



T.C.
MUŞ ALPARSLAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİYLE
KARŞILAŞTIRMALI ELEKTRİK ENERJİSİ
ÜRETİM TAHMİNLERİ**

Mehmet Ali ARSLAN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Nükleer Enerji ve Enerji Sistemleri
Anabilim Dalı

Ağustos - 2024
MUŞ
Her Hakkı Saklıdır



T.C.
MUŞ ALPARSLAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİYLE
KARŞILAŞTIRMALI ELEKTRİK ENERJİSİ
ÜRETİM TAHMİNLERİ**

Mehmet Ali ARSLAN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Nükleer Enerji ve Enerji Sistemleri
Anabilim Dalı**

Danışman: Doç. Dr. Zeydin PALA
Jüri Başkanı: Doç. Dr. İpek ATİK
Jüri Üyesi: Dr. Öğr. Üyesi Ümmü Gülsüm SÖYLEMEZ

Ağustos - 2024
MUŞ
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL ve ONAYI

Mehmet Ali ARSLAN tarafından hazırlanan “Derin Öğrenme Yöntemleriyle Karşılaştırmalı Elektrik Enerjisi Üretim Tahminleri” adlı tez çalışması .../.../... tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Muş Alparslan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Nükleer Enerji ve Enerji Sistemleri Anabilim Dalı’nda Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Doç. Dr. İpek ATİK
Gaziantep İslam Bilim ve Teknoloji Üniversitesi
Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi
Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü

.....

Danışman

Doç. Dr. Zeydin PALA
Muş Alparslan Üniversitesi
Mühendislik Mimarlık Fakültesi
Yazılım Mühendisliği Bölümü

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Ümmü Gülsüm SÖYLEMEZ
Muş Alparslan Üniversitesi
Mühendislik Mimarlık Fakültesi
Yazılım Mühendisliği Bölümü

.....

Yukarıdaki sonuç;
Enstitü Yönetim Kurulu/...../..... Tarih ve/..... nolu kararı
ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. Selçuk SAĞIR
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.

İmza

Mehmet Ali ARSLAN

Tarih:

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİYLE KARŞILAŞTIRMALI ELEKTRİK ENERJİSİ ÜRETİM TAHMİNLERİ

Mehmet Ali ARSLAN

**Muş Alparslan Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Nükleer Enerji ve Enerji Sistemleri
Anabilim Dalı**

Danışman: Doç. Dr. Zeydin PALA

Bu çalışmada, altı farklı ülke için nükleer enerjiden elektrik üretimi analiz edilmiştir. Bu ülkeleri ABD, Fransa, Japonya, Güney Kore, Rusya ve Çin olarak sıralayabiliriz. Çalışmada kullanılan veri setleri, Our World in Data kaynağından elde edilmiş olup, her ülkenin nükleer enerji üretim süreçlerine ilişkin uzun vadeli verilere dayanmaktadır. Araştırmanın önemi, nükleer enerjinin elektrik üretimindeki rolünü ve ülkeler arasındaki üretim farklarını ortaya koyarak enerji politikaları ve stratejileri hakkında önemli bilgiler sunmasıdır. Bu tür kapsamlı bir analiz, enerji sektörü için kritik kararların alınmasına yardımcı olabilir ve gelecekteki enerji üretim trendlerinin öngörülmesine katkı sağlayabilir.

Çalışmanın yeniliği, hem istatistiksel hem de derin öğrenme modellerini kullanarak nükleer enerji üretim tahminlerinin yapılmasında yatmaktadır. Kullanılan modeller arasında Naive, SES, Auto.Arima, Holt-Winters, ETS, Thetaf, NNETAR ve MLP gibi yöntemler bulunmaktadır. Bu modellerin performansı, RMSE, MAE ve MAPE gibi metriklerle değerlendirilmiştir. Analiz sonuçları, her ülke için en uygun modelin farklı olduğunu göstermiştir; örneğin, ABD için NNETAR modeli en başarılı sonuçları verirken, Fransa için Thetaf modeli öne çıkmıştır. Bu durum, her ülkenin enerji üretim dinamiklerinin farklı olduğunu ve bu nedenle model seçiminde dikkatli olunması gerektiğini göstermektedir.

Çalışmanın literatüre katkısı, nükleer enerji üretiminin analizi ve tahmininde kullanılan model çeşitliliği ve bu modellerin farklı ülkeler üzerindeki performansının incelenmesiyle belirginleşmektedir. Enerji üretiminde kullanılan yöntemlerin karşılaştırılması, politika yapıcılar ve araştırmacılar için değerli bilgiler sunmaktadır. Ayrıca, bu çalışmada elde edilen bulgular, enerji güvenliği ve sürdürülebilirlik konularında önemli çıkarımlar yapılmasına imkân tanımaktadır.

Genel olarak, bu araştırma, enerji sektöründeki modelleme çalışmalarına önemli bir katkı sağlayarak, gelecekteki enerji üretim trendlerini daha doğru bir şekilde tahmin etmeye yardımcı olabileceğine inanılmaktadır.

2024, 41 Sayfa

Anahtar Kelimeler: Nükleer enerji, elektrik üretimi, zaman serisi analizi, derin öğrenme modelleri, enerji politikası, tahmin modelleri

ABSTRACT

MS

COMPARATIVE ELECTRICAL ENERGY PRODUCTION ESTIMATES WITH DEEP LEARNING METHODS

Mehmet Ali ARSLAN

**Muş Alparslan University
Natural and Applied Science
Department of Nuclear Energy and Energy Systems**

Advisor: Assoc. Prof. Zeydin PALA

In this study, electricity production from nuclear energy was analyzed for six different countries. We can list these countries as the USA, France, Japan, South Korea, Russia and China. The data sets used in the study were obtained from the Our World in Data resource and are based on long-term data on each country's nuclear energy production processes. The importance of the research is that it provides important information about energy policies and strategies by revealing the role of nuclear energy in electricity production and the production differences between countries. Such a comprehensive analysis can help make critical decisions for the energy sector and contribute to predicting future energy production trends.

The novelty of the study lies in making nuclear energy production predictions using both statistical and deep learning models. Among the models used are methods such as Naive, SES, Auto.Arima, Holt-Winters, ETS, Thetaf, NNETAR and MLP. The performance of these models was evaluated with metrics such as RMSE, MAE and MAPE. The analysis results showed that the most appropriate model for each country is different; For example, while the NNETAR model gave the most successful results for the USA, the Thetaf model stood out for France. This shows that the energy production dynamics of each country are different and therefore care should be taken in model selection.

The contribution of the study to the literature becomes evident by examining the variety of models used in the analysis and forecasting of nuclear energy production and the performance of these models on different countries. Comparing the methods used in energy production provides valuable information for policy makers and researchers. Additionally, the findings obtained in this study allow important inferences to be made on energy security and sustainability issues.

Overall, it is believed that this research can help predict future energy production trends more accurately, making a significant contribution to modeling studies in the energy sector.

2024, 41 Pages

Keywords: Nuclear energy, electricity generation, time series analysis, deep learning models, energy policy, forecasting models.

TEŞEKKÜR

Bu çalışma Muş Alparslan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Nükleer Enerji ve Enerji Sistemleri Anabilim Dalında yüksek lisans tezi olarak hazırlanmıştır. Tez çalışmalarım sürecinde her türlü yardımı sağlayan danışmanım Doç. Dr. Zeydin PALA'ya ve yine tez çalışmalarım süresince her zaman manevi destekleriyle yanımda olan değerli aileme teşekkür ederim.

Mehmet Ali ARSLAN
MUŞ-2024



İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
TEŞEKKÜR	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
TABLolar DİZİNİ	ix
1. GİRİŞ	1
1.1 Dünyada Nükleer Enerji Üretim Çalışmaları	2
1.2 Elektrik Enerjisi Üretimi	4
1.3 Ülkemizde Elektrik Enerjisi Üretimi	5
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	7
3. MATERYAL ve YÖNTEM	11
3.1 Derin Öğrenme ve Zaman Serileri	11
3.2 NAIVE Modeli	11
3.3 AUTO.ARIMA Modeli	12
3.4 ETS Modeli	12
3.5 HOLT-WINTER Modeli	13
3.6 SES Modeli	13
3.7 THETA Modeli	14
3.8 NNAR Modeli	14
3.9 MLP Modeli	15
3.10 MSE, RMSE ve MAPE Metrikleri	16
4. ANALİZLER.....	18
5. ANALİZ SONUÇLARI ve ÖNERİLER.....	35
5.1 Sonuçlar	35
5.2 Öneriler	36
KAYNAKLAR	37
ÖZGEÇMİŞ	41

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1 Dünya Fosil Yakıt Rezervi (Ourworldindata, 2023)	1
Şekil 1.2 31 Ağustos 2023 Tarihi İtibarıyla Türkiye’deki Elektrik Üretim Tesislerinin Toplam Kurulu Gücünün Dağılımı (ETKB, 2023)	6
Şekil 3.1 MLP modelinin çalışması ve hatanın geriye yayılım şekli (da Fonseca ve Pereira, 2021).....	16
Şekil 4.1 Altı farklı ülke için farklı zaman aralıklarında nükleer enerjiden elde edilen elektrik enerjisine ait zaman serisi grafikleri	21
Şekil 4.2 ABD için verinin eğitim ve test için sırasıyla %57 ve %43 olarak alındığı durumda elde edilen model grafikleri	24
Şekil 4.3 Fransa için verinin eğitim ve test için sırasıyla 31 ve 27 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri	26
Şekil 4.4 Japonya için verinin eğitim ve test için sırasıyla 42 ve 16 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri.....	28
Şekil 4.5 Güney Kore için verinin eğitim ve test için sırasıyla 23 ve 23 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri.....	30
Şekil 4.6 Rusya için verinin eğitim ve test için sırasıyla 23 ve 23 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri	32
Şekil 4.7 Çin için verinin eğitim ve test için sırasıyla 23 ve 23 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri	34

TABLÖLER DİZİNİ

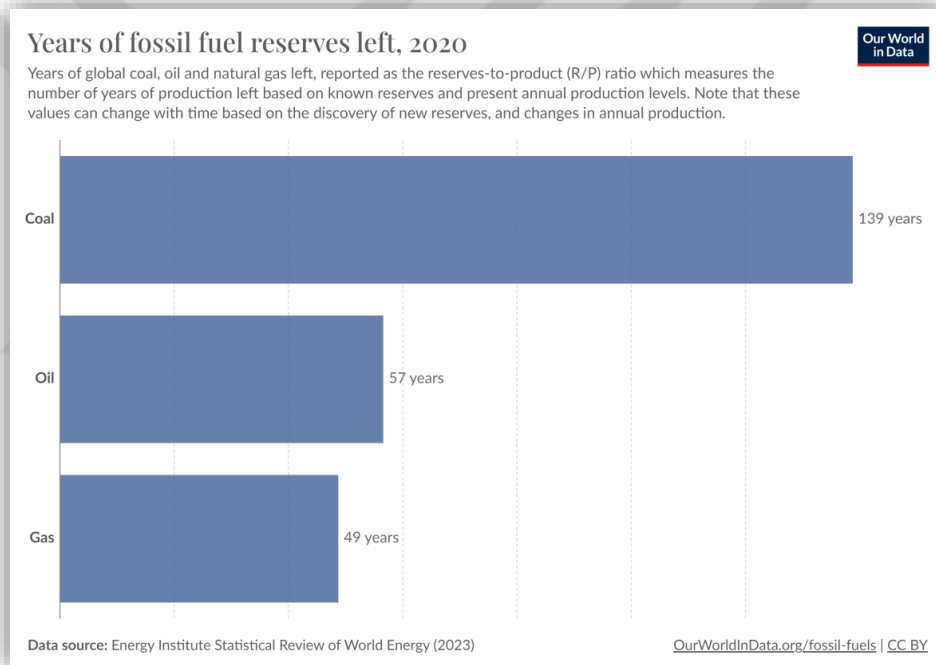
Tablo 1.1	Dünya genelinde kurulu, askıya alınmış ve inşa halindeki nükleer santraller 31 Aralık 2023 (IAEA, 2024).	2
Tablo 4.1	Altı farklı ülke için farklı zaman aralıklarında nükleer enerjiden elde edilen elektrik enerjisine ait istatistiksel bilgiler	18
Tablo 4.2	ABD için 1965-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri	23
Tablo 4.3	Fransa 1965-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri	25
Tablo 4.4	Japonya'nın 1965-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri	27
Tablo 4.5	Güney Kore 1977-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri	29
Tablo 4.6	Rusya 1985-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri	31
Tablo 4.7	Çin 1993-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri.....	33
Tablo 5.1	Nükleer enerji veri analiz sonucu	35

1. GİRİŞ

Enerji, modern toplumun hayatını idame ettirebilmesi için en temel gereksinimlerden biridir. Endüstri, ulaşım, iletişim, sağlık, eğitim gibi hayatımızın her alanında enerjinin rolü büyük ve kaçınılmazdır.

Enerji, günümüzde çeşitli kaynaklardan elde edilmektedir. Fosil yakıtlar, nükleer enerji, güneş enerjisi, ısı enerjisi, kinetik enerjisi, kimyasal enerji gibi kaynaklar enerji ihtiyacımızı karşılamada kullanılmaktadır.

2020 yılı itibarıyla Dünyada 57 yıllık petrol, 49 yıllık doğal gaz ve 139 yıllık kömür rezervi kalmıştır ve bu sürenin sonunda fosil yakıtlar tükenecektir (Ourworldindata, 2023).



Şekil 1.1 Dünya Fosil Yakıt Rezervi (Ourworldindata, 2023)

Şekil 1.1’de görüldüğü gibi fosil yakıtlar hızla tükenmektedir. Yakın bir gelecekte fosil yakıtlar tamamen tükenecek olması nedeniyle yenilenebilir ve sürdürülebilir enerjiye geçilmesi bir zorunluluk haline gelmiştir.

Ülkeler yakın gelecekte konvansiyonel yakıtların tükenecek olması sebebiyle yenilenebilir enerjiye yatırım yapmaktadır. Ukrayna – Rusya savaşının başlamasıyla Rusya’dan Avrupa’ya enerji nakli kısıtlanmıştır. Dünyadaki savaşlarla beraber küresel bazda enerji fiyatlarında bir artış olmuştur. Bunun sonucunda enerjide dışa bağımlı olan ülkeler alternatif enerji üretim kaynaklarına yönelmek zorunda kalmıştır.

Yine ülkelerin en büyük cari açığına sebep olan enerji ihtiyacı ülkemizin de başlıca cari açık problemidir. Bu cari açığı kapatabilmek için ithalata dayalı elektrik üretimi yerine yerli ve milli imkânlarla elektrik üretimi yapılması zorunluluk olmuştur. Bu kapsamda ülkemiz de son yıllarda yenilenebilir enerji ve nükleer enerji kaynaklarına yatırımlarını hızla arttırmaktadır. Nükleer enerji üretiminde en büyük sıkıntı başta Amerika ve batılı ülkelerinin siyasi baskılarıdır. Sözde çevre korumacı gruplar, nükleer enerjiye karşı kara propaganda yapmaktadır. Nükleer enerji atıkları çevreye zarar vermeyecek güvenli bir şekilde depolanırsa, konvansiyonel enerjiye göre daha çevre dostu bir enerji kaynağına dönüşür.

1.1 Dünyada Nükleer Enerji Üretim Çalışmaları

Enerji ihtiyacının her geçen gün artması, enerji talebinde sürekli artan bir trend eğilimine neden olmuştur. Enerji açığını kapatabilmek için yakın gelecekte tükenecek olan fosil yakıtlar yerine nükleer enerji üretimine yönelik dünya genelinde ülkelerin arzu ve istekleri artmıştır. Nükleer enerji sayesinde, enerjide dışa bağımlı olan ülkeler enerji ihtiyaçlarını yerli ve milli imkânlarla sağlayarak enerjide kendine yetebilen bir ülke konumuna gelmeyi istemektedir. Nükleer enerji aynı zamanda bir silah olarak düşünülürse, askeri açıdan zayıf olan ülkelere karşı askeri açıdan çok üstün olan ülkelerin herhangi bir askeri müdahalesinde zayıf olan ülkelerin kendilerini savunmak için nükleer enerji tabanlı silahları çok caydırıcı ve stratejik bir güç sağlayabilir.

Tablo 1.1 Dünya genelinde kurulu, askıya alınmış ve inşa halindeki nükleer santraller 31 Aralık 2023 (IAEA, 2024).

Ülke	Çalışan Reaktör		Çalışması Askıya Alınan Reaktör		İnşaa Aşamasında Olan Reaktör		Sağlanan Nükleer Elektrik	
	Ünite Sayısı	Net Kapasite MW(e)	Ünite Sayısı	Net Kapasite MW(e)	Ünite Sayısı	Net Kapasite MW(e)	TW.h	% Toplam
ARJANTİN	3	1641			1	25	9.0	6.3
ERMENİSTAN	1	416					2.5	31.1
BANGLADEŞ					2	2160		
BELARUS	2	2220					11.0	28.6
BELÇİKA	5	3908					31.3	41.2
BREZİLYA	2	1884			1	1340	13.7	2.2
BULGARİSTAN	2	2006					15.5	40.5
KANADA	19	13699					83.5	13.7
ÇİN	55	53152			24	24948	406.5	4.9
ÇEKYA	6	3934					28.7	40.0
MISIR					3	3300		
FİNLANDİYA	5	4394					32.8	42.0
FRANSA	56	61370			1	1630	323.8	64.8
MACARİSTAN	4	1916					15.1	48.8

HİNDİSTAN	19	6290	4	639	8	6028	44.6	3.1
İRAN	1	915			1	974	6.1	1.7
JAPONYA	12	11046	21	20633	2	2653	77.5	5.5
GÜNEY KORE	26	25825			2	2680	171.6	31.5
MEKSİKA	2	1552					12.0	4.9
HOLLANDA	1	482					3.8	3.4
PAKİSTAN	6	3262					22.4	17.4
ROMANYA	2	1300					10.3	18.9
RUSYA	37	27727			3	2700	204.0	18.4
SLOVAKYA	5	2308			1	440	17.0	61.3
SLOVENYA	1	688					5.3	36.8
GÜNEY AFRİKA	2	1854					8.2	4.4
İSPANYA	7	7123					54.4	20.3
İSVEÇ	6	6944					46.6	28.6
İSVİÇRE	4	2973					23.4	32.4
TÜRKİYE					4	4456		
UAE	3	4011			1	1310	31.2	19.7
BAE	9	5883			2	3260	37.3	12.5
UKRAYNA	15	13107			2	2070		
AMERİKA	93	95835			1	1117	779.2	18.5
TOPLAM	413	371539	25	21272	59	61091	2545,5	

Tablo 1.1’de IAEA-International Atomic Energy Agency (Uluslar Arası Atom Enerjisi Kurumu)’nun verilerine göre 2023 yılı 31 Aralık itibariyle dünya genelinde 413 reaktör aktif olarak çalışmakta ve 2545,5 TWh (tera watt saat) elektrik üretilmektedir. Dünya genelinde 25 reaktörün çalışması askıya alınmış; 59 tane yeni reaktör yapım aşamasındadır. Dünya genelinde 30 ülke aktif olarak nükleer enerjiden elektrik üretmektedir. Ülkemizde 4 adet reaktör yapım aşamasında olup bu reaktörlerin tamamlanması sonucunda 4456 MW(e) (mega watt enerji) güç kapasitesiyle çalışmaya başlayacaktır. Enerji üretiminde 93 reaktör ve 779,2 TWh enerji üretimiyle Amerika başta gelmektedir. İkinci sırada 55 reaktör ve 406,5 TWh güç üretimiyle Çin gelmektedir. Üçüncü sırada 56 reaktör ve 323,8 TWh enerji üretimiyle Fransa gelmektedir. Dördüncü sırada 37 reaktör ve 204 TWh enerji üretimiyle Rusya bulunmaktadır. Onu sırasıyla Güney Kore, Kanada, Japonya, İspanya, İsveç, Hindistan, Ukrayna, Finlandiya, Belçika ve diğerleri takip etmektedir (IAEA, 2024).

Dünya genelinde enerji ihtiyacının stratejik ve çok kritik bir durumda olması nedeniyle, enerjide dışa bağımlı olan ülkemizde yenilenebilir enerji alanında yatırımlar hızla artmaktadır. Ülkemizde enerjide dışa bağımlılıktan kurtulabilmek için Mersin Akkuyu’da Rus tasarımı VVER-1200 reaktörü ile donatılmış 4 güç ünitesi aynı anda inşa edilmektedir, 2023 yılı itibariyle nükleer santrale yakıt çubukları getirilmiştir ve

2024 yılında ilk elektrik üretimi plânlanmıştır (Wikipedia-6, 2024). Sinop'ta kurulması planlanan ikinci nükleer enerji santrali çalışmaları devam etmektedir.

1.2 Elektrik Enerjisi Üretimi

Sanayi devrimiyle beraber endüstri süreçleri gelişmiş ve günümüzde bütün makineler elektrikle çalışır hale gelmiştir. Elektrik, yenilenebilir ve yenilenemeyen enerji kaynaklarından üretilmektedir. Yenilenemeyen enerji kaynakları genel olarak kömür, doğal gaz ve petrolden oluşmaktadır.

Yenilenebilir enerji, genel itibarıyla güneşten, rüzgârdan, biokütleden, hidrolikten, hidrojen ve denizdeki dalga hareketinden elde edilmektedir. Nükleer enerji kimi kaynaklara göre yenilenebilir enerjiyken kimi kaynaklara göre yenilenemeyen enerji sınıfındadır (Bekar, 2020). Genel anlamda bakıldığında nükleer enerji yenilenebilir bir enerji sınıfındadır çünkü çok az bir maddeyle aşırı miktarda yüksek enerji üretiliyor.

Yenilenebilir enerji kaynaklarından elektrik üretimi:

Nükleer enerjiden elektrik üretimi: Nükleer enerji santrallerinde, nükleer reaktörler vasıtasıyla su ısıtılarak basınçlı buhar üretilir. Yüksek basınçlı buhar santraldeki buhar türbinlerinden geçirilerek türbinler çevrilir ve türbinlere bağlı olan jeneratörler vasıtasıyla elektrik enerjisi üretilir (Wikipedia-1, 2023).

Güneşten elektrik üretimi: Güneş panelleri, güneşten gelen ışığı soğurarak doğrudan elektrik enerjisine çevirir (Wikipedia-2, 2023).

Rüzgârdan elektrik üretimi: Rüzgârın itme gücüyle rüzgârgülünün kanatları çevrilir ve bu çevrilen mekanizmaya bağlı olan jeneratörlerin çalıştırılmasıyla elektrik enerjisi üretilir (Wikipedia-3, 2023).

Hidrolikten elektrik üretimi: Hepimizin bildiği gibi barajlarda biriktirilen su yüksekten aşağıya doğru bırakılır ve potansiyel enerji formundaki enerji kinetik enerji formuna geçer daha sonra kinetik enerjiyle barajdaki türbinler çevrilir ve türbinlere bağlı olan jeneratörler vasıtasıyla elektrik enerjisi üretilir (Wikipedia-4, 2023).

Jeotermalden elektrik üretimi: Yer kürenin magma katmanına yakın yerlerden geçen su ısınarak ve yeryüzüne çıkar. Yeryüzüne çıkan aşırı sıcak suyla beraber su buharı oluşur ve bu aşırı sıcak suyun buhar basıncıyla, buhar türbinleri çevrilir ve türbinlere bağlı olan jeneratör vasıtasıyla elektrik üretilir. Jeotermal sıralamasında ABD 3700 MWe, Endonezya 2289 MWe, Filipinler 1918 MWe ve Türkiye 1666 MWe güce sahiptir (MTA, 2022).

Biyokütleden elektrik üretimi: Doğadaki ağaç ve hayvan atıklarının yakılarak suyun ısıtılmasıyla basınçlı buhar oluşturulur, üretilen basınçlı buharla türbinler çevrilir ve jeneratörler vasıtasıyla elektrik üretilir. Son yıllarda biyokütle üretimi için özel olarak bitkiler üretilmektedir; mısır, soya fasulyesi, şeker kamışı ve kenevir örnek olarak gösterilebilir (Wikipedia-5, 2023).

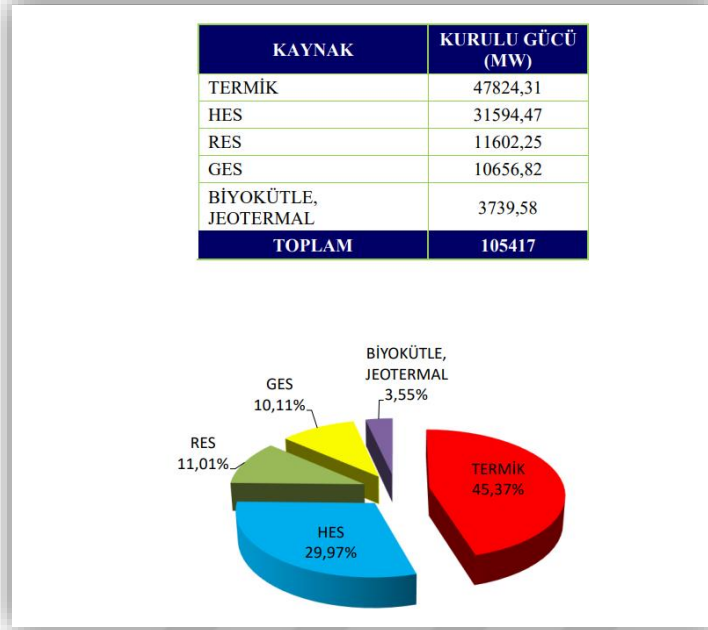
Kimyasal enerjiden elektrik üretimi: Kimyasal enerjiden elektrik üretiminde kondansatör veya kapasitör diye adlandırılan bileşenler kullanılır. Bu bileşenler birbirine paralel olarak yerleştirilmiş ve bir dielektrik katmanla ayrılmış iki kutuptan oluşan pasif bir elektronik devredir. Evlerimizde kullanmış olduğumuz piller aküler ve arabalarda kullanmış olduğumuz aküler birer kimyasal enerji kaynağıdır. Akülerin içinde bulunan kurşun ve sülfürik asit etkileşimi sonucu elektrik üretilir (Kozak ve Kozak, 2012).

Hidrojenden elektrik üretimi: Günümüzde geleceğin yakıtı olarak nitelendirilen hidrojen yenilenebilir enerji kaynakları arasında önemli bir yere sahiptir. Araba firmaları depolanmış hidrojeni arabalarda elektrik enerjisine çevirmek için kullanmaktadır (Tutar ve Mehmet, 2011). Hidrojen elementi, hidrojen yakıt hücrelerinden geçirilerek elektrik üretilir. Arabalar için gerekli olan elektrik bu yöntemle temiz ve emisyonuz olarak üretilir. Hidrojeni depolamak zordur, hidrojen metal hidrite dönüştürerek depolanırsa daha fazla hacimde depolanabilir ve daha sonra bu metal hidrit ısıtılarak hidrojen elde edilip tekrar kullanılabilir (Kozak ve Kozak, 2012).

Gelgit dalga gücünden elektrik üretimi: Denizlerdeki dalgaların hareketinden yararlanılarak mekanizmalar vasıtasıyla elektrik enerjisi üretilir (Yaşar ve Kamacı, 2021).

1.3 Ülkemizde Elektrik Enerjisi Üretimi

Ülkemizde rüzgâr enerjisi santrali, güneş enerjisi santrali, jeotermal enerji santrali, biyogaz enerjisi santrali sayısında sürekli bir artış vardır. Çanakkale, Balıkesir, Samsun, Antakya, Karaman, Afyon illerinde rüzgâr santralleri kurulmaktadır. Ocak 2019 tarihi itibarıyla Ülkemizde kurulu güç santralleri içerisinde yenilenebilir enerjinin payı, hidroelektrik enerjisinde %30, rüzgâr enerjisinde %8,40, güneş enerjisinde %1,52, jeotermal enerjide %2,96 seviyesindedir (Bekar, 2020).



Şekil 1.2 31 Ağustos 2023 Tarihi İtibarıyla Türkiye’deki Elektrik Üretim Tesislerinin Toplam Kurulu Gücünün Dağılımı (ETKB, 2023)

Şekil 1.3’de Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığının elektrik yatırımları Ağustos 2023 özet raporunda da anlaşılaçağı üzere yenilenebilir enerji kaynaklarından üretilen elektriğin payı gün geçtikçe artmaktadır.

Tez çalışmasında bilime ve hayatımıza katkı sağlamak adına nükleer enerji üretiminin en çok yapıldığı 6 ülkenin elektrik üretim verileri üzerinde tahminlerde bulunduk. Çalışmada istatistiksel ve derin öğrenme modelleri kullanıldı. Bu modeller; NAIVE, SES (Simple exponential Smothing), AUTO.ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average), HOLT-WINTER, ETS (Exponential Smoothing), THETAF, NNAR (Neural Network Autoregressive), MLP (Multilayer Perceptrons), modelidir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Bu bölümde, elektrik üretimiyle ilgili literatüre girmiş yapay zekâ veya istatistiksel modeller kullanılarak yapılmış olan çalışmalar incelenmiştir.

Son ve Kim, Güney Kore'deki evlerde tüketilen elektrik miktarını saptamak için 1991-2012 yılları arasındaki elektrik tüketim verilerini 10 farklı modele uygulamış ve bir sonraki ay ne kadar elektrik gerektiğini tahmin etmiştir. Tahmin İşlemlerinde 20 farklı değişken kullanılmıştır. Sonuç olarak önerilen modelin performansında MAPE değerini 2,13 olarak bulmuşlardır (Son ve Kim, 2017).

Mamun ve Nagasaka, 2004 yılında yapmış oldukları bir çalışmada YSA modelinde Japonya'daki 1975 ile 2000 yılları arasındaki elektrik üretim verilerini kullanmışlar ve 2001-2010 yıllarındaki elektrik üretimlerini tahmin etmişlerdir. Yapılan çalışma sonucunda 2015 yılına kadar elektrik ihtiyacının yıllık bazda %1,39 arttığını ve buna göre elektrik üretiminin artırılması gerektiğini tahmin etmişlerdir (Mamun ve Nagasaka, 2004).

González-Romera ve arkadaşları, 2008 yılında yapmış oldukları bir çalışmada İspanyadaki 1975 ile 2002 yılları arasındaki aylık elektrik üretim verilerini alıp YSA modeline uygulamışlar ve elektrik üretimlerini tahmin etmişler. Çalışmada YSA ile Fourier serilerini beraber kullanarak elektrik üretim tahminlerinin doğrulamasını yapmışlar ve bu yöntemin daha performanslı bir doğrulama yöntemi olduğunu bulmuşlardır (González-Romera ve ark., 2008).

Nebati ve arkadaşları, Türkiye'de evlerde tüketilen 1970-2019 yıllarındaki elektrik tüketim verilerini alarak zaman serisi ve regresyon modeline uygulamış ve 2035 yılında ne kadar elektrik üretilmesi gerektiğini hesaplamıştır. 1970-2019 yılları arasındaki Türkiye'de evlerde tüketilen verileri TÜİK'ten almış ve hesaplama yaparken regresyon ve zaman serisi modellerini kullanmış, sonuç olarak Türkiye'de 2035 yılında üretilmesi gereken elektrik miktarlarını regresyona göre 411880 Gwh, zaman serisi analizine göre 392575.5 Gwh olarak tahmin etmişlerdir (Nebati ve ark., 2021).

Işık ve Şeker, 2021 yılında yapmış oldukları bir çalışmada; Ülkemizde kurulu enerji santrallerinin 1985-2019 yılları arasındaki elektrik üretim verilerini ele almışlar. Çalışmada kullanılan YSA (Yapay Sinir Ağı) modelini 6 girişli, 4 çıkışlı ve 10 gizli katmandan oluşan ileri yönlü olarak tasarlamışlar. 2015-2019 yılları arasındaki gerçek veriler test verisi olarak kullanılmış ve sonuçları istatistiksel olarak değerlendirmişler. Gerçek veriler ile tahmin verileri arasında yüksek oranda bir doğruluk olduğunu

bulmuşlardır. Yalnız YSA modelinin yenilenebilir enerji alanındaki verilerle tahmin verileri arasındaki doğruluk oranını düşük bulmuşlar buna neden olarak da yenilenebilir enerji alanındaki verilerin yeterli sayıda olmadığını tespit etmişlerdir (Işık ve Şeker, 2021).

Özkurt ve arkadaşları, Epias web sayfasından 2016-2018 yılları arasındaki saatlik enerji üretim verilerini alarak LSTM (Long Short-Term Memory, Uzun Kısa Süreli Bellek) modeliyle 24, 48 ve 72 saatlik verileri analiz etmişler. MAPE performansının yüzdelerini sırasıyla 0,81 0,73 ve 0,77 olarak tahmin etmişlerdir (Özkurt ve ark.).

Pençe ve arkadaşları, 2023 yılında yapmış oldukları bir çalışmada; Türkiye’de 1970-2016 yılları arasındaki sanayide tüketilen elektrik verilerini alıp YSA modeline uygulamışlar; daha sonra 2017-2023 yıllarındaki sanayide tüketilen elektriği tahmin etmişler. Yapılan çalışma sonucunda RMSE (Root Mean Squared Error - Karekök ortalama hata değeri) değeri 8,99 ve MSE değeri %31,60 olarak bulunmuşlardır (Pençe ve ark., 2019).

Kocadayı ve arkadaşları, 2017 yılında yapmış oldukları bir çalışmada Tr81(Zonguldak, Karabük, Bartın) bölgesinin elektrik tüketimini tahmin etmişlerdir. Çalışmada bu üç ilin 2002 ile 2014 yılları arasındaki TÜİK verilerini alarak YSA modeline uygulamışlar ve 2016 ile 2020 yılları arasındaki bu illerde elektrik üretimlerini tahmin etmişlerdir. Çalışma sonucunda 5 yıllık elektrik tüketim tahminini YSA modeliyle %90,55 doğruluk payıyla tahmin etmişler ve MSE 2,04; MAE 0,0131; R^2 0,9055 değerlerini bulmuşlardır (Kocadayı ve ark., 2017).

Pala ve arkadaşları, yapmış olduğu bir çalışmada Amerika’daki 2001 ile 2021 yılları arasındaki endüstride kullanılan doğalgaz tüketimindeki zaman serisi verilerini alıp işleyerek gelecekteki doğalgaz tüketimlerini tahmin etmiştir. Tahminlerde çoklu hibrit modelleri kullanmış ve derin öğrenme metotlarından NNTAR, MLP ve ELM den daha iyi performans verdiğini tespit etmişlerdir (Pala, 2023).

Nükleer enerjiden elektrik üretimi çalışması:

Tang ve arkadaşları Amerika ve Çin’deki nükleer enerji tüketim verilerini tahmin ederek arz talep dengesine yönelik bir tahminde bulunmuşlardır. Yapılan veri analizinde zaman serilerinden ve yapay sinir ağlarından faydalanmışlardır (Tang ve ark., 2014)

Chornovol ve arkadaşları bir çalışmalarında elektrik üretiminin talebe yönelik dengelenmesi gerektiğini ve bu talep doğrultusunda elektrik üretilmesi gerektiğini söylemişlerdir. Böylece enerji üretimi tüketime göre dengelenecek ve enerjinin tasarrufu yapılacaktır. Çalışmada makine öğrenmesi metotlarını ve zaman serilerini kullanmışlardır (Chornovol ve ark., 2020).

Rüzgâr enerjisinden elektrik üretimi çalışması:

Peng ve arkadaşları, bir rüzgâr santralının verilerini YSA tabanlı modele uygulamıştır. Daha sonra aynı giriş verilerini YSA tabanlı ve Fiziksel tabanlı hibrit modele uygulamıştır ve her iki modeli karşılaştırmıştır. Sonuç olarak YSA tabanlı model hızlı çalışmasına karşın hibrit model karşısında daha fazla hata oranına sahiptir. Hibrit model YSA tabanlı modele karşı daha geç ve uzun süre çalışma yaparak salt YSA tabanlı modele göre daha az hata oranıyla sonuç vermiştir. Salt YSA tabanlı modelin RMSE başarı oranı %10 civarında iken hibrit modelin başarı oranı %2 civarında bulmuşlardır (Peng ve ark., 2013).

Şenol ve Musayev, 2017 yılında yapmış oldukları bir çalışmada Aydın ilinin Turgut tepedeki rüzgâr gücünü ölçümlemişler. Daha sonra elde edilen verileri YSA modeline uygulamışlar. Yapılan çalışmada bölgenin 2015 yılı rüzgâr hızının verileri kullanılmıştır. Sonuç olarak MSE (Mean Squared Error - Hata Kareler Ortalaması) değerini 1'e yakın değerde bulmuşlar. Sonuçlara bakarak bu tepenin rüzgâr santrali kurulması için uygun bir mevkide olduğunu tespit etmişlerdir (Şenol ve Musayev, 2017).

Kılıç ve Arabacı, 2016 yılında yapmış oldukları bir çalışmada; Burdur ilinin 2011 ile 2014 yılları arasındaki aylık ortalama rüzgâr hızı değerlerini alıp YSA modeline uygulamışlar ve gelecekte Burdur ilindeki rüzgâr hızlarını tahmin etmişlerdir (Kılıç ve Arabacı, 2016).

Kırbaş, 2018 yılında yapmış olduğu bir çalışmada; Antalya Bakırtepe mevkiindeki meteoroloji istasyonundan almış olduğu 16 günlük veriyi 20 dakikalık periyotlarla ortalama rüzgâr hızına dönüştürüp YSA modellerine uygulamıştır. Çalışma kapsamında istatistiksel modellerden ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average Process) modelini kullanılmış ve YSA modellerinden NAR (Nonlinear Autoregressive) modelini kullanmış. Performans açısından en başarılı model NAR(t-1) modeli olmuş ve modelin MAPE başarısını 8,45 olarak bulmuştur (Kırbaş, 2018).

Güneş enerjisinden elektrik üretimi çalışması:

Çetin ve Işık, 2012 yılında yapmış oldukları bir çalışmada; Humartaş Enerji firmasına ait güneş enerjisi santralının verilerini LSTM (Long Short-Term Memory, Uzun Kısa Süreli Bellek) modeliyle ele almış ve güneş enerjisi santralının enerji üretimini analiz ederek gelecekte muhtemel enerji üretimini tahmin etmeye çalışmışlar. Sonuç olarak LSTM modelinin performans oranını yüzde 1 ile yüzde 17 arasında bulmuşlardır (Çetin ve Işık, 2022).

Hidroelektrik üretimi çalışması:

Makas ve Karaatlı, 2016 yılında yapmış oldukları bir çalışmada; Aksu Hidroelektrik santralının 2007-2013 yılları arasındaki meteorolojik verilerini alarak YSA modeline uygulamış ve santralin 2014 yılındaki 12 aylık elektrik üretimini tahmin etmişler. Çalışma sonunda 2014 yılı MAPE (Mean Absolute Percentage Error-Ortalama Mutlak Yüzde Hata) performansını 7,1434 olarak bulmuşlardır (Makas ve Karaatlı, 2016).

Tez konusu yapmış olduğumuz çalışma özgün bir çalışmadır. İlgili literatür tarandığında nükleer enerji üretiminde öncü olan 6 büyük ülkenin nükleer enerji üretimiyle ilgili zaman serileriyle yapılmış bir çalışma bulunmamaktadır. Yapılan çalışma genel anlamda bilime, üretime ve literatüre katkı sunmayı temenni eder.

3. MATERYAL ve YÖNTEM

3.1 Derin Öğrenme ve Zaman Serileri

Üretimin bulut bilişim ve internet üzerinden yapılmasıyla beraber büyük veriler (bigdata) ortaya çıkmıştır. Bu verilerin işlenmesi çok uzun zaman almaktadır. Büyük veriler, istatistiksel veya yapay zekâ metotlarıyla işlenerek çözümler aranmaktadır. Yapay zekâ alanında bu verilerin işlenmesi için probleme yönelik algoritmalar geliştirilmiştir. Yapay zekânın alt kolu olan Derin Öğrenme (Deep Learning), büyük verilerin işlenmesinde kullanılmaktadır (Jeon ve Seong, 2022). Bu çalışmada istatistiksel metotların yanı sıra yapay zekânın alt kolu olan ve büyük verilerin işlenmesinde kullanılan derin öğrenme metotları kullanılarak elektrik üretim tahminleri yapılacaktır.

Zaman serileri geçmiş verilere bakılarak geleceği tahmin etmeye yarayan verilerdir. Zaman serileri, istatistik ve veri analizi alanlarında kullanılan önemli bir konsepttir. Zaman serisi, belirli aralıklarla ölçülen verilerin zaman içindeki değişimini ifade eder; Bu seriler sürekli ve kesikli olabilir. Zaman serileri, ekonometri, mühendislik, meteoroloji, finans ve daha birçok alanda analizler ve tahminler yapmak için kullanılır. Zaman serileri dört unsur üzerine kurulur. Bunlar: trend, mevsimlik dalgalanma, arızı ve tesadüfi hareketlerdir (Duru, 2007; Hyndman ve ark., 2008). Aşağıda mevcut çalışmada kullanılan modeller incelenmektedir:

3.2 NAIVE Modeli

Naive model, istatistiksel bazlı zaman serilerinin en basit tahmin modelidir. Bu model, gelecekteki değerleri tahmin etmek için yalnızca mevcut zaman serisi verilerini kullanır ve herhangi bir trend, mevsimsellik veya desen varsayımı yapmaz. Naive model, gelecekteki değerleri, genellikle geçmiş değerlerin son gözlem değeri veya bir ortalama ile tahmin edilir. Naive model, bir zaman serisinin son gözlem değerini alarak gelecek dönem için tahminde bulunur. Bu yaklaşım çok basit olmasına rağmen, bazı durumlarda oldukça etkili olabilir. Modelin matematiksel formülü aşağıda denklem (3.1)'de gösterilmiştir (Çuhadar, 2006; Hyndman ve Athanasopoulos, 2018):

$$Y_{t+1}=Y_t \quad (3.1)$$

Y_t , t dönemdeki değerdir; (t + 1) dönemindeki tahmin değeridir.

3.3 AUTO.ARIMA Modeli

Auto.Arima (AutoRegressive Integrated Moving Average - Otomatik Regresyonlu Entegre Hareketli Ortalama), R programlama dili içinde bulunan forecast paketinde yer alan bir fonksiyondur. Bu fonksiyon, otomatik olarak zaman serisi verilerine uygun ARIMA modellerini belirlemek için kullanılır. ARIMA modelleri, zaman serisi verilerindeki trendleri, mevsimsellikleri ve değişkenlikleri tanımlamak için kullanılan istatistiksel modellerdir. Auto.Arima, verilen zaman serisi verilerini alır ve en uygun ARIMA modelini otomatik olarak belirler. Bu model seçimi, AIC (Akaike Information Criterion) veya BIC (Bayesian Information Criterion) gibi bilinen bilgi kriterlerini kullanarak gerçekleştirilir. Model Box-Jenkins (1976) yöntemiyle dört aşamadan oluşur; model belirleme, parametre tahmini, uygunluk testi ve tahmin, Arima modeli (p,d,q) parametreleri ile kullanılır. Burada p (AR) otoregresif terim sayısını; q (MA) hareketli ortalamayı; d (I) farkların derecesini; ifade eder. Genel olarak ARIMA matematiksel formülü aşağıda denklem (3.2)'de verilmiştir:

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \dots + \Phi_p Z_{t-p} + \delta + a_t - \Theta_1 a_{t-1} - \Theta_2 a_{t-2} - \dots - \Theta_q a_{t-q} \quad (3.2)$$

$Z_t, Z_{t-1} \dots Z_{t-p}$, d dereceden farkı alınmış gözlem değerlerini; $\Phi_1, \Phi_2 \dots \Phi_p$ gözlem değerlerinin katsayılarını; δ sabit değeri; $a_t, a_{t-1}, \dots a_{t-q}$ hata terimlerini; $\Theta_1, \Theta_2 \dots \Theta_q$ hata terimleri katsayılarını ifade eder (Kaynar ve Taştan, 2009; Jain ve Mallick, 2017).

3.4 ETS Modeli

ETS (Exponential Smoothing – Üstel Düzeltme) modeli, zaman serilerinin tahmin edilmesi için kullanılan bir sınıf istatistiksel modeldir. Bu model Robert G. Brown tarafından 1950 yılında basit üstel düzeltme yöntemini kesikli verilerle genişletmiş trend ve mevsimsellik için kullanışlı hale getirmiştir (Jain ve Mallick, 2017). Bu modeller, zaman serilerinin üç temel bileşeni olan hata, trend ve mevsimsellik üzerine odaklanır. ETS modelleri, zaman serisinin karmaşıklığına uyum sağlayabilen esnek bir yapıya sahiptir. Bu modellerin parametreleri genellikle istatistiksel tahmin teknikleri kullanılarak tahmin edilir, Modelin matematiksel formülü aşağıda denklem (3.3)'de verilmiştir:

$$Y_t = T_t + S_t + E_t, \quad Y_t = T_t \times S_t \times E_t, \quad Y_t = (T_t + S_t) \times E_t \quad (3.3)$$

Y_t zaman serisinin t zamanındaki gözlemlenen değeridir; T_t , trend bileşenini temsil eder. Trend, zaman serisinin zamanla gösterdiği uzun vadeli değişimleri ifade eder; S_t , mevsimsellik bileşenini temsil eder, Mevsimsellik, zaman serisinin belirli dönemlerde gösterdiği düzenli tekrarlanan desenleri ifade eder; E_t , hata veya gürültü bileşenini temsil eder; Bu bileşen, modelin zaman serisindeki tahmin edilmeyen kısımlarını açıklar (Hyndman ve ark., 2008).

3.5 HOLT-WINTER Modeli

Holt-Winters yöntemi, zaman serisi verilerini modellemek ve gelecekteki değerleri tahmin etmek için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, bir zaman serisindeki düzenli trendler, mevsimsellik ve dönemsel değişkenler gibi desenleri yakalamak için tasarlanmıştır. Holt-Winters yöntemi, üç temel bileşeni içerir: düzey (level), trend ve mevsimsellik. Bu bileşenler, zaman serisinin gelecekteki değerlerini tahmin etmek için kullanılır (Temuçin ve Temiz, 2016). Holt-Winter'ın çarpımsal ve toplamsal iki formülü vardır. Çarpımsal model veriyle orantılı artan mevsimsel bir zaman serisine uygundur. Toplamsal modelde mevsimin sabit olduğu zaman serisine uygundur. Çarpımsal model formülü aşağıdaki denklem (3.4), (3.5), (3.6) ve (3.7)'de verilmiştir (Almazrouee ve ark., 2020):

$$\hat{Y}_{t+h|t}(k) = (l_t + hb_t) s_{t+h-m(k+1)} \quad (3.4)$$

$$l_t = \alpha \frac{y_t}{s_{t-m}} + (1-\alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3.5)$$

$$b_t = \beta^*(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta^*) b_{t-1} \quad (3.6)$$

$$s_t = \gamma \frac{y_t}{l_{t-1} + b_{t-1}} + (1 - \gamma) s_{t-m} \quad (3.7)$$

Burada s_t mevsimselliği, b_t trendi temsil ettiği, l_t 'nin α , β ve γ yumuşatma parametrelerine karşılık geldiği temsil edilir.

3.6 SES Modeli

SES (Simple Exponential Smoothing - Basit Üstel Düzeltme) modeli, zaman serilerini tahmin etmek için yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, geçmiş verileri kullanarak gelecekteki değerleri tahmin etmeyi amaçlar. Genellikle zamana

bağlı verilerin düzeltilmesinde kullanılır ve tahminlerde önceki dönemlerin ağırlıklı ortalamasını hesaba katar, modelin temel amacı, önceki dönemlerin bilgisini kullanarak gelecekteki değerleri tahmin etmektir. Bu model, zaman serisinin trendleri veya mevsimsellik parametrelerinin belirgin olmadığı yerlerde kullanılır.

Modelin temel matematiksel formülü aşağıdaki denklem (3.8)'daki gibidir: $\hat{Y}_{t+1}$, t+1 dönemi için tahmini değeri temsil eder; Y_t , t dönemi için gerçek değeri temsil eder; $\hat{Y}_t$, t dönemi için tahmini değeri temsil eder; α ise 0 ile 1 arasında değerler alan düzeltme faktörüdür, buradaki α değeri 0'a yakın olursa fazla bir düzeltmeyle uğraşılmamıştır; α değeri 1'e yakın değerler almışsa düzeltmeyle fazla uğraşılmıştır (Hyndman ve ark., 2008; Şahin, 2019; Zhang ve ark., 2020).

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha \cdot Y_t + (1 - \alpha) \cdot \hat{Y}_t \quad (3.8)$$

3.7 THETA Modeli

Theta modeli zaman serilerinde kullanılır. Model zaman serisindeki eğrilerin üzerine, teta kat sayısı adında yapılan değişikliklerin uygulanmasıyla elde edilir. Teta değeri sıfır (Q=0) olduğunda eğri doğrusal bir regresyon çizgisine dönüşür. Teta kat sayısının küçük olması deflasyon derecesini artırır, dalgalanmaların azaldığı ortamda verilerdeki uzun vadeli eğilimlerin daha belirgin olması sağlanır. Modelin matematiksel formülü denklem (3.9)'da verilmiştir (Assimakopoulos ve Nikolopoulos, 2000):

$$X_{\text{new}}''(\theta) = \theta \cdot X_{\text{data}}'', \text{ where } X_{\text{data}}'' = X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2} \text{ at time } t. \quad (3.9)$$

3.8 NNAR Modeli

NNAR (Neural Network Autoregressive - Otoregresif Sinir Ağı) karmaşık veri yapılarını modellemek için kullanılan bir yapay zekâ modelidir. Genellikle ekonomi, finans, hava durumu tahmini ve diğer zaman serisi analizlerinde kullanılır. Bu model R programlama dilinde Nnetar (p,k) ismiyle adlandırılır, bu ağ ileri beslemeli tek gizli katmandan oluşur; p, gecikmeli girişi temsil eder; k, gizli katmandaki nöron sayısını ifade eder (Pala ve ark., 2023).

NNAR modeli ileri beslemeli tek gizli katmandan oluşan bir yapay sinir ağıdır. Bu modelin mevsimsel veriler için geliştirilmiş modeli NNAR (p,P,k)m modelidir. NNAR'ın mevsimsel veriler için kullanılan modeli ARIMA (p,0,0)(P,0,0)m modeline

benzerdir, model durağanlık için herhangi bir giriş kısıtlaması yapmaz. Modelin matematiksel formülü denklem (3.10)'de verilmiştir:

$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^h w_j \cdot g(w_{0,j} + \sum_{i=1}^n w_{i,j} \cdot y_{t-1}) + \varepsilon_i \quad (3.10)$$

Burada y_t çıkışı; y_{t-1} girişleri; $w_j (j = 0, 1 \dots h)$, $w_{i,j} (i = 0, 1 \dots n; j = 1, 2 \dots h)$ bağlantı ağırlıklarını; h ise gizli katmanları; n giriş sayısını ifade eder (Pontoh ve ark., 2022).

3.9 MLP Modeli

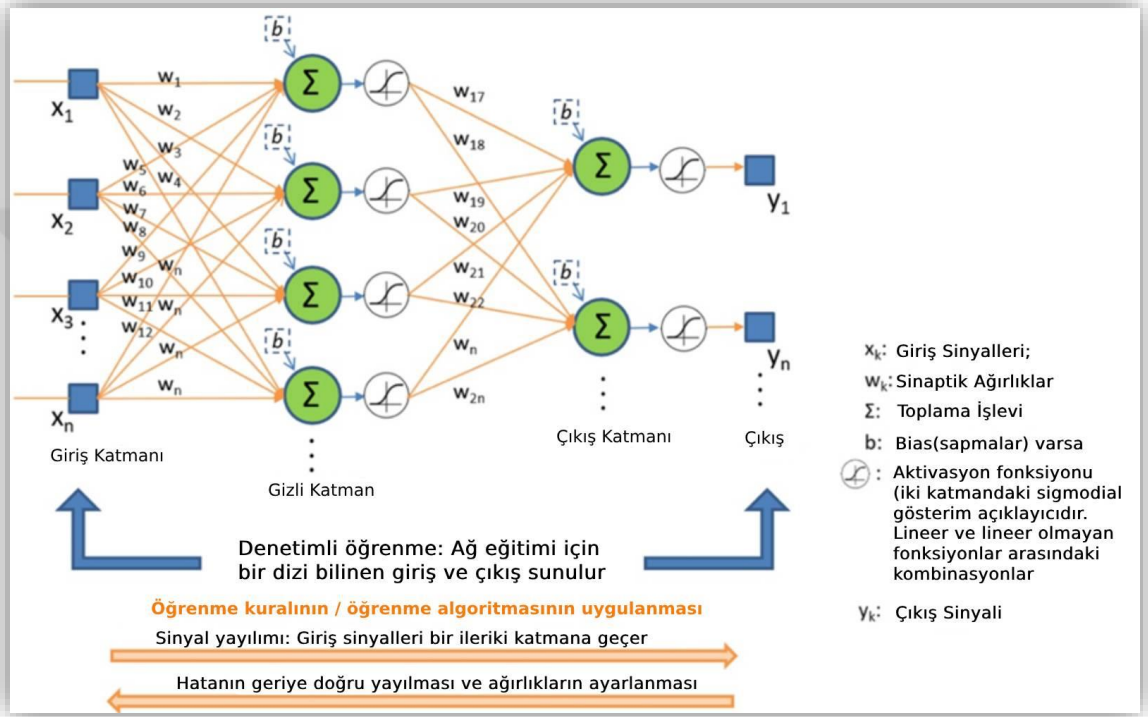
MLP (Multilayer Perceptrons - Çok Katmanlı Algılayıcılar), yapay sinir ağlarından çok katmanlı ileri beslemeli bir modeldir. MLP üç temel katmandan oluşur bunlar giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından oluşur. Her katman, önceki katmandan gelen girdileri alır, ağırlıklarla çarpar, bir aktivasyon fonksiyonuna sokar ve çıktıyı üretir. Eğitim sırasında, model, girdilerle gerçek çıktı arasındaki hatayı en aza indirmek için ağırlıkları ve sapmaları (bias) ayarlamak için geri yayılım algoritmasını kullanır. Veri girişlerinde verinin özellik (sütun başlıkları) sayısınca algoritmanın giriş katmanındaki giriş nöron sayısı aynı olmalıdır, yine verinin çıkışındaki özellik sayısınca algoritmanın çıkış katmanındaki nöron sayısı eşit olmalıdır. Model aldığı veriyi bir ağırlık çarpanıyla çarpar ve aktivasyon fonksiyonunu da ekleyip çıkışa gönderir. Çıkıştaki veriyle test verisini karşılaştırır buradaki hata payını en aza indirmek için algoritma geriye yayılım (back propagation) özelliğini kullanarak ağırlık çarpanı değerlerinde oynama yapar ve sonuçta hatayı en aza indirmeye çalışır. Aşağıda denklem (3.11)'de j çıktı hücresi için n 'inci eğitim verisi sonrası için; e hata değerini, d istenilen çıktıyı, y modelin çıktı hatasını verir; denklem (3.12)'de çıktı katmanındaki toplam hata değerleri hesaplanır. Denklem (3.13)'de çıktı katman hücresine gelen girdilerin toplamı hesaplanır; denklem (3.14)'de ise modeldeki çıktı hücrelerinin ürettiği sonuç hesaplanır (Pinkus, 1999; İşlek, 2015; Ayşe ve Berberler, 2017). Aşağıda şekil3.3'te MLP'nin çalışma diyagramı gösterilmiştir.

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3.11)$$

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (3.12)$$

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^m w_{ji}(n) x_i(n) \quad (3.13)$$

$$y_j(n) = f(v_j(n)) \quad (3.14)$$



Şekil 3.1 MLP modelinin çalışması ve hatanın geriye yayılım şekli (da Fonseca ve Pereira, 2021).

3.10 MSE, RMSE ve MAPE Metrikleri

Yapay zekâ ve istatistiksel çalışmalarda kullanılan modellerin performanslarını değerlendirmek için metrikler kullanılır. Bu metriklerden bazıları şunlardır: MSE (Hata Karelerinin Ortalaması - Mean Squared Error), RMSE (Hata Karelerinin Ortalamasının Karekökü - Root Mean Square Error) ve MAPE (Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi - Mean Absolute Percentage Error) metrikleridir. Bu metriklerin performansı örneklerle göre değişiklik gösterse de Literatürde en çok performans ölçümlerinde RMSE ve MAPE metrikleri kullanılır. Kimi araştırmacılar MAE metriğinin RMSE metriğinden daha performanslı olduğunu söylese de kimi araştırmacılar da RMSE'nin MAE metriğinden bazı örneklerde daha üstün olduğunu belirtmiştir (Chai ve Draxler, 2014).

MSE metriğinin matematiksel formülü denklem (3.15)'de, RMSE metriğinin matematiksel formülü denklem (3.16)'de ve MAPE metriğinin matematiksel formülü denklem (3.17)'te verilmiştir. Bütün bu metrikler modelin hata oranını hesaplamaya çalışmaktadır. Aşağıdaki formüllerde Y_t gerçek değeri, $\hat{Y}_t$ tahmini değeri, N gözlem sayısını temsil eder. MSE hesaplanırken gerçek değerden tahmini değer çıkartılır ve kareleri toplanıp gözlem sayısına bölünerek sonuç elde edilir (Saigal ve Mehrotra, 2012; Anele ve ark., 2017):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (3.15)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (3.16)$$

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \quad (3.17)$$

RMSE ise MSE değerinin karekökü alınarak hesaplanır. MSE ve RMSE değerinin düşük olması yani sıfıra yakın değerler alması modelin başarılı olduğu anlamına gelir.

MAPE metriği 0-10 arasında olursa çok iyi, 10-20 arasında olursa iyi, 20-50 arasında olursa kabul edilebilir bir performans göstermiş kabul edilir. 50'nin üzerinde olması durumunda bu modelin performansından bahsedilemez. Örneğin Mape metriği 10 çıkan bir modelde 100'den 10 çıkartılarak, modelin %90 doğrulukla bir tahminde bulunduğu tespit edilmiş olur (Bisht ve Ram, 2021).

4. ANALİZLER

Bu çalışmada nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretimi ile ilgili altı adet farklı veri seti kullanılmıştır. ABD, Fransa ve Japonya'ya ait veri setleri 58-yıllık verilerden, Güney Kore'ye ait veri seti 46-yıllık verilerden, Rusya'ya ait veri seti 38-yıllık verilerden ve Çin'e ait veri seti ise 30-yıllık verilerden oluşmaktadır. Burada kullanılan tüm veriler Our World in Data'dan (<https://ourworldindata.org/energy>) elde edilmiştir. Buradan tedarik edilerek kullanılan veri setlerinin tamamı nükleer enerji, üretimine diğer bir ifadeyle elektrik enerjisinin nükleer enerjiden elde edilmesine dayanmaktadır.

Tedarik edilen her bir veri seti kullanılmadan varsa içerdikleri hatalı datalar düzeltilmiş ve daha sonra zaman serisi formatına dönüştürülmüştür. Altı farklı ülke için kullanılan veri setlerinin uzunluk, en küçük değer, medyan, ortalama ve en büyük değer gibi istatistiksel özellikleri toplu olarak Tablo 4.1'de verilmiştir.

Tablo 4.1 Altı farklı ülke için farklı zaman aralıklarında nükleer enerjiden elde edilen elektrik enerjisine ait istatistiksel bilgiler

Veri setleri	Uzunluk	En küçük.	Medyan	Ortalama	En büyük
1-USA, Nükleer enerji (Twh),1965-2022	58	3,85	656,53	524,90	809,41
2-Fransa, Nükleer enerji (Twh),1965-2022	58	0,90	346,14	265,22	451,53
3-Japonya, Nükleer enerji (Twh),1965-2022	58	0,00	108,36	138,39	325,97
4-Güney Kore, Nükleer enerji (Twh),1977-2022	46	0,07	103,29	88,65	168,58
5-Rusya, Nükleer enerji (Twh),1985-2022	38	97,82	137,56	145,47	223,41
6-Çin, Nükleer enerji (Twh),1993-2022	30	1,60	65,26	117,38	417,80

Amerika'nın nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretiminde 1965-2022 yılları arasındaki eğilimleri anlamak için bu dönemdeki önemli artış ve azalışları dikkate almak gerekir. Amerika Birleşik Devletleri, küresel nükleer enerji üretimine önemli bir katkıda bulunmaktadır; toplam nükleer enerjinin üçte ikisinden fazlası Amerika Birleşik Devletleri, Fransa, Rusya, Güney Kore ve Çin tarafından üretilmektedir. Amerika Birleşik Devletleri ve Avrupa'da nükleer enerjiye yönelik olumsuz algıya rağmen, Amerika Birleşik Devletleri gibi hızlı büyüyen ekonomiler, sürekli elektrik arzı sağlamak için nükleer enerjiye güvenmeye devam ettiler. Amerika Birleşik Devletleri'nde nükleer üretimin ve sanayiye yönelik kamu desteğinin istikrarlı kalması dikkat çekicidir. Ek olarak, ABD ve Rusya'nın her ikisi de nükleer enerji ve nükleer silah üretimi sırasında ortaya çıkan büyük miktarda nükleer atığa sahiptir.

Şekil 4.1'de görüldüğü gibi ABD'nin 1965-1970'lerde nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretiminde belirgin bir artış gözlenmektedir. 1980-2010 dönemi boyunca nükleer enerji üretimi sürekli olarak artmış ve 2010 civarında zirveye ulaşmıştır. 2010

ve sonrası dönemlerde üretim seviyeleri zirveye ulaştıktan sonra sabit kalmış gibi görünmektedir.

Fransa, elektrik üretimine odaklanarak nükleer enerji üretiminde önemli bir oyuncu olmuştur. 1965 ile 2022 yılları arasında Fransa'nın nükleer enerji sektörü zorluklarla ve başarılarla karşı karşıya kaldı. Fransa'nın nükleer enerjiye olan bağlılığı, nükleer enerji kullanımındaki önemli artışla birlikte açıkça ortaya çıkmıştır. Ancak 2011 yılında meydana gelen Fukushima Daiichi Nükleer Santrali kazası gibi dış faktörler, nükleer enerjiye ilişkin küresel algıyı etkileyerek nükleer enerjinin elektrik üretimindeki payının azalmasına yol açmıştır. Buna rağmen Fransa, AB'de ve dünyada lider nükleer güç konumunu korumayı hedefliyor. Ülkenin enerji geçiş politikası, 2035 yılına kadar %50 ile %40 oranında bir hedef ile nükleer ve yenilenebilir enerji kaynaklarını dengeleme planlarını içermektedir.

Şekil 4.1'de görüldüğü gibi Fransa'nın nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretiminde 1970'lerin ortalarından itibaren hızlı bir artış gözlenmektedir. 1990-2010 aralığında üretim en yüksek seviyelerine ulaşmış ve sabit kalmıştır. 2010 ve sonrasında üretim seviyeleri kademeli olarak azalmış gibi görünmektedir.

Japonya'nın 1965'ten 2022'ye kadar nükleer enerji yörüngesi dalgalanmalara tanık oldu. Fukushima öncesi Japonya dünyanın üçüncü büyük nükleer kapasitesine sahipti, ancak 2011'deki felaket nükleer enerji üretiminde keskin bir düşüşe yol açarak 2014'te sıfır terawatt saate ulaştı. 2018 itibarıyla Japonya'nın enerji karışımında nükleerin payı yalnızca %4'tü. Küresel ölçekte nükleer elektrik üretiminin payı 1996'daki %17'den 2019'da yaklaşık %10'a düştü; birincil enerjinin payı ise %4 oldu. Japonya'nın nükleer payı 1998'deki %31'den 2014'ten sonra ihmal edilebilir bir düzeye düşmesine rağmen, ülke 2015'ten sonra reaktörleri yeniden başlattı. Fukushima sonrası nükleer enerjinin öneminin azalması, Almanya'da nükleer enerjinin 2022 yılına kadar aşamalı olarak ortadan kaldırılmasını hızlandırdı. Japonya'nın savaş sonrası enerji stratejisiyle iç içe geçmiş nükleer enerji politikası, önemli olayların ve politika değişimlerinin damgasını vurduğu karmaşık bir yolculuğu yansıtıyor.

Şekil 4.1'de görüldüğü gibi Japonya'nın nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretiminde 1970'lerin sonlarından itibaren nükleer enerji üretiminde hızlı bir artış gözlenmektedir. 1990-2010 aralığında üretim en yüksek seviyelerine ulaşmıştır. 2011'deki Fukushima felaketinden sonra belirgin bir düşüş görülmektedir. Üretim seviyeleri önemli ölçüde azalmış ve düşük seviyelerde kalmıştır.

Güney Kore'nin enerji manzarası, 1977'den 2022'ye kadar nükleer enerji üretiminde önemli değişiklikler gördü. Başlangıçta nükleer enerjiye büyük ölçüde bağımlı olan Güney Kore, nükleer teknolojinin yerelleştirilmesi yoluyla enerjide kendi kendine yeterliliği hedefledi. Ancak sosyal-çevresel çatışmalar ve 2011'deki Fukushima felaketi, 2017'de nükleerin aşamalı olarak ortadan kaldırılması politikasına yol açtı. Bu geçiş, hükümetin 2017 ortasından bu yana yenilenebilir enerji üretiminin artırılması için baskı yapmasıyla birlikte yenilenebilir enerjiye doğru daha geniş bir enerji geçişinin parçasıydı. Ülkenin enerji politikasının gelişimi, Kore savaşı sonrası ihracata dayalı kalkınma stratejisiyle uyumlu olarak, ithal fosil yakıtlara olan bağımlılığı azaltma ihtiyacından etkilenmiştir. Bu değişiklikler, 2017 sonrası nükleer enerjinin öneminde kayda değer düşüşler ve yenilenebilir kaynaklara artan vurgu ile dinamik bir enerji manzarasını yansıtıyor.

Şekil 4.1'de görüldüğü gibi Güney Kore'nin nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretiminde 1980'lerin başlarından itibaren sürekli bir artış gözlenmekte, 2000-2020 aralığında ise üretim seviyesi sürekli olarak artmış ve 2020'lerde zirveye ulaşmış gibi görünmektedir.

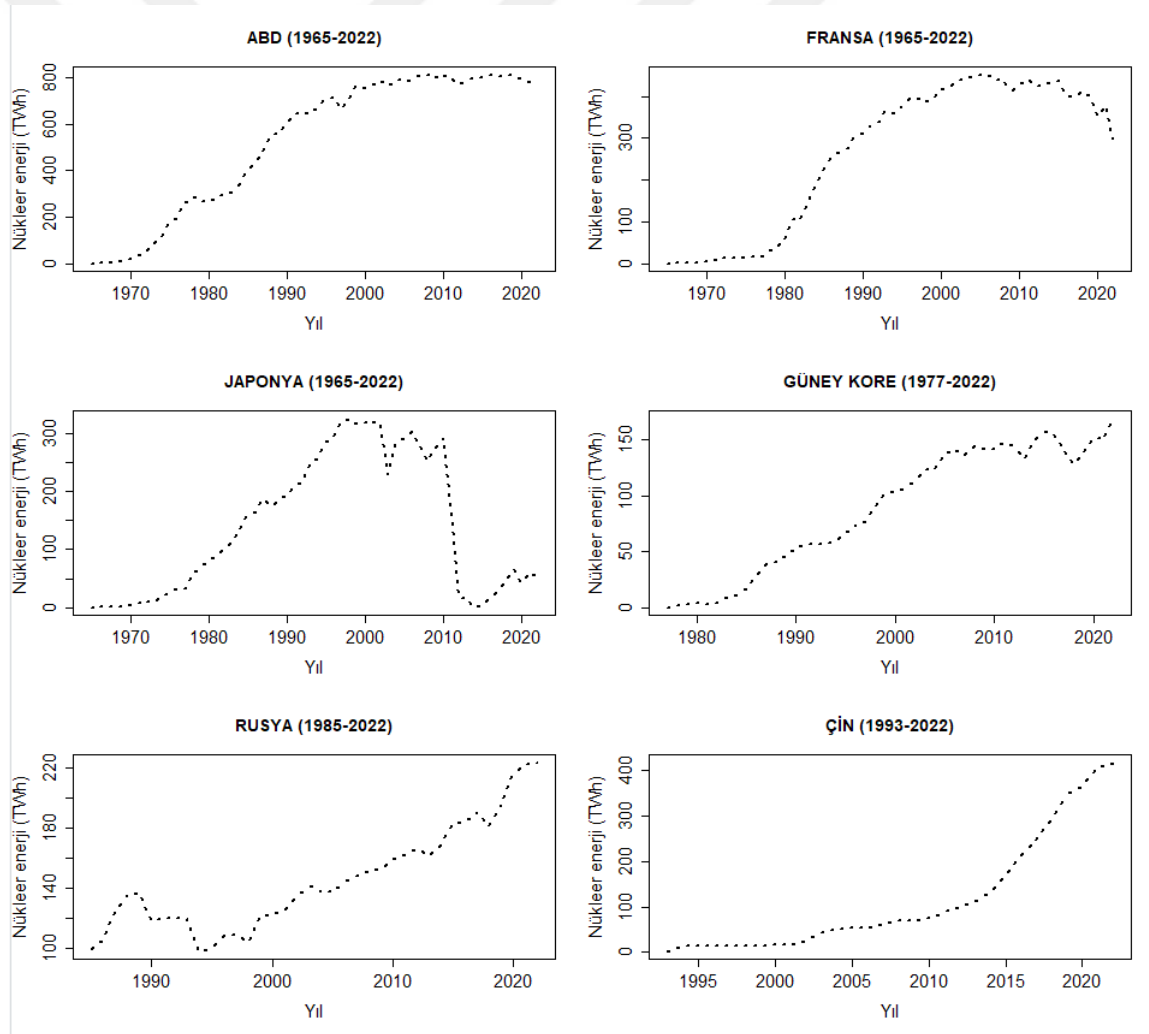
Rusya'nın nükleer enerji sektörü 1985 ile 2022 yılları arasında önemli gelişmeler kaydetmiştir. 1991 yılında Sovyetler Birliği'nin dağılmasının ardından Rusya'nın Sovyet nükleer kompleksini devralması, yeni bir nükleer güvenlik sistemine ihtiyaç duyulmasına yol açmıştır. Ülkenin nükleer enerji stratejisi, VVER gibi su soğutmalı basınçlı reaktörlerin hayati önem taşıdığı ileri teknoloji ve malzemelerin geliştirilmesine odaklanmıştır. Elektrik enerjisi üretimi açısından senaryolar, 2035 yılına kadar nükleer enerji santrali inşaatlarında potansiyel bir düşüşle birlikte rüzgâr ve güneş gibi yenilenebilir kaynaklara doğru bir kaymayı önermektedir. Buna rağmen, elektrik talebini karşılamak için küçük ve orta ölçekli nükleer santrallere yönelik planlar nedeniyle nükleer enerji hâlâ önemini koruyor. Sektörün gelişimi, sürdürülebilirliği ve güvenliği sağlarken değişen enerji ihtiyaçlarına uyum sağlamayı amaçlayan geleneksel ve yenilikçi yaklaşımlar arasındaki dengeyi yansıtıyor.

Şekil 4.1'de görüldüğü gibi Rusya'nın nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretiminde 1990'ların başlarında üretim seviyelerinde dalgalanmalar gözlenmektedir. 1995-2020 dönemi boyunca üretim kademeli olarak artmış ve 2020 ve sonrasında da üretim seviyeleri hızlı bir artış göstermiştir.

Çin'in nükleer enerji sektörü yıllar içinde önemli bir büyüme ve stratejik önem kazanmıştır. 2019 itibarıyla Çin, 45 GWe'yi aşan kapasitesiyle dünyanın üçüncü büyük

nükleer enerji filosuna sahipti ve yakında Fransa'yı geçmeye hazırlanıyordu. Ülke, elektrik kullanım faktörünü artırmanın önemini vurgulayarak, 2030 yılına kadar en yüksek karbon emisyonlarına ve 2060 yılına kadar karbon nötrlüğüne ulaşmayı hedefliyor. Düşük karbonlu, istikrarlı ve verimli bir enerji kaynağı sunan nükleer enerji bu geçişte çok önemlidir. Hızlı büyüme nedeniyle güvenlikle ilgili endişelere rağmen Çin, nükleer endüstrisinde yönetişimi ve güvenlik önlemlerini geliştirmek için adımlar attı. 1993-2022 arasındaki yıllar, Çin'in nükleer enerji kapasitesinde bir artışa tanık oldu; yenilenebilir kaynaklardan elektrik üretiminde, karbon azaltma hedefleriyle uyumlu olarak kayda değer artışlar yaşandı.

Şekil 4.1'de görüldüğü gibi Çin'in nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretiminde 2000'li yıllardan itibaren belirgin bir artış gözlenmektedir. 2005-2020 dönemde üretim hızlı bir şekilde artmış ve 2020'lerde zirveye ulaşmış gibi görünmektedir.



Şekil 4.1 Altı farklı ülke için farklı zaman aralıklarında nükleer enerjiden elde edilen elektrik enerjisine ait zaman serisi grafikleri

Burada yapılan zaman serileri kestirimleri için hem derin öğrenme hem de istatistiksel-tabanlı modeller kullanılmıştır. R programlama dili ortamında, R-tabanlı Naive, Ses, Auto.Arima, Holt-Winters, Ets, Thetaf, Nnetar ve Mlp tahmin modelleri kullanılmıştır. İstatistiksel modeller, genellikle istikrarlı zaman serisi verileriyle iyi çalışırken, derin öğrenme modelleri daha karmaşık ve değişken veri yapılarına uyum sağlayabilir. İklimsel değişkenleri etkileyen birçok faktörün karmaşıklığı göz önüne alındığında, hem istatistiksel hem de derin öğrenme modellerinin birlikte kullanılması, veri heterojenitesi sorununu ele almak ve daha doğru tahminler sağlamaktır. Analizlerin tamamı Intel i5 PC 3.2 GHz CPU, 8 GB RAM, SATA disk ve Windows 10 Pro işletim sistemi konfigürasyonuna sahip bir bilgisayar yardımıyla gerçekleştirilmiştir.

ABD'nin 1965-2022 yılları arasındaki nükleer enerjiden elektrik üretim sürecinin gelecek tahminleri için ikisi derin öğrenme modeli ve altısı istatistiksel model olmak üzere toplamda sekiz model kullanılmıştır. Her bir model için veri setinin eğitim ve test işlemleri için bölünmesine bağlı olarak üçer tane analiz yapılmıştır. Analiz sonuçları hem eğitim hem de test için RMSE, MAE ve MAPE metrikleri yardımıyla değerlendirilmiştir. Tüm bu bilgiler Tablo 4.2'de verilmiştir. Tablo 4.2'de görüldüğü gibi ABD'nin 1965-2022 yılları arasındaki 58-yıllık nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretimi için uzun vadeli olarak ifade edebileceğimiz tahminler yapılmıştır. Her bir model için eğitim/test uzunlukları sırasıyla 33/25, 31/27 ve 29/29 olarak ayarlanmıştır. Bu da sırasıyla %57/%43, %53/%47 ve %50/%50 olarak yüzdelik biçiminde ifade edilebilmektedir. Tabloda görüldüğü gibi her model için yapılan üçer analizdeki en iyi başarımlar kalın olarak gösterilmiştir. Veri setinin %57 ve %43 olarak ayrıldığı eğitim ve test oranlarında SES, Auto.Arima, Holt-Winter, ETS, Thetaf ve MLP modelleri daha iyi tahminlerle ön plana çıkmışlardır. Veri setinin %53 ve %47 olarak ayrıldığı eğitim ve test oranlarında Thetaf modeli, %50 olarak ayrıldığı eğitim ve test oranlarında ise NNTAR modeli daha iyi tahminlerle ön plana çıkmıştır. Genel anlamda test verileri üzerinde yapılan en iyi tahmin NNETAR modeli tarafından verinin %57/%43 olarak ayrıldığı durumda %12,04 MAPE değeri ile yapılmıştır. MAPE değerinin düşük olması daha iyi tahmin anlamına gelmektedir. MAPE değerinin %10'dan küçük olması, yüksek doğruluklu tahmin; %10 ile %20 arasında olması İyi tahmin; %20 ile %50 arasında olması kabul edilebilir tahmin ve %50 den büyük olması zayıf ya da yanlış tahmin olarak değerlendirilmektedir (Bisht ve Ram, 2021).

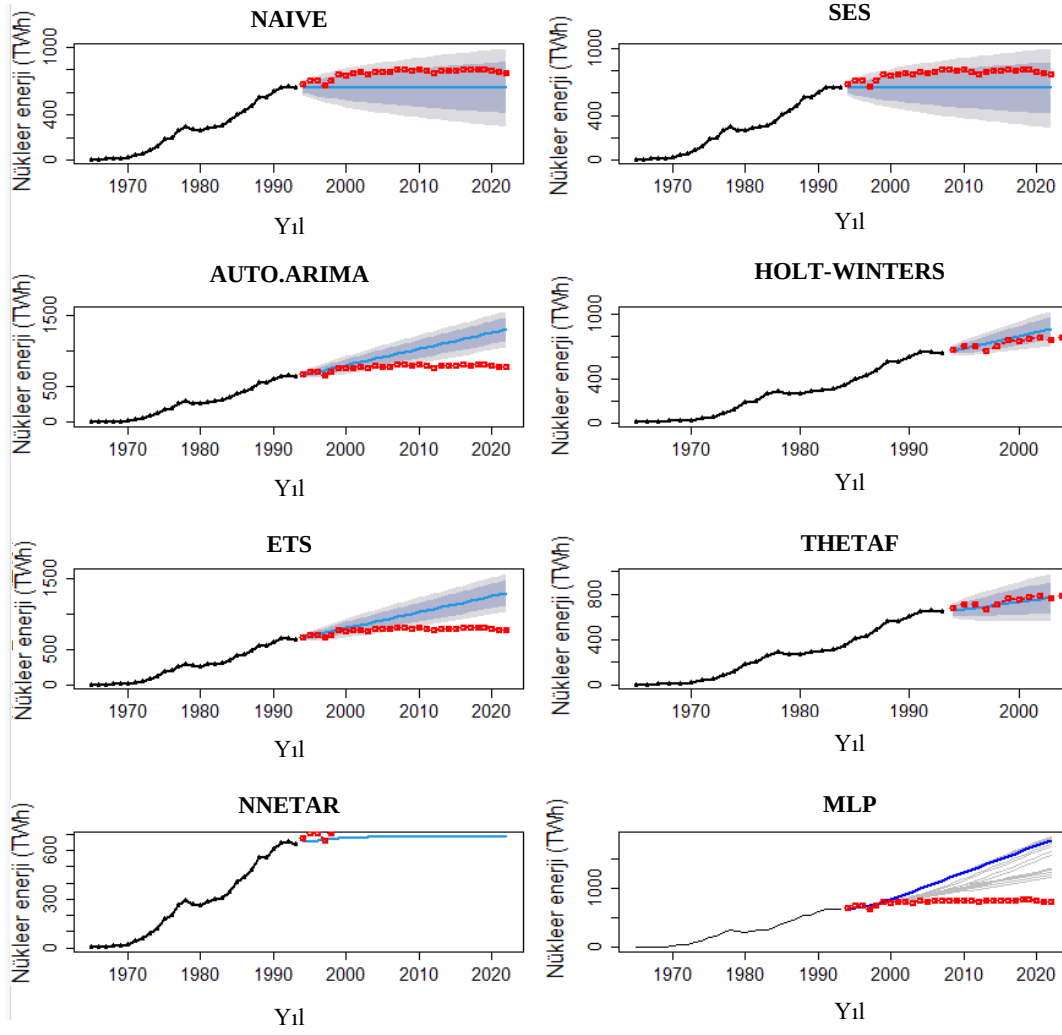
MAPE değeri yüzdelik olarak yapılan hatayı ifade etmektedir. Bu durumda THETAF modelinin başarımları $100 - 15,15 = 84,85$ olarak hesaplanabilmektedir.

MAPE metriğine uygun olarak elde edilen RMSE ve MAE değerleri de tahminin kabul edilebilirliğini desteklemektedir. Çünkü RMSE ve MAE değerlerinin küçük olması daha iyi tahmin anlamına gelmektedir. ABD ‘nin 1965-2022 yılları arasındaki nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretim tahminlerinde kullanılan model grafikleri Şekil 4.2’de verilmiştir. Buradaki grafikler eğitim/test verilerinin %50 / %50 olarak alındığı durumlara ait tahmin grafikleridir.

Grafiklerdeki kırmızı çizgiler test verilerinin ortalamasını, mavi çizgiler test verisi uzunluğunda yapılan tahminlerin ortalamasını, koyu gri alanlar %80 olasılıkla tahmin aralığını ve açık gri bölgeler ise %95 olasılıkla tahmin aralığını göstermektedir. Şekil 4.2’de gerçek ortalamaya en yakın ortalamalar görsel olarak THETAF ve HOLT-WINTERS modelleri tarafında yapılan tahmin grafiklerinde göze çarpmaktadır.

Tablo 4.2 ABD için 1965-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri

Veri seti	Eğitim/test setleri			
ABD (1965-2022)	Eğitim/test uzunluğu	RMSE	MAE	MAPE (%)
Naive	33/25	32,96/125,40	25,81/123,45	14,74/32,70
	31/27	32,87/76,99	25,86/72,48	15,47/19,20
	29/29	32,84/135,45	25,34/129,46	16,23/34,29
SES	33/25	32,46/125,39	25,03/123,44	14,34/15,65
	31/27	32,34/76,99	25,03/72,48	15,02/16,204
	29/29	32,27/135,45	24,47/129,46	14,92/16,53
Auto,Arima	33/25	24,28/174,00	18,69/136,52	24,81/27,29
	31/27	22,61/306,84	18,38/260,00	37,33/39,98
	29/29	23,22/268,65	18,89/214,66	38,60/37,21
Holt-Winters	33/25	25,77/158,54	19,63/151,89	18,02/19,54
	31/27	22,87/98,75	19,01/89,67	53,44/61,89
	29/29	23,55/52,69	19,58/42,69	56,69/65,80
ETS	33/25	25,77/158,54	19,63/151,89	18,02/28,48
	31/27	22,87/306,98	19,01/260,12	53,44/32,99
	29/29	23,55/263,31	19,57/210,02	56,65/26,62
Thetaf	33/25	32,46/44,45	25,03/39,48	14,34/15,15
	31/27	32,34/38,20	25,03/32,30	15,02/14,39
	29/29	32,27/28,04	24,47/24,78	15,70/16,40
Nnetar	33/25	23,43/96,43	17,86/95,00	10,06/12,04
	31/27	22,05/46,55	17,01/43,75	10,68/15,58
	29/29	22,43/96,17	16,67/91,32	10,96/15,98
Mlp	33/25	22,79/253,22	16,67/195,68	19,79/24,74
	31/27	19,45/670,44	14,43/577,92	32,93/73,34
	29/29	20,05/540,75	14,91/424,97	28,91/53,74

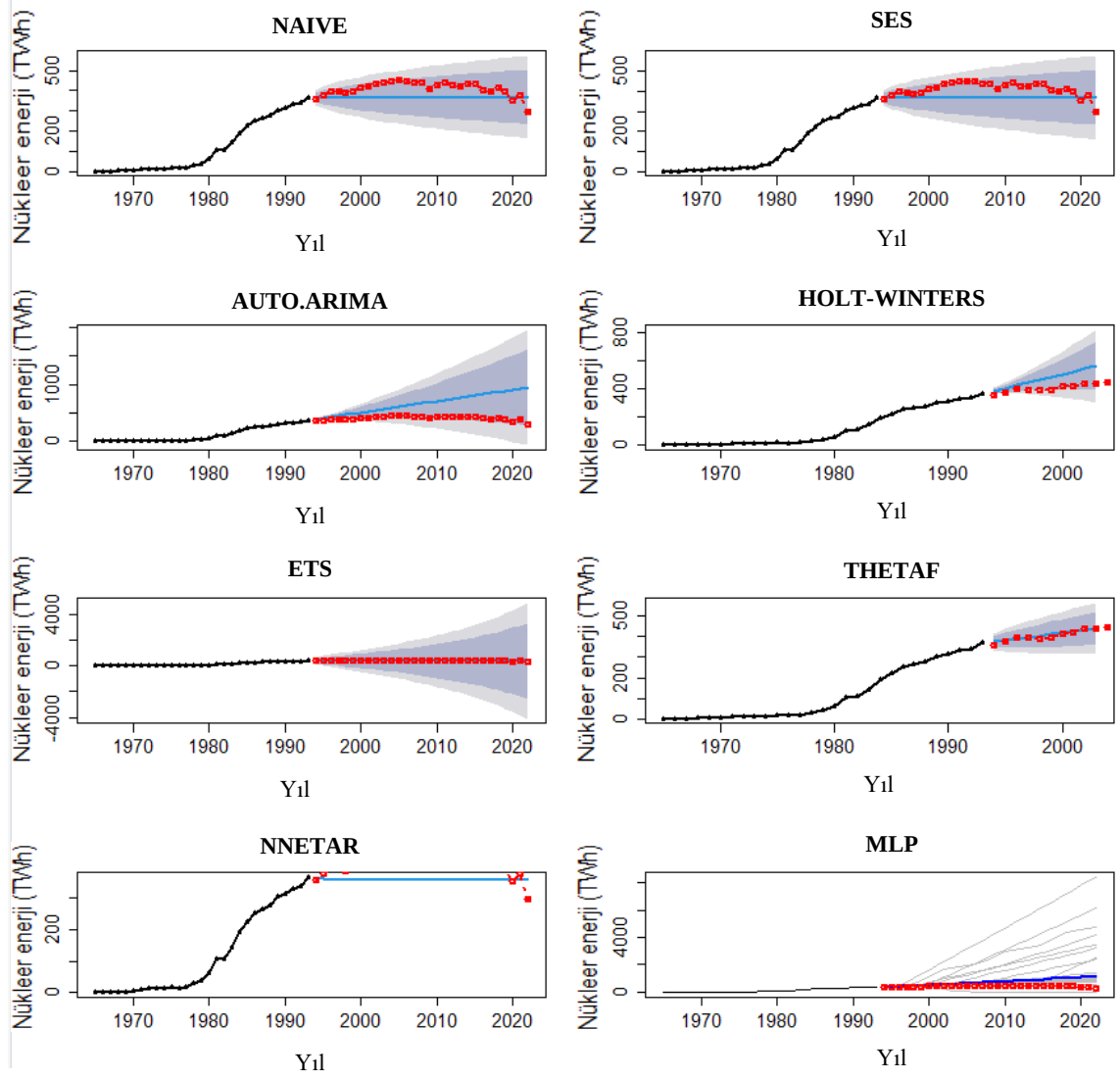


Şekil 4.2 ABD için verinin eğitim ve test için sırasıyla %57 ve %43 olarak alındığı durumda elde edilen model grafikleri

Tablo 4.3’de verildiği gibi Fransa’nın nükleer enerjiden elektrik enerjisi ürettiği veri setinin analizi neticesinde modellerin bir kısmı (Naive, SES, Holt-Winters ve NNTAR) 33/25 eğitim/test oranında başarılı olurken diğer bir kısmı 31/27 eğitim/test oranında (Holt-winter, Thetaf ve Nnetar) başarılı olmuştur. RMSE, MAE ve MAPE metrikleri birlikte değerlendirildiğinde en başarılı sonuç THETAF modeli tarafından gerçekleştirilmiştir. Bu durumu Şekil 4.3’de verilen grafiklerde de görmek mümkündür.

Tablo 4.3 Fransa 1965-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri

Veri seti	Eğitim/ Test setleri			
Fransa (1965-2022)	Eğitim/Test uzunluğu	RMSE	MAE	MAPE (%)
Naive	33/25	18,80/39,10	13,11/32,59	17,00/18,01
	31/27	19,06/49,08	13,25/43,95	17,95/19,56
	29/29	19,39/54,18	13,29/48,68	18,99/21,66
Ses	33/25	18,51/39,10	12,72/32,59	16,53/18,01
	31/27	18,75/49,08	12,83/43,95	17,41/20,56
	29/29	19,06/54,18	12,83/48,69	18,38/21,66
Auto.Arima	33/25	12,51/130,21	8,88/97,29	11,42/25,18
	31/27	12,47/175,32	8,65/135,71	11,96/34,66
	29/29	11,71/312,28	8,06/257,94	12,50/64,88
Holt-Winter	33/25	11,97/21,48	8,27/18,48	12,77/14,32
	31/27	11,97/10,28	8,14/8,83	12,90/12,93
	29/29	11,60/78,15	7,93/70,28	12,84/17,08
Ets	33/25	11,97/127,42	8,27/96,19	12,77/24,88
	31/27	18,75/49,08	12,83/43,95	17,68/20,56
	29/29	19,06/54,18	12,84/48,69	18,68/21,66
Thetaf	33/25	18,51/12,60	12,72/8,92	16,53/22,11
	31/27	18,75/7,58	12,83/6,05	12,41/12,48
	29/29	19,06/9,62	12,83/7,58	18,38/21,94
Nnetar	33/25	10,40/47,00	7,38/41,54	11,49/12,00
	31/27	10,17/58,28	7,02/53,57	12,14/12,78
	29/29	10,09/63,22	6,69/57,51	12,74/13,70
Mlp	33/25	5,41/60,11	3,45/40,87	31,25/40,91
	31/27	5,95/312,37	3,80/270,05	32,51/67,56
	29/29	3,35/393,09	2,35/311,73	28,66/78,68

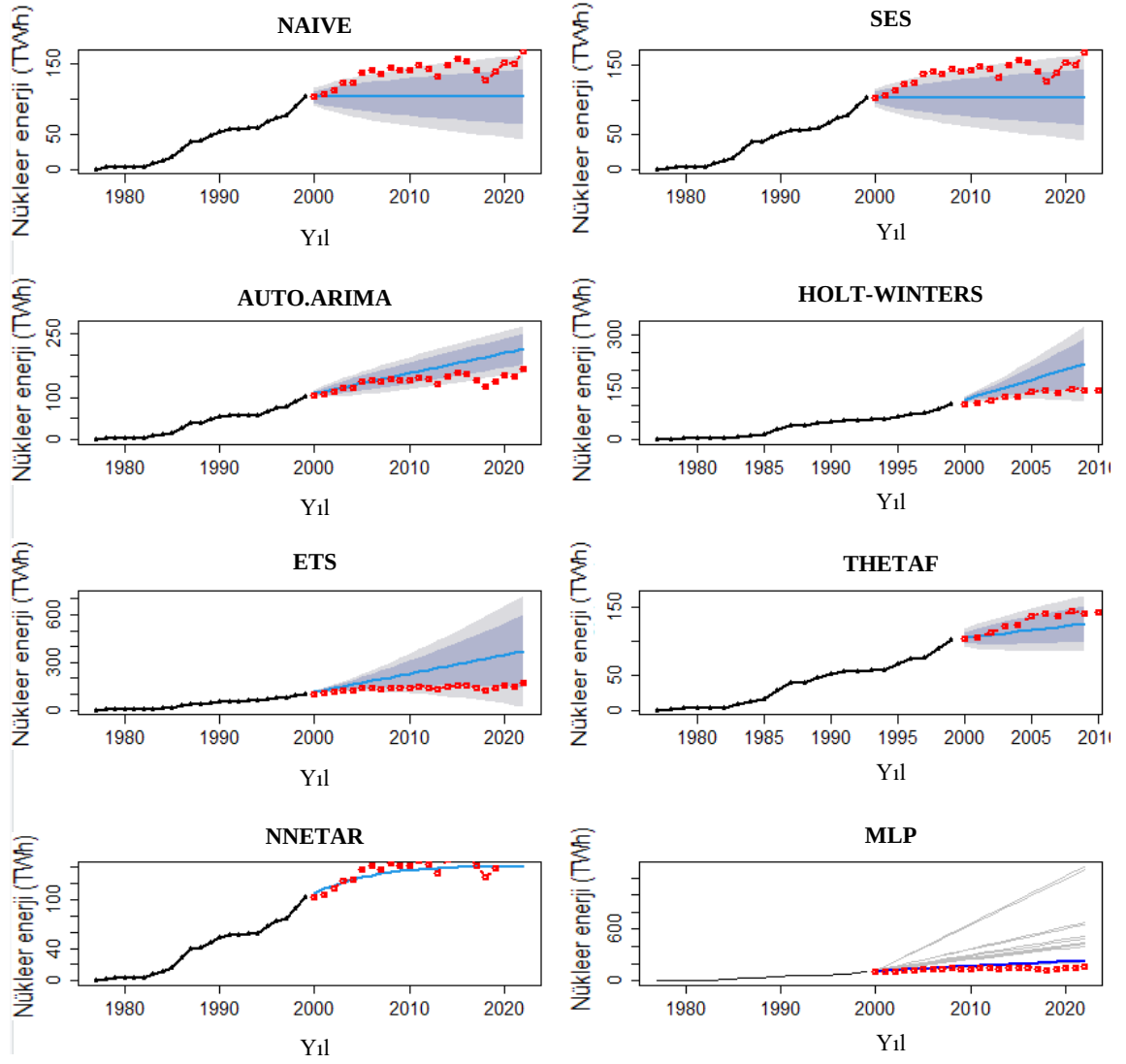


Şekil 4.3 Fransa için verinin eğitim ve test için sırasıyla 31 ve 27 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri

Japonya'nın elektrik enerjisi üretimi için yapılan analiz sonuçları Tablo 4.4'te verilmiştir. Japonya'nın 1965 ile 2022 yılları arasındaki nükleer enerji üretimine ilişkin zaman serisindeki anı düşüş ve yükselişler tahmin modellerinin performansını da olumsuz etkilemiştir. Özellikle 2011 yılındaki Fukushima felaketi üretimin tamamen durmasına neden olmuş bu da tahmin modellerinin başarımlarını olumsuz etkilemiştir. Modellerden daha iyi performans elde etmek için veri setinin logaritması alındıktan sonra tahmin analizleri yapılmıştır. Yapılan analizlerde Auto.Arima modelinin daha iyi tahmin ile ön plana çıktığı gözlenmiştir.

Tablo 4.4 Japonya'nın 1965-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri

Veri seti	Eğitim/test veri setleri			
Japonya (1965-2022)	Eğitim/test uzunluğu	RMSE	MAE	MAPE (%)
Naive	44/14	0,54/2,86	0,24/2,17	49,51/84,23
	43/15	0,55/2,84	0,24/2,10	50,64/81,23
	42/16	0,56/2,81	0,25/2,05	51,84/78,57
Ses	44/14	0,54/2,86	0,23/2,17	48,39/84,23
	43/15	0,54/2,84	0,24/2,10	49,47/81,23
	42/16	0,55/2,81	0,24/2,05	50,61/78,57
Auto.Arima	44/14	0,28/2,98	0,18/2,29	48,95/88,24
	43/15	0,25/3,28	0,18/2,62	46,94/96,75
	42/16	0,25/2,49	0,18/1,64	26,96/35,71
Holt-Winter	44/14	0,38/3,36	0,21/2,53	70,08/96,63
	43/15	0,38/3,40	0,22/2,44	72,15/85,44
	42/16	0,40/3,36	0,21/2,26	80,24/90,25
Ets	44/14	0,27/3,01	0,16/2,33	31,63/89,42
	43/15	0,30/2,99	0,15/2,30	39,80/87,08
	42/16	0,32/2,90	0,16/2,16	40,28/81,88
Thetaf	44/14	0,54/3,60	0,23/2,78	48,39/85,91
	43/15	0,54/3,67	0,24/2,73	49,47/88,96
	42/16	0,55/3,67	0,24/2,61	50,61/92,12
Nnetar	44/14	0,23/2,83	0,14/2,14	17,16/83,13
	43/15	0,23/2,75	0,14/2,01	17,51/78,19
	42/16	0,24/2,68	0,14/1,90	17,91/73,63
Mlp	44/14	0,11/2,92	0,08/2,25	6,29/86,59
	43/15	0,11/3,11	0,07/2,42	6,38/91,00
	42/16	0,11/2,98	0,08/2,24	6,32/84,43



Şekil 4.4 Japonya için verinin eğitim ve test için sırasıyla 42 ve 16 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri

Güney Kore'nin nükleer enerjiden elektrik enerjisi üretim tahminleri Tablo 4.5'te ve tahmin grafikleri ise verilmiştir.

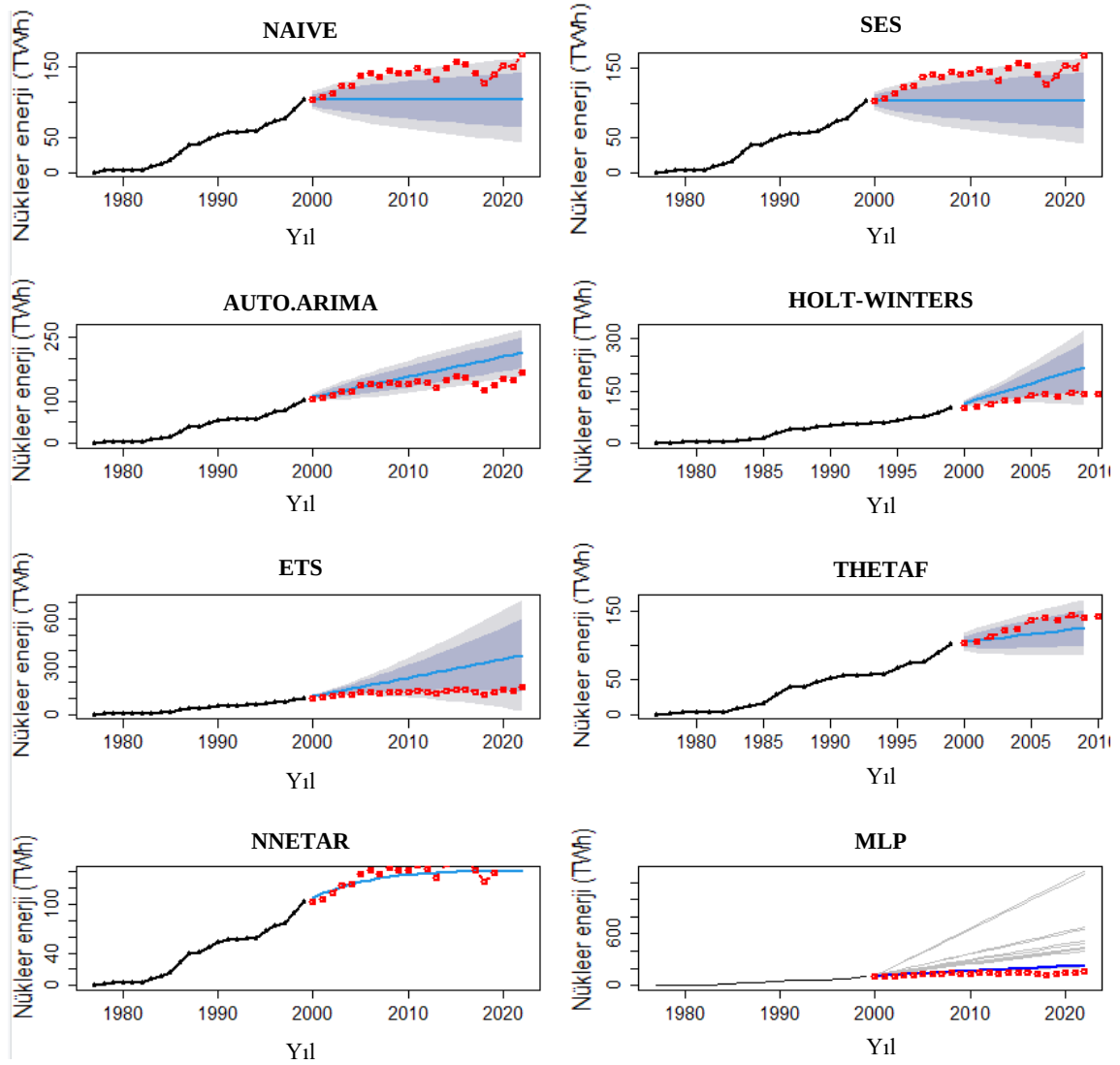
Burada Naive ve SES modelleri, genellikle diğer karmaşık modellerden daha yüksek hata oranlarına sahiptir. Holt-Winter modeli, özellikle test setinde düşük hata oranlarıyla iyi bir performans göstermiştir. Bu model mevsimsellik ve trend içeren veri setleri için uygundur. ETS modeli, Auto Arima'ya benzer şekilde eğitim ve test setlerinde nispeten düşük hata oranlarıyla iyi bir performans göstermiştir.

Burada en iyi tahmin işleminin THETAF modeli tarafından ve verinin eğitim/test için %50/%50 oranında bölündüğü durumda elde edilmiştir. THETAF MAPE test değeri %19.96 dir. Bu değer %80.04 doğruluğa tekabül etmektedir.

Güney Kore'nin 1977-2022 yılları arasındaki nükleer enerjiden elektrik üretiminin yer aldığı zaman serisi analiz sonuçları Tablo 4.5'te verilmiştir. Tabloda görüldüğü gibi NAİVE, SES, AUTO.ARIMA ve ETS model sonuçları oldukça birbirlerine yakın olarak çıkmışlardır. En iyi sonuç %19.96 MAPE değeri ile THETAF modeli ile gerçekleştirilmiştir. Bu durumu Şekil 4.5'te verilen grafikte te gözlemlemek mümkündür. Bu sonuç, eğitim ve test verilerinin eşit olduğu durumda elde edilmiştir.

Tablo 4.5 Güney Kore 1977-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri

Veri seti	Eğitim/test veri setleri			
Güney Kore (1977-2022)	Eğitim/test uzunluğu	RMSE	MAE	MAPE (%)
Naive	25/21	6,10/36,86	4,48/34,71	18,76/23,97
	24/22	6,20/38,80	4,54/36,14	19,45/25,06
	23/23	6,34/38,37	4,73/35,03	20,32/24,31
Ses	25/21	5,98/36,86	4,30/34,71	19,36/23,97
	24/22	6,07/38,80	4,35/36,14	18,98/25,06
	23/23	6,20/38,37	4,52/35,03	19,78/24,31
Auto.Arima	25/21	3,80/25,43	3,10/19,12	23,70/23,81
	24/22	3,87/22,68	3,15/16,98	23,94/24,01
	23/23	3,72/32,70	3,09/24,73	26,67/27,40
Holt-Winter	25/21	4,13/7,01	3,48/5,87	23,12/24,32
	24/22	4,18/6,20	3,50/4,97	26,14/28,68
	23/23	4,01/44,72	3,10/39,89	29,90/30,17
Ets	25/21	4,13/25,58	3,48/19,31	22,11/23,55
	24/22	4,18/25,38	3,50/18,63	26,14/27,05
	23/23	4,01/123,60	3,10/104,52	49,78/72,86
Thetaf	25/21	5,98/16,51	4,30/15,59	19,36/21,33
	24/22	6,07/16,29	5,35/14,64	18,98/20,76
	23/23	6,20/14,32	4,52/12,11	19,78/19,96
Nnetar	25/21	4,01/24,62	3,20/22,46	18,55/20,41
	24/22	4,10/24,15	3,33/21,53	19,34/21,77
	23/23	4,04/10,50	3,30/8,60	23,05/28,00
Mlp	25/21	0,256/51,16	0,16/39,16	24,86/27,96
	24/22	4,11/34,53	3,53/25,61	25,11/27,81
	23/23	3,83/44,97	3,20/36,71	24,26/28,90



Şekil 4.5 Güney Kore için verinin eğitim ve test için sırasıyla 23 ve 23 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri

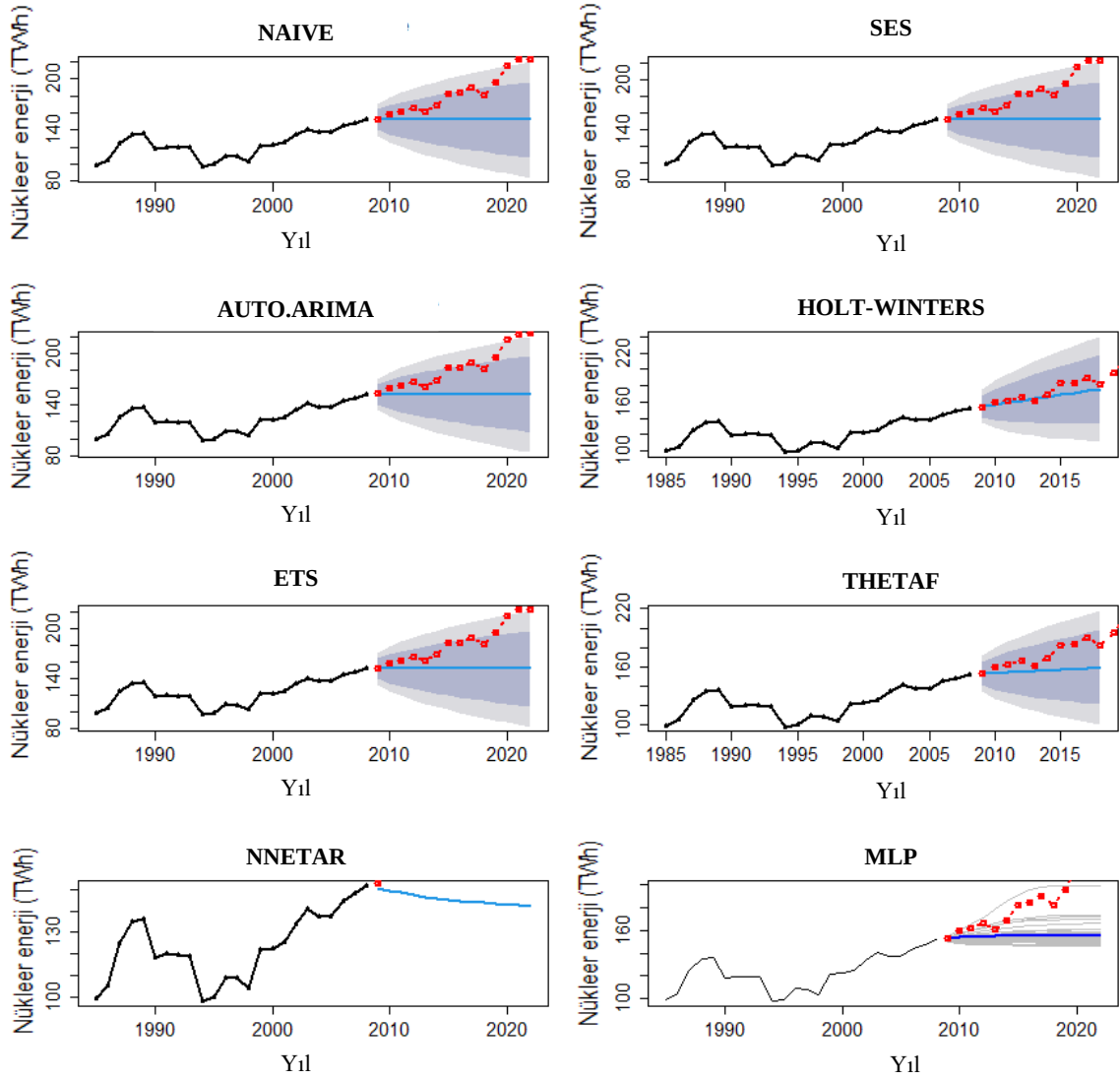
Rusya'nın 1985-2022 yılları arasındaki elektrik üretimine ait tahmin analizleri Tablo 4.6'da ve buna ait model grafikleri ise Şekil 4.6'da verilmiştir. Tablo 4.6 ve Şekil 4.6, Rusya'nın 1985-2022 yılları arasındaki nükleer enerjiden elektrik üretimi için çeşitli tahmin modellerinin performansını karşılaştırmaktadır. Tablodaki metrik değerler, her modelin eğitim ve test setlerindeki performansını RMSE, MAE ve MAPE ölçütleriyle göstermektedir. Naive modelinin eğitim verisi için düşük hata oranları gösterdiği ancak test verilerinde yüksek hata oranlarına sahip olduğu gözlemlenmektedir. Bu durum, modelin gelecekteki tahminler için yeterince güvenilir olmadığını göstermektedir. SES, AUTO.ARIMA, ETS ve THETAF modelleri, eğitim ve test setlerinde benzer performanslar sergilerken, HOLT-WINTERS modeli test verilerinde daha düşük hatalar

ile daha iyi bir performans sergilemiştir. NNETAR ve MLP modelleri, özellikle test verilerinde diğer modellere göre daha düşük RMSE, MAE ve MAPE değerleri ile dikkat çekmektedir.

Grafikte, eğitim verileri siyah çizgilerle, test verileri kırmızı çizgilerle ve test verileri için tahmin ortalaması mavi çizgilerle gösterilmiştir. Kapalı gri alanlar %80 olasılıkla tahmin aralığını, açık gri alanlar ise %95 olasılıkla tahmin aralığını ifade etmektedir. Grafikler, modellerin tahminlerinin test verileri ile ne kadar uyumlu olduğunu görselleştirmektedir. Genel olarak, HOLT-WINTERS modeli, test verilerine en yakın tahminleri sağlayarak öne çıkmaktadır. NNETAR ve MLP modelleri de yüksek doğrulukları ve dar tahmin aralıkları ile dikkat çekmektedir. Sonuç olarak, hem metrik değerler hem de grafikler göz önünde bulundurulduğunda, HOLT-WINTERS, NNETAR ve MLP modelleri, Rusya'nın nükleer enerji üretim tahminlerinde daha güvenilir ve doğru sonuçlar sunmaktadır.

Tablo 4.6 Rusya 1985-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri

Dataset	Eğitim/test metrikleri			
Rusya (1985-2022)	Eğitim/test uzunluğu	RMSE	MAE	MAPE
Naive	28/10	8,70/33,38	6,12/27,32	5,00/13,30
	26/12	8,98/35,70	6,33/28,47	5,23/14,07
	24/14	9,26/38,74	6,56/31,28	5,49/15,82
Ses	28/10	8,54/33,38	5,90/27,32	4,82/13,30
	26/12	8,81/35,70	6,09/28,47	5,03/14,07
	24/14	9,07/38,75	6,29/31,28	5,26/15,82
Auto.Arima	28/10	8,54/33,38	5,90/27,32	4,82/13,31
	26/12	8,81/35,70	6,09/28,47	5,03/14,07
	24/14	9,07/38,74	6,29/31,28	5,26/15,82
Holt-Winter	28/10	8,86/18,02	5,99/13,96	5,14/6,78
	26/12	8,83/8,64	6,16/6,34	5,26/5,33
	24/14	9,53/8,45	6,67/6,58	5,79/5,67
Ets	28/10	8,54/33,38	5,90/27,32	4,82/13,31
	26/12	8,81/35,70	6,09/28,47	5,03/14,07
	24/14	9,07/38,75	6,29/31,28	5,26/15,82
Thetaf	28/10	8,54/27,82	5,90/22,40	4,82/10,88
	26/12	8,81/22,02	6,09/17,06	5,03/8,84
	24/14	9,07/18,21	6,29/15,06	5,26/8,43
Nnetar	28/10	7,83/21,18	5,44/15,65	5,55/9,54
	26/12	7,96/11,27	5,64/8,07	5,73/6,98
	24/14	8,06/45,36	5,88/37,72	5,98/19,23
Mlp	28/10	7,83/27,73	5,41/21,82	4,51/10,56
	26/12	8,14/27,96	5,79/20,75	4,84/10,10
	24/14	8,45/36,04	6,08/28,38	5,12/14,26



Şekil 4.6 Rusya için verinin eğitim ve test için sırasıyla 23 ve 23 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri

Tablo 4.7’de ve Şekil 4.7’de, Çin’in 1993-2022 yılları arasında nükleer enerjiden elektrik üretimi için kullanılan tahmin modellerinin performansına dair analizler sunulmuştur. Grafikler, her modelin eğitim verilerine (siyah çizgiler) ve test verilerine (kırmızı noktalar) dayalı tahminlerini (mavi çizgiler) göstermektedir. Ayrıca, tahminlerin güven aralıkları kapalı gri (%80 olasılıkla) ve açık gri (%95 olasılıkla) alanlarla belirtilmiştir.

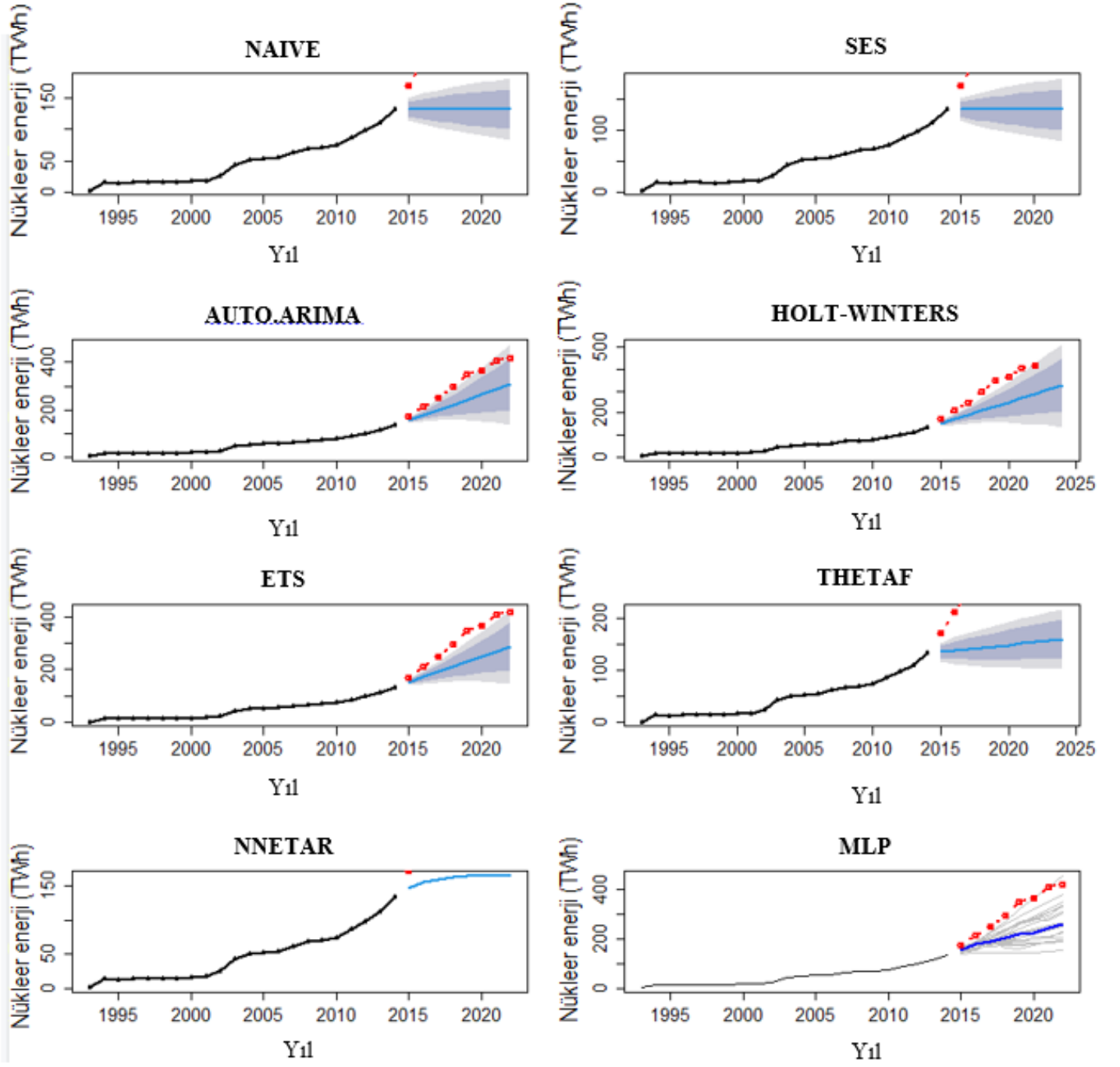
Naive ve SES modelleri, özellikle test verilerinde geniş tahmin aralıkları ve yüksek hata oranları ile dikkat çekmektedir. Bu, bu modellerin test verilerinde düşük doğruluk sağladığını göstermektedir. HOLT-WINTERS, AUTO.ARIMA ve ETS modelleri ise daha dar tahmin aralıkları ve test verilerine yakın tahminler ile daha güvenilir sonuçlar sunmaktadır. THETAF modeli, genel olarak düşük hata oranları ve

dar tahmin aralıkları ile öne çıkarken, NNETAR ve MLP modelleri de yüksek doğruluk ve güvenilirlik sağlamaktadır.

Grafiklere detaylı bakıldığında, HOLT-WINTERS modelinin test verileri için en doğru tahminleri sağladığı ve diğer modellere göre daha dar güven aralıklarına sahip olduğu görülmektedir. NNETAR ve MLP modelleri de test verileri ile uyumlu tahminler sunmakta ve düşük hata oranları ile dikkat çekmektedir. Genel olarak, HOLT-WINTERS, NNETAR ve MLP modelleri, Çin'in nükleer enerji üretim tahminlerinde en iyi performansı göstermektedir. Bu modeller, test verileri için daha dar tahmin aralıkları ve daha düşük hata oranları ile daha güvenilir tahminler sunmaktadır.

Tablo 4.7 Çin 1993-2022 yılları arasında nükleer enerjiden üretilen elektrik enerjisine ait tahmin metrik değerleri

Dataset	Eğitim/test metrikleri			
Çin (1993-2022)	Eğitim/test uzunluğu	RMSE	MAE	MAPE
Naive	24/6	14,56/146,81	9,39/134,03	15,56/36,52
	23/7	11,93/172,70	7,92/156,68	15,38/44,77
	22/8	8,93/194,98	6,48/175,26	15,5/52,71
Ses	24/6	14,26/146,81	9,00/134,04	14,93/36,52
	23/7	11,93/172,70	7,57/156,69	14,71/44,77
	22/8	8,72/194,98	6,18/175,26	14,37/52,72
Auto,arima	24/6	6,56/21,22	4,64/15,63	12,87/14,13
	23/7	6,65/13,10	4,68/9,96	13,35/12,83
	22/8	5,83/85,78	4,15/77,52	13,52/23,42
Holt-winters	24/6	6,56/21,22	4,68/15,63	14,87/14,13
	23/7	6,66/13,10	4,72/9,96	15,13/12,73
	22/8	5,80/98,14	4,27/88,63	21,27/26,75
Ets	24/6	6,56/21,22	4,68/15,63	14,83/14,13
	23/7	6,66/13,10	4,72/9,96	15,13/16,83
	22/8	5,80/98,14	4,27/88,63	21,27/26,75
Thetaf	24/6	14,26/133,31	9,00/121,85	14,93/33,21
	23/7	11,67/159,11	7,57/144,49	14,71/41,31
	22/8	8,72/181,29	6,18/163,03	14,37/49,05
Nnetar	24/6	5,10/74,63	4,01/61,72	13,42/16,09
	23/7	5,29/87,30	4,19/70,62	13,92/18,90
	22/8	5,18/168,37	3,92/148,28	13,58/43,85
Mlp	24/6	2,73/30,33	2,01/21,79	13,73/15,67
	23/7	2,82/242,08	2,07/209,99	12,55/58,62
	22/8	1,60/113,00	0,91/99,53	5,29/29,39



Şekil 4.7 Çin için verinin eğitim ve test için sırasıyla 23 ve 23 uzunlukta alındığı durumda elde edilen model grafikleri

5. ANALİZ SONUÇLARI ve ÖNERİLER

5.1 Sonuçlar

Yapılan veri analizleri sonucunda 6 ülke için yıllık bazda nükleer enerji üretimi (elektrik üretimi) Tablo 5.1’de özetlenmiştir.

Tablo 5.1 Nükleer enerji veri analiz sonucu

Data Set	Veri Uzunluğu	Verinin Eğitim/Test Oranı	En Başarılı Model ve Mape Doğruluk Oranı	En Başarılı 3 Model Sıralama
USA, Nükleer enerji (Twh),1965-2022	58	%57 - %43	%87,96 Nnetar	1.Nnetar 2.Thetaf 3.Ses
Fransa, Nükleer enerji (Twh),1965-2022	58	%53 - %47	%87,52 Thetaf	1.Thetaf 2.Nnetar 3.Holt-Winters
Japonya, Nükleer enerji (Twh),1965-2022	58	%72 - %28	%64,29 Auto.arima	1.Auto.arima 2.Nnetar 3.Ses
Güney Kore, Nükleer enerji (Twh),1977-2022	46	%50 - %50	%80,04 Thetaf	1.Thetaf 2.Nnetar 3.Naive
Rusya, Nükleer enerji (Twh),1985-2022	38	%74 - %26	%94 Holt-Winters	1.Holt-Winters 2.Thetaf 3.Nnetar
Çin, Nükleer enerji (Twh),1993-2022	30	%80 - %20	%87,27 Holt-Winters	1.Holt-Winters 2.Auto.arima 3.Ets

Yapılan çalışmayı özetleyecek olursak:

ABD verisinde veri seti eğitim/test için %57’ye %43 olarak ayarlandığında en başarılı model %87,96 Mape doğruluk oranıyla Nnetar modeli olmuştur. Bunu sırasıyla, Thetaf ve Ses modelleri takip etmiştir.

Fransa verisinde veri seti eğitim ve test oranları %53’e %47 oranında ayrılmıştır. Burada en başarılı model %87,52 Mape doğruluk oranıyla Thetaf modeli olmuştur. Bunu sırasıyla Nnetar ve Holt-Winters takip etmiştir.

Japonya verisinde 2011 yılında Japonya’daki nükleer patlama veri analizini olumsuz bir şekilde etkilediği için bu örnekte verilerin logaritması alınarak yeni bir veri seti oluşturulmuştur. Bu veri setinde ise veriler eğitim/test oranı %72’ye %28 oranında ayrılmıştır. En başarılı model %64,29 Mape doğruluk oranıyla Auto.arima modeli olmuştur. Bunu sırasıyla Nnetar ve Ses takip etmiştir.

Güney Kore verisinde veri seti eğitim/test oranı %50'ye %50 olarak ayrılmıştır. Yapılan analiz sonucunda %80,04 Mape doğruluk oranıyla Thetaf modeli birinci olmuştur. Bunu sırasıyla Nnetar ve Naive modelleri takip etmiştir.

Rusya verisinde veri seti eğitim ve test oranları %74'e %26 olarak ayrılmıştır. Yapılan eğitim ve test sonucuna göre en başarılı model %94 Mape doğruluk oranıyla Holt-Winters olmuştur. Bunu sırasıyla Thetaf ve Nnetar modelleri takip etmiştir.

Çin verisinde veri seti eğitim/test oranı %80'e %20 olarak ayarlanmıştır. Yapılan analiz sonucunda en başarılı model %87,27 Mape doğruluğuyla Holt-Winters modeli olmuştur. Bunu sırasıyla Auto.arima ve Ets modelleri takip etmiştir.

5.2 Öneriler

Yapılan analizler sonucunda 5 ülke için istatistiksel modeller birinci olurken sadece 1 ülkede YSA tabanlı model birinci sırada gelmiştir. Abd için Nnetar, Fransa için Thetaf, Japonya için Auto.arima, Güney Kore için Thetaf, Rusya için Holt-Winters ve Çin için Holt-Winters modeli birinci sırada gelmiştir. Genel itibariyle fazla dalgalanma olmayan modellerde istatistiksel modeller daha başarılı olurken, fazla dalgalanma olan Amerika için ise yapay zekâ modeli Nnetar etkili olmuştur. Yapay zekâ alanında her problem için tek bir model başarılı olamayabiliyor. Nitekim yapılan çalışmada bu görülmüştür. Genel olarak her ülkede için farklı bir model başarılı olmuştur. Onun için her probleme yönelik spesifik çözüm aranmalıdır. İstatistiksel modeller verilerin kısıtlı olduğu yerlerde daha başarılı bir performans sergilerken, verilerin fazla olduğu problemlerde yapay zekâ modelleri daha performanslı oluyor.

KAYNAKLAR

- Almazrouee, A.I., Almeshal, A.M., Almutairi, A.S., Alenezi, M.R., Alhajeri, S.N. 2020. Long-term forecasting of electrical loads in kuwait using prophet and holt-winters models, *Applied Sciences*, 10 (16), 5627.
- Anele, A.O., Hamam, Y., Abu-Mahfouz, A.M., Todini, E. 2017. Overview, comparative assessment and recommendations of forecasting models for short-term water demand prediction, *Water*, 9 (11), 887.
- Assimakopoulos, V., Nikolopoulos, K. 2000. The theta model: a decomposition approach to forecasting, *International journal of forecasting*, 16 (4), 521-530.
- Ayşe, A., Berberler, M.E. 2017. Yapay sinir ağları ile tahmin ve sınıflandırma problemlerinin çözümü için arayüz tasarımı, *Acta Infologica*, 1 (2), 55-73.
- Bekar, N. 2020. Yenilenebilir Enerji Kaynakları Açısından Türkiye'nin Enerji Jeopolitiği, *Türkiye Siyaset Bilimi Dergisi*, 3 (1), 37-54.
- Bisht, D.C., Ram, M. 2021. Recent advances in time series forecasting.
- Chai, T., Draxler, R.R. 2014. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?–Arguments against avoiding RMSE in the literature, *Geoscientific model development*, 7 (3), 1247-1250.
- Chornovol, O., Kondratenko, G., Sidenko, I., Kondratenko, Y., 2020, Intelligent forecasting system for NPP's energy production, *2020 IEEE Third International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*, IEEE, 102-107.
- Çetin, Ö., Işık, A.H. 2022. Derin Öğrenme ile Güneş Enerjisi Santrallerinde Aylık Elektrik Üretim Tahmini, *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 13 (Ek (Suppl.) 1), 382-387.
- Çuhadar, M. (2006), "Turizm sektöründe talep tahminleri için yapay sinir ağları kullanımı ve diğer yöntemlerle karşılaştırmalı analizi (Antalya ilinin dış turizm talebinde uygulama)",
- da Fonseca, R.W., Pereira, F.O.R. 2021. Metamodeling of the Energy Consumption of Buildings with Daylight Harvesting–Application of Artificial Neural Networks Sensitive to Orientation, *Journal of Daylighting*, 8 (2), 255-269.
- Duru, Ö. (2007), "Zaman serileri analizinde ARIMA modelleri ve bir uygulama", *Sosyal Bilimler Enstitüsü*,
- ETKB, 2023, T.C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı Elektrik Yatırımları Özet Raporu, <https://enerji.gov.tr/Media/Dizin/EIGM/tr/Raporlar/PRP/EY%C3%96RA/2023/Agustos.pdf>[Erişim Tarihi: 27.10.2023].
- González-Romera, E., Jaramillo-Morán, M., Carmona-Fernández, D. 2008. Monthly electric energy demand forecasting with neural networks and Fourier series, *Energy Conversion and Management*, 49 (11), 3135-3142.
- Hyndman, R., Koehler, A.B., Ord, J.K., Snyder, R.D., 2008, Forecasting with exponential smoothing: the state space approach, *Springer Science & Business Media*,
- Hyndman, R.J., Athanasopoulos, G., 2018, Forecasting: principles and practice, *OTexts*,

- IAEA, 2024, Dünyada Nükleer Güç Reaktörleri, https://www-pub.iaea.org/MTCD/Publications/PDF/p15748-RDS-2-44_web.pdf[Erişim Tarihi: 23.07.2024].
- Işık, H., Şeker, M. 2021. Yapay Sinir Ağı (YSA) Kullanarak Farklı Kaynaklardan Türkiye’de Elektrik Enerjisi Üretim Potansiyelinin Tahmini, *Computer Science (Special)*, 304-311.
- İşlek, İ. (2015), "Talep Tahmini İçin Model Topluluklarının Kullanılması", *Fen Bilimleri Enstitüsü*,
- Jain, G., Mallick, B. 2017. A study of time series models ARIMA and ETS, Available at SSRN 2898968.
- Jeon, Y., Seong, S. 2022. Robust recurrent network model for intermittent time-series forecasting, *International Journal of Forecasting*, 38 (4), 1415-1425.
- Kaynar, O., Taştan, S. 2009. Zaman Serisializinde Mlp Yapay Sinir Ağları Ve Arima Modelinin Karşılaştırılması, *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi* (33), 161-172.
- Kılıç, B., Arabacı, E. 2016. Burdur İli Gelecekteki Rüzgâr Hızı Değerlerinin Yapay Sinir Ağları Metodu İle Tahmini, *Journal of Science and Technology of Dumlupınar University* (2015 Özel Sayısı), 45-50.
- Kırbaş, İ. 2018. İstatistiksel metotlar ve yapay sinir ağları kullanarak kısa dönem çok adımlı rüzgâr hızı tahmini, *Sakarya University Journal of Science*, 22 (1), 24-38.
- Kocadayı, Y., Erkaymaz, O., Uzun, R. 2017. Yapay sinir ağları ile Tr81 bölgesi yıllık elektrik enerjisi tüketiminin tahmini, *Bilge International Journal of Science and Technology Research*, 1 (1), 59-64.
- Kozak, M., Kozak, Ş. 2012. Enerji depolama yöntemleri, *Uluslararası Teknolojik Bilimler Dergisi*, 4 (2), 17-29.
- Makas, Y., Karaatlı, M. 2016. Yapay Sinir Ağlarıyla Hidroelektrik Enerji Üretiminin Çok Dönemli Tahmini, *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 21 (3), 757-772.
- Mamun, M.A., Nagasaka, K., 2004, Artificial neural networks applied to long-term electricity demand forecasting, *Fourth International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS'04)*, IEEE, 204-209.
- MTA, 2022, MTA Doğal Kaynaklar ve Ekonomi Bülteni (2022) 33: 29-34 https://www.mta.gov.tr/dosyalar/images/dogalkaynaklar/makaleler/477/tr_20221024154926_477_3_7081cfd0.pdf[Erişim Tarihi: 27.10.2023].
- Nebati, E.E., Murat, T., Ertaş, G. 2021. Türkiye’de Elektrik Tüketiminde Talep Tahmini: Zaman Serisi Ve Regresyon Analizi ile Karşılaştırma, *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi* (31), 348-357.
- Ourworldindata, 2023, Ourworldindata, <https://ourworldindata.org/grapher/years-of-fossil-fuel-reserves-left>[Erişim Tarihi: 20.10.2023].
- Özkurt, N., Güzeliş, H.Ş.Ö.C., İzmir, B. Uzun Kısa Dönemli Bellek Derin Öğrenme Modeli İle Türkiye Elektrik Üretiminin Saat Temelinde Tahmini.

- Pala, Z. 2023. Comparative study on monthly natural gas vehicle fuel consumption and industrial consumption using multi-hybrid forecast models, *Energy*, 263, 125826.
- Pala, Z., Atıcı, R., Yıldız, E. 2023. Forecasting Future Monthly Patient Volume using Deep Learning and Statistical Models, *Wireless Personal Communications*, 130 (2), 1479-1502.
- Pençe, İ., Kalkan, A., Çeşmeli, M.Ş. 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.
- Peng, H., Liu, F., Yang, X. 2013. A hybrid strategy of short term wind power prediction, *Renewable Energy*, 50, 590-595.
- Pinkus, A. 1999. Approximation theory of the MLP model in neural networks, *Acta numerica*, 8, 143-195.
- Pontoh, R.S., Toharudin, T., Ruchjana, B.N., Gumelar, F., Putri, F.A., Agisya, M.N., Caraka, R.E. 2022. Jakarta pandemic to endemic transition: forecasting COVID-19 using NNAR and LSTM, *Applied Sciences*, 12 (12), 5771.
- Saigal, S., Mehrotra, D. 2012. Performance comparison of time series data using predictive data mining techniques, *Advances in Information Mining*, 4 (1), 57-66.
- Son, H., Kim, C. 2017. Short-term forecasting of electricity demand for the residential sector using weather and social variables, *Resources, conservation and recycling*, 123, 200-207.
- Şahin, T. 2019. RUH SAĞLIĞI VE HASTALIKLARI POLİKLİNİĞİNE OLAN TALEBİN ZAMAN SERİLERİ MODELLERİ İLE TAHMİNİ, *Hacettepe Sağlık İdaresi Dergisi*, 22 (4), 749-764.
- Şenol, Ü., Musayev, Z. 2017. Rüzgar Enerjisinden Elektrik Üretiminin Yapay Sinir Ağları İle Tahmini, *Bilge Uluslararası Fen ve Teknoloji Araştırmaları Dergisi*, 1 (1), 23-31.
- Tang, L., Yu, L., He, K. 2014. A novel data-characteristic-driven modeling methodology for nuclear energy consumption forecasting, *Applied Energy*, 128, 1-14.
- Temuçin, T., Temiz, İ. 2016. TÜRKİYE DIŞ TİCARET İHRACAT HACMİNİN PROJEKSİYONU: HOLT-WINTERS VE BOX-JENKINS MODELLERİNİN BİR KİYASLAMASI, *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 21 (3).
- Tutar, F., Mehmet, E. 2011. Geleceğin enerjisi: Hidrojen ekonomisi ve Türkiye, *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi* (6).
- Wikipedia-1, 2023, Nükleer Enerji Santrali, https://tr.wikipedia.org/wiki/N%C3%BCkleer_enerji_santrali[Erişim Tarihi: 05.12.2023].
- Wikipedia-2, 2023, Güneş Paneli, https://tr.wikipedia.org/wiki/G%C3%BCne%C5%9F_paneli[Erişim Tarihi: 05.12.2023].

- Wikipedia-3, 2023, Rüzgâr Gücü,
https://tr.wikipedia.org/wiki/R%C3%BCzg%C3%A2r_g%C3%BCc%C3%BC[Erişim Tarihi: 05.12.2023].
- Wikipedia-4, 2023, Hidroelektrik Santrali,
https://tr.wikipedia.org/wiki/Hidroelektrik_santrali [Erişim Tarihi: 05.12.2023].
- Wikipedia-5, 2023, Biyokütle,
https://tr.wikipedia.org/wiki/Biyoenjeri#Biyok%C3%BCtleden_elektrik_%C3%BCretimi[Erişim Tarihi: 05.12.2023].
- Wikipedia-6, 2024, Nükleer Enerji,
https://tr.wikipedia.org/wiki/Akkuyu_N%C3%BCkleer_G%C3%BC%C3%A7_Santrali[Erişim Tarihi: 05.12.2023].
- Yaşar, A., Kamacı, A. 2021. TR81 Bölgesinin Yenilenebilir Enerji Durumu, Bartın Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 12 (24), 400-412.
- Zhang, X., Yu, Y., Xiong, F., Luo, L. 2020. Prediction of daily blood sampling room visits based on ARIMA and SES Model, Computational and mathematical methods in medicine, 2020, 1-11.

ÖZGEÇMİŞ**KİŞİSEL BİLGİLER****Adı Soyadı : Mehmet Ali ARSLAN****EĞİTİM**

Derece	Adı, İlçe, İl	Bitirme Yılı
Lise	: Hasan Süzer Lisesi Şehitkâmil/Gaziantep	2005
Üniversite	: Muş Alparslan Üniversitesi Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Merkez/Muş	2021
Yüksek Lisans :		
Doktora :		

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görevi
-----	-------	--------