39		37861,08858	31004,15652
Tem.39		42773,8077	35498,24417
Ağu.39		42097,26869	35687,35475
Eyl.39		39861,6404	32179,25203
Eki.39		38250,49974	30592,17486
Kas.39		38317,46421	30703,43309
Ara.39		40223,68876	32744,21697
Oca.40		40496,56565	32938,84789
Şub.40		38039,11428	30330,34146
Mar.40		39530,78586	31885,85876
Nis.40		37094,24967	29486,18583
May.40		37449,56358	30113,60624
Haz.40		38515,52778	31054,09642
Tem.40		43428,2469	35547,62292
Ağu.40		42751,70789	35736,17866
Eyl.40		40516,0796	32227,52733
Eki.40		38904,93894	30639,90771
Kas.40		38971,90341	30750,62959
Ara.40		40878,12796	32790,88314
Oca.41		41151,00484	32984,9897
Şub.41		38693,55347	30375,9648
Mar.41		40185,22506	31930,96944
Nis.41		37748,68887	29530,78963
May.41		38104,00278	30157,70885
Haz.41		39169,96698	31097,70347
Tem.41		44082,6861	35590,73998
Ağu.41		43406,14709	35778,81123
Eyl.41		41170,5188	32269,68086
Eki.41		39559,37814	30681,58757
Kas.41		39626,34261	30791,84112
Ara.41		41532,56715	32831,6316
Oca.42		41805,44404	33025,28029
Şub.42		39347,99267	30415,80266
Mar.42		40839,66426	31970,35966

**Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri
ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları
(devam)**

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Nis.42		38403,12807	29569,73724
May.42		38758,44198	30196,21882
Haz.42		39824,40618	31135,78073
Tem.42		44737,1253	35628,38938
Ağu.42		44060,58629	35816,03758
Eyl.42		41824,958	32306,48891
Eki.42		40213,81733	30717,98204
Kas.42		40280,78181	30827,82663
Ara.42		42187,00635	32867,21276
Oca.43		42459,88324	33060,46164
Şub.43		40002,43187	30450,58869
Mar.43		41494,10346	32004,75482
Nis.43		39057,56727	29603,74591
May.43		39412,88118	30229,84536
Haz.43		40478,84538	31169,02942
Tem.43		45391,5645	35661,26447
Ağu.43		44715,02549	35848,54327
Eyl.43		42479,39719	32338,62935
Eki.43		40868,25653	30749,76133
Kas.43		40935,22101	30859,24884
Ara.43		42841,44555	32898,28189
Oca.44		43114,32244	33091,18166
Şub.44		40656,87107	30480,96352
Mar.44		42148,54266	32034,78835
Nis.44		39712,00647	29633,44197
May.44		40067,32038	30259,20773
Haz.44		41133,28458	31198,06186
Tem.44		46046,0037	35689,97069
Ağu.44		45369,46469	35876,92693
Eyl.44		43133,83639	32366,69408
Eki.44		41522,69573	30777,5107
Kas.44		41589,66021	30886,6864
Ara.44		43495,88475	32925,41115
Oca.45		43768,76164	33118,00608
Şub.45		41311,31027	30507,48654
Mar.45		42802,98185	32061,01333
Nis.45		40366,44567	29659,37227

**Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri
ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları
(devam)**

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
May.45		40721,75958	30284,84667
Haz.45		41787,72378	31223,41271
Tem.45		46700,4429	35715,03668
Ağu.45		46023,90388	35901,71126
Eyl.45		43788,27559	32391,19993
Eki.45		42177,13493	30801,74119
Kas.45		42244,09941	30910,64463
Ara.45		44150,32395	32949,10017
Oca.46		44423,20084	33141,42891
Şub.46		41965,74947	30530,64618
Mar.46		43457,42105	32083,91274
Nis.46		41020,88486	29682,01437
May.46		41376,19877	30307,23435
Haz.46		42442,16297	31245,54882
Tem.46		47354,88209	35736,92407
Ağu.46		46678,34308	35923,35271
Eyl.46		44442,71479	32412,5982
Eki.46		42831,57413	30822,89902
Kas.46		42898,5386	30931,56471
Ara.46		44804,76315	32969,78518
Oca.47		45077,64004	33161,8815
Şub.47		42620,18867	30550,86895
Mar.47		44111,86025	32103,90828
Nis.47		41675,32406	29701,78523
May.47		42030,63797	30326,78305
Haz.47		43096,60217	31264,87787
Tem.47		48009,32129	35756,03592
Ağu.47		47332,78228	35942,24981
Eyl.47		45097,15399	32431,28296
Eki.47		43486,01333	30841,37383
Kas.47		43552,9778	30949,83193
Ara.47		45459,20235	32987,84714
Oca.48		45732,07923	33179,74051
Şub.48		43274,62786	30568,52728
Mar.48		44766,29945	32121,36819
Nis.48		42329,76326	29719,04896
May.48		42685,07717	30343,85279

Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları (devam)

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Haz.48		43751,04137	31281,75581
Tem.48		48663,76049	35772,72421
Ağu.48		47987,22148	35958,75058
Eyl.48		45751,59319	32447,59832
Eki.48		44140,45253	30857,50586
Kas.48		44207,417	30965,78269
Ara.48		46113,64154	33003,61867
Oca.49		46386,51843	33195,33482
Şub.49		43929,06706	30583,94637
Mar.49		45420,73865	32136,61402
Nis.49		42984,20246	29734,12348
May.49		43339,51637	30358,75793
Haz.49		44405,48057	31296,49346
Tem.49		49318,19969	35787,29626
Ağu.49		48641,66068	35973,15889
Eyl.49		46406,03239	32461,84473
Eki.49		44794,89172	30871,59219
Kas.49		44861,8562	30979,71075
Ara.49		46768,08074	33017,39022
Oca.50		47040,95763	33208,95163
Şub.50		44583,50626	30597,41017
Mar.50		46075,17785	32149,92654
Nis.50		43638,64166	29747,2864
May.50		43993,95557	30371,77295
Haz.50		45059,91977	31309,36223
Tem.50		49972,63889	35800,02043
Ağu.50		49296,09988	35985,74009
Eyl.50		47060,47158	32474,28456
Eki.50		45449,33092	30883,89224
Kas.50		45516,2954	30991,87259
Ara.50		47422,51994	33029,41541
Oca.51		47695,39683	33220,84169
Şub.51		45237,94546	30609,16663
Mar.51		46729,61705	32161,55089
Nis.51		44293,08086	29758,78014
May.51		44648,39477	30383,13754
Haz.51		45714,35897	31320,59913

**Türkiye'nin 2018-2025 (Kasım Ayı Dahil) Aylık Elektrik Üretim Gerçek Değerleri
ile Holt-Winters ve ETS yöntemleriyle Elde Edilen Uzun Dönem Tahmin Sonuçları
(devam)**

Yıl	Gerçek Değer(GWh)	ETS Tahmin Değer GWh)	Holt Winters Tahmin
Tem.51		50627,07809	35811,13106
Ağu.51		49950,53908	35996,72588
Eyl.51		47714,91078	32485,14691
Eki.51		46103,77012	30894,63253
Kas.51		46170,7346	31002,49219
Ara.51		48076,95914	33039,91568
Oca.52		48349,83603	33231,22398
Şub.52		45892,38466	30619,43226
Mar.52		47384,05624	32171,70117
Nis.52		44947,52006	29768,81637
May.52		45302,83397	30393,06099
Haz.52		46368,79817	31330,41107
Tem.52		51281,51729	35820,83276
Ağu.52		50604,97827	36006,31856
Eyl.52		48369,34998	32494,6318
Eki.52		46758,20932	30904,01085
Kas.52		46825,17379	31011,76513
Ara.52		48731,39834	33049,08442
Oca.53		49004,27523	33240,28969
Şub.53		46546,82386	30628,3961
Mar.53		48038,49544	32180,5643
Nis.53		45601,95925	29777,5799
May.53		45957,27316	30401,72605
Haz.53		47023,23736	31338,97877
Tem.53		51935,95648	35829,30418
Ağu.53		51259,41747	36014,6948
Eyl.53		49023,78918	32502,91391
Eki.53		47412,64852	30912,1999
Kas.53		47479,61299	31019,86216
Ara.53		49385,83754	33057,09048

EK-2. Holt-Winters MATLAB doğrulama kodu

```

% --- Verileri modele yükleme ---
y = energy_vector(:); % 96x1 (2018-2025)
n = length(y);
m = 12; % aylık mevsimsellik
% --- Parametrelere değer ata---
L = zeros(n,1); % level
T = zeros(n,1); % trend
S = zeros(n,1); % seasonal
% Başlangıç değerleri
L(1) = mean(y(1:m));
T(1) = (mean(y(m+1:2*m)) - mean(y(1:m))) / m;
S(1:m) = y(1:m) - L(1);
% --- Parametreler ---
alpha = 0.5; % düzey, sondaki değerlere ağırlık verir
beta = 0.2; % artış eğilimi
gamma = 0.15; % mevsimsellik
% --- Modeli veriye uydur ---
for t = 2:n
    if t > m
        L(t) = alpha*(y(t) - S(t-m)) + (1-alpha)*(L(t-1) + T(t-1));
        T(t) = beta*(L(t) - L(t-1)) + (1-beta)*T(t-1);
        S(t) = gamma*(y(t) - L(t)) + (1-gamma)*S(t-m);
    else
        L(t) = y(t);
        T(t) = T(t-1);
        S(t) = S(t-1);
    end
end
% --- Tahmin ---
h = 336; % aylar (2026-2053)
forecast = zeros(h,1);
for i = 1:h
    % Wrap seasonal index safely
    seasonIndex = mod(n - m + i - 1, m) + 1;

    forecast(i) = L(n) + i*T(n) + S(seasonIndex);
end
% --- Time axis ---
dates = datetime(2018,1,1) + calmonths(0:n-1);
futureDates = datetime(2026,1,1) + calmonths(0:h-1);
% --- Plot ---
figure;
plot(dates, y, 'b', 'LineWidth',1.5); hold on;
plot(futureDates, forecast, 'r--', 'LineWidth',1.5);
legend('Gerçek veriler','Holt-Winters Tahmin');
title('Holt-Winters Tahmin (Eklemeli)');
grid on;

```

EK-3. ETS MATLAB doğrulama kodu

```

% --- DATA ---
y = energy_vector(:);
n = length(y);
m = 12; % monthly seasonality
% --- PARAMETERS---
alpha = 0.5;
beta = 0.1;
gamma = 0.2;
% --- INITIALIZATION ---
L = zeros(n,1);
T = zeros(n,1);
S = zeros(m,1); % ONLY store m seasonal values
% Initial level & trend
L(1) = mean(y(1:m));
T(1) = (mean(y(m+1:2*m)) - mean(y(1:m))) / m;
% Initial seasonal (first year)
for i = 1:m
    S(i) = y(i) - L(1);
end
% --- FIT (ETS recursion) ---
for t = 2:n

    seasonIndex = mod(t-2, m) + 1;

    % Forecast (one-step ahead)
    yhat = L(t-1) + T(t-1) + S(seasonIndex);

    % Error
    e = y(t) - yhat;

    % Update components (ETS form)
    L(t) = L(t-1) + T(t-1) + alpha * e;
    T(t) = T(t-1) + beta * e;

    % Update seasonal (cycled index)
    S(seasonIndex) = S(seasonIndex) + gamma * e;
end
dates = datetime(2018,1,1) + calmonths(0:n-1);
futureDates = datetime(2026,1,1) + calmonths(0:h-1);
figure;
plot(dates, y, 'b', 'LineWidth',1.5); hold on;
plot(futureDates, forecast, 'r--', 'LineWidth',1.5);
xlabel('Tarih');
ylabel('Enerji Talebi');
title('Gerçek vs Tahmin');
legend('Gerçek Veri', 'Tahmin');
grid on;

```