



**SKA 7 (Temiz Enerji) – Türkiye için ARIMA ile Zaman Serisi
Tahmini**

Ad-Soyad:

ENES DURAN-B200109040

Ahmet Kutay KÜÇÜKLER-23010903094

Ders Adı: YAPAY ÖĞRENMENİN TEMELLERİ

Ülke: TUR

Dönem: 2000–2022, **Tahmin:** 2023–2030

1. GİRİŞ

Birleşmiş Milletler tarafından belirlenen Sürdürülebilir Kalkınma Amaçları (Sustainable Development Goals – SDG), ülkelerin sosyal, ekonomik ve çevresel kalkınmalarını sürdürülebilir bir çerçevede yönlendirmeyi amaçlamaktadır. Bu amaçlar arasında yer alan Sürdürülebilir Kalkınma Amacı 7 (SKA 7) – Erişilebilir ve Temiz Enerji, tüm bireyler için güvenilir, sürdürülebilir ve modern enerjiye erişimin sağlanmasını hedeflemektedir. SKA 7 kapsamında yenilenebilir enerji kaynaklarının toplam enerji üretimi ve tüketimi içindeki payının artırılması, 2030 yılına kadar ulaşılması gereken temel hedeflerden biridir.

Enerji sistemleri, uzun vadeli yatırımlar ve politika kararları gerektiren karmaşık yapılardır. Bu nedenle, yenilenebilir enerji göstergelerinin geçmiş eğilimlerinin analiz edilmesi ve geleceğe yönelik güvenilir tahminlerin üretilmesi, sürdürülebilir enerji politikalarının oluşturulmasında kritik bir rol oynamaktadır. Veri analitiği ve yapay öğrenme temelli yöntemler, bu tür uzun dönemli eğilimlerin modellenmesinde ve belirsizliklerin azaltılmasında yaygın olarak kullanılmaktadır.

Bu proje kapsamında, Türkiye (TUR) için SKA 7 ile ilişkili bir yenilenebilir enerji göstergesi ele alınmış ve yıllık zaman serisi verileri kullanılarak geleceğe yönelik tahminler yapılmıştır. Çalışmada, Dünya Bankası tarafından yayımlanan açık erişimli veri setleri kullanılmış; eksik veri analizi, aykırı değer kontrolü ve görselleştirme adımlarının ardından zaman serisi tahmini için ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) modeli uygulanmıştır. Model performansı; R^2 , RMSE, MAE ve MAPE gibi standart hata metrikleri ile değerlendirilmiş, ayrıca artık (residual) analizleri ve Ljung-Box testi ile modelin istatistiksel uygunluğu incelenmiştir.

Elde edilen tahmin sonuçları doğrultusunda, Türkiye'nin yenilenebilir enerji hedeflerine yönelik mevcut eğilimleri analiz edilmiş ve 2030 yılına kadar izlenebilecek olası politika önerileri geliştirilmiştir. Bu yönüyle çalışma, veri temelli analizlerin sürdürülebilir enerji politikalarının şekillendirilmesine nasıl katkı sağlayabileceğini ortaya koymayı amaçlamaktadır.

1.1. Literatür Taraması

Son yıllarda, SKA 7 hedefleri doğrultusunda yenilenebilir enerji göstergelerinin ülke bazında tahmin edilmesine yönelik çalışmalar hız kazanmıştır. Literatürde, zaman serisi analizi özellikle de ARIMA tabanlı modeller, enerji tüketimi ve yenilenebilir enerji paylarının zamansal dinamiklerini modellemede temel istatistiksel yaklaşımlar arasında yer almaktadır. Küresel enerji tüketim eğilimlerini inceleyen çalışmalar, ARIMA modellerinin düşük karbonlu enerjiye geçiş süreçlerini orta ve uzun vadede başarılı bir şekilde tahmin edebildiğini göstermektedir [1].

Ülke düzeyinde yapılan araştırmalar da ARIMA modellerinin yenilenebilir enerji tüketimi ve portföy hedeflerinin öngörülmesinde etkili olduğunu ortaya koymaktadır. Gao [2], karbon nötr hedefler kapsamında yenilenebilir enerji kotalarının ARIMA tabanlı tahminlerle modellenebileceğini ve bu tahminlerin enerji planlamasında karar vericilere önemli girdiler sunduğunu belirtmiştir. Benzer şekilde, enerji talep ve tüketim tahminlerinde kullanılan istatistiksel modellerin performansı; MAE, RMSE ve MAPE gibi hata ölçütleriyle değerlendirilmekte, model güvenilirliği ise Ljung-Box testi ve otokorelasyon (ACF) analizleri ile doğrulanmaktadır [3].

ARIMA modellerinin geçerliliği açısından artık (residual) analizleri ve durağanlık testleri de literatürde önemli bir yer tutmaktadır. Adesina ve arkadaşları [4], zaman serisi modellerinde artıkların beyaz gürültü özellikleri göstermesinin, modelin temel yapıyı başarıyla yakaladığını ifade etmektedir. Bunun yanı sıra, yenilenebilir enerji üretimindeki bölgesel ve zamansal farklılıkları inceleyen çalışmalar, tahmin sonuçlarının politika tasarımı için tek tip çözümler yerine bölgesel ve hedef odaklı stratejiler gerektirdiğini vurgulamaktadır [5].

Genel olarak literatür, yenilenebilir enerji göstergelerinin tahmininde ARIMA gibi klasik zaman serisi modellerinin, sınırlı veri koşullarında dahi güçlü ve yorumlanabilir sonuçlar sunduğunu ortaya koymaktadır. Bu çalışmalar, enerji politikalarının 2030 hedefleriyle uyumlu şekilde şekillendirilmesi için istatistiksel olarak doğrulanmış tahmin modellerinin kritik öneme sahip olduğunu göstermektedir [6].

2. Veri Künyesi ve Kaynak

Bu çalışmada kullanılan veri, World Bank Group (Dünya Bankası Açık Veri Platformu) tarafından yayımlanan enerji göstergeleri arasından seçilmiştir. Proje kapsamında SKA 7 (Erişilebilir ve Temiz Enerji) hedefiyle uyumlu olacak şekilde, ülkelerin toplam enerji tüketimi içindeki yenilenebilir enerji payını gösteren Renewable energy consumption göstergesi kullanılmıştır. Bu gösterge, yıllara göre ülkelerin enerji dönüşüm eğilimlerini sayısal olarak incelemeye ve 2030'a yönelik trend temelli öngörüler üretmeye uygun bir zaman serisi sunmaktadır.

2.1. Veri Kaynağı

- **Kaynak Kurum:**World Bank Group
- **Platform:** World Bank Open Data / World Development Indicators (WDI)
- **Gösterge Adı (Indicator Name):** Renewable energy consumption
- **Gösterge Kapsamı:** Ülkelerin enerji tüketiminde yenilenebilir kaynakların payı (yıllık)
- **Veri Yapısı:** Ülke bazlı, yıllar sütun olacak şekilde geniş (wide) formatlı zaman serisi

World Bank göstergeleri, resmi kurumlar ve uluslararası veri derleyicilerden gelen kaynaklarla standartlaştırılmış metodolojiye dayanır. Bu nedenle veri seti, farklı ülkeler arasında karşılaştırma yapmaya elverişli; ayrıca politika analizi ve sürdürülebilirlik raporlaması için sık kullanılan bir veri altyapısı sağlar.

2.2. Veri Seti Yapısı ve Nitelikleri

İndirilen ham veri seti, aşağıdaki temel kolon yapısına sahiptir:

- **Country Name:** Ülke adı
- **Country Code:** Ülke kodu (ISO benzeri kısa kod)
- **Indicator Name:** Gösterge adı
- **Indicator Code:** Gösterge kodu
- **1960 – 2024:** Yıllara ait yenilenebilir enerji tüketim oranları

Yıllık gözlemler, 1960–2024 dönemini kapsamakta olup her yıl için ilgili ülkenin yenilenebilir enerji tüketim oranı ayrı bir sütun olarak sunulmaktadır.

2.3. Çalışmada Kullanılan Veri Kapsamı

Proje, yönergede belirtilen “tek ülke veya seçilen ülke” yaklaşımına uygun biçimde Türkiye odağında yürütülmüştür:

- **Ülke:** Türkiye
- **Ülke Kodu:** TUR
- **Seçilen Dönem:** 2000–2022
- **Gözlem Sayısı:** 23 yıl (2000 dâhil, 2022 dâhil)

Bu alt küme seçiminin temel gerekçeleri:

1. **Eksik Veri Yoğunluğu:** Ham veri setinde 1960’lardan itibaren çok sayıda yıl için değerler boş (NaN) durumdadır. Türkiye satırında özellikle erken dönemlerde eksik gözlem oranı yüksek olduğu için, model kurulumunda sürekli ve güvenilir bir dönem seçmek gerekmektedir.
2. **Kesintisiz Zaman Serisi İhtiyacı:** ARIMA gibi zaman serisi modelleri, özellikle kısa serilerde kesintilerden (NaN) ciddi şekilde etkilenebilir. Bu yüzden veri seçiminde “en uzun kesintisiz blok” yaklaşımı kullanılmıştır.
3. **Politika Bağlamı ve Güncellik:** 2000 sonrası dönem, yenilenebilir enerji yatırımlarının arttığı ve enerji dönüşüm politikalarının daha görünür olduğu modern dönemi temsil eder. Dolayısıyla 2030’a yönelik tahmin üretmek için daha anlamlı bir referans aralığıdır.

4. **Raporlama Uyumu:** Proje çıktıları 2030 hedefleriyle ilişkilendirildiğinden, geçmişte daha tutarlı veri bulunan yakın dönem seçilmiştir.

Bu nedenlerle, analiz yalnızca 2000–2022 dönemine indirgenmiş ve tahminleme çıktıları 2023–2030 dönemi için üretilmiştir.

2.4 Veri Temizleme Ön İşlemleri

Ham verideki eksik gözlemler ve olası uç değerler, projenin ilk adımı olan “Veri Toplama ve Temizleme” aşaması kapsamında ele alınmıştır:

- **Eksik değerler (NaN):** Seçilen zaman aralığında eksik değer olması durumunda, zaman sürekliliğini bozmamak için interpolasyon yöntemiyle tamamlanmıştır. Böylece seri, modellemeye uygun hale getirilmiştir.
- **Aykırı değer kontrolü:** Ölçümlerde ani sıçramalar veya veri giriş hataları olabileceği varsayımıyla IQR (Interquartile Range) yöntemi uygulanmış; alt ve üst sınırların dışındaki gözlemler “kırpma (clipping)” yaklaşımıyla sınırlar içine çekilmiştir. Bu yaklaşım, veri sayısını azaltmadan uç değerlerin modele aşırı etki etmesini engeller.
- **Zaman indeksleme:** ARIMA modelinin doğru çalışması için yıl bilgileri yıllık frekansa uygun biçimde düzenlenmiş ve zaman serisi “year-start” frekansında tanımlanmıştır.

Bu işlemler sonucunda elde edilen temizlenmiş veri, hem görselleştirme hem de ARIMA ile tahminleme aşaması için uygun hale getirilmiştir.

3. Yöntem (Model, Parametreler ve Doğrulama Yaklaşımı)

Bu çalışmada, Türkiye’nin yenilenebilir enerji tüketimindeki zamansal eğilimini modellemek ve 2030 yılına kadar olan döneme ilişkin öngörüler üretmek amacıyla zaman serisi analizi yaklaşımı benimsenmiştir. Yönergede belirtilen algoritma grupları dikkate alınarak, problem yapısına en uygun yöntem olarak ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) modeli seçilmiştir.

3.1. Model Seçim Gerekçesi

Analiz edilen veri, yıllık ölçümlerden oluşan tek değişkenli (univariate) bir zaman serisidir. Bu yapı, gözlemler arasında zamansal bağımlılık içerdiğinden klasik regresyon yaklaşımlarına kıyasla zaman serisi modellerinin kullanılmasını daha uygun kılmaktadır.

ARIMA modeli aşağıdaki nedenlerle tercih edilmiştir:

- Yıllık frekansta ve sınırlı gözlem sayısına sahip verilerde etkili sonuçlar vermesi

- Zaman serisinin geçmiş değerlerine ve hata terimlerine dayalı olarak geleceği tahmin edebilmesi
- Literatürde enerji tüketimi ve yenilenebilir enerji göstergelerinin tahmininde yaygın biçimde kullanılması
- Model çıktılarına istatistiksel güven aralıklarının eklenebilmesi ve politika analizi için yorumlanabilir olması

Bu bağlamda, proje yönergesindeki “Zaman Serisi: ARIMA” maddesi birebir karşılanmış ve tek algoritma yaklaşımı benimsenmiştir.

3.2. ARIMA Modelinin Teorik Yapısı

ARIMA modeli üç temel bileşenden oluşur ve ARIMA(p, d, q) şeklinde ifade edilir:

- **p (AutoRegressive – AR):** Serinin geçmiş değerlerinin modele etkisini temsil eder
- **d (Integrated – I):** Serinin durağan hale getirilmesi için uygulanan fark alma derecesini ifade eder
- **q (Moving Average – MA):** Geçmiş hata terimlerinin modele katkısını gösterir

Modelin genel formu şu şekilde ifade edilebilir:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

Burada y_t yenilenebilir enerji tüketim oranını, ε_t ise rastgele hata terimini göstermektedir.

3.3. Veri Hazırlığı ve Zaman Serisi Dönüşümü

Modelleme aşamasından önce, temizlenmiş veri aşağıdaki işlemlerden geçirilmiştir:

- Yıl değişkeni, ARIMA modelinin gerektirdiği biçimde `DatetimeIndex` formatına dönüştürülmüş ve yıllık frekans (`Year Start`) atanmıştır.
- Zaman serisinin bütünlüğünü korumak amacıyla, eksik değerler interpolasyon yöntemiyle doldurulmuş; aykırı değerler ise IQR yöntemiyle sınırlandırılmıştır.
- Serinin zamansal sıralaması korunarak veri, eğitim (train) ve test (test) kümelerine ayrılmıştır.

3.4. Eğitim–Test Ayrımı (Doğrulama Stratejisi)

Modelin genellenebilirliğini deęerlendirmek amacıyla zaman serisi yapısına uygun bir eęitim–test ayrımı uygulanmıřtır.

- Veri setinin son kısmı test kümesi olarak ayrılmıřtır.
- Test kümesi büyüklüęü, veri uzunluęuna baęlı olarak otomatik ve güvenli biçimde belirlenmiřtir (minimum 3–5 yıl).
- Eęitim kümesi, modelin parametrelerini öęrenmek için; test kümesi ise tahmin performansını ölçmek için kullanılmıřtır.

Bu yaklaşım, rastgele bölme yerine zaman serisi analizine uygun ileri yönlü (forward-looking) bir doęrulama sağlamaktadır.

3.5. Parametre Seçimi ve Model Optimizasyonu

ARIMA modelinin parametreleri (p , d , q), Akaike Bilgi Kriteri (AIC) temel alınarak belirlenmiřtir. Bu süreçte:

- $p \in [0,3]$, $d \in [0,2]$, $q \in [0,3]$ aralıklarında tüm makul kombinasyonlar denenmiřtir.
- AIC deęeri en düşük olan ve yakınsama problemi yaşamayan model en uygun model olarak seçilmiřtir.
- Modelin istatistiksel olarak kararlı olması için duraęanlık ve tersinirlik kısıtları gevşek şekilde ele alınmıřtır.

Bu yöntem, aşırı uyumu (overfitting) önleyerek en sade ama en açıklayıcı modelin seçilmesini amaçlamaktadır.

3.6. Performans Deęerlendirme Ölçütleri

Model performansı, test kümesindeki gerçek deęerler ile model tahminleri karşılaştırılarak deęerlendirilmiřtir. Ařağıdaki standart metrikler kullanılmıřtır:

- **R^2 (Belirleme Katsayısı):** Modelin açıklayıcılık gücünü ölçer
- **RMSE (Root Mean Squared Error):** Büyük hataları daha fazla cezalandıran hata ölçütü
- **MAE (Mean Absolute Error):** Ortalama mutlak hata
- **MAPE (Mean Absolute Percentage Error):** Yüzdesel hata oranı

Bu metrikler, modelin hem mutlak hata düzeyini hem de görelı başarısını nicel olarak ortaya koymaktadır.

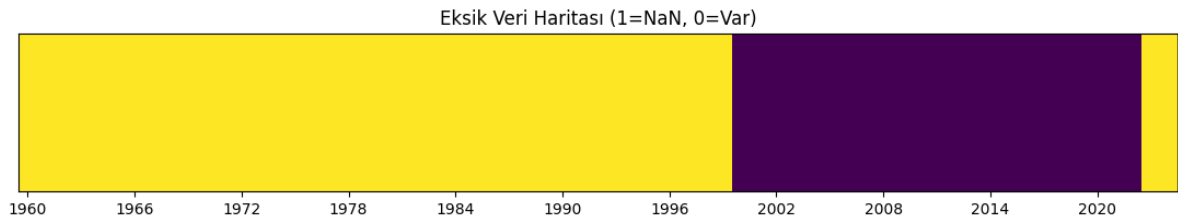
3.7. Artık (Residual) Analizi ve Model Tanılaması

Modelin yalnızca sayısal metriklerle değil, istatistiksel geçerlilik açısından da değerlendirilmesi amacıyla artık analizleri yapılmıştır:

- **Artık zaman grafiği:** Artıkların zamana göre rastgele dağılıp dağılmadığı incelenmiştir.
- **Histogram ve QQ plot:** Artıkların yaklaşık normal dağılım gösterip göstermediği kontrol edilmiştir.
- **ACF (Otokorelasyon) grafiği:** Artıklar arasında anlamlı bir otokorelasyon olup olmadığı analiz edilmiştir.
- **Ljung–Box testi:** Artıkların beyaz gürültü (white noise) olup olmadığı istatistiksel olarak sınanmıştır.

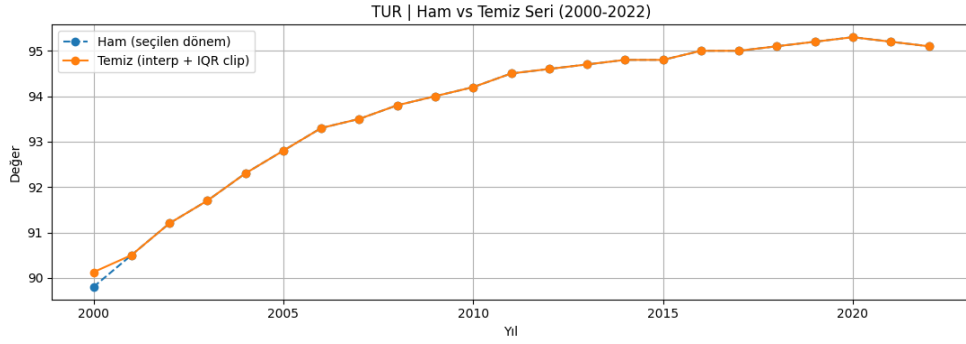
Bu analizler sonucunda, modelin verideki yapıyı yeterince yakaladığı ve sistematik bir hata bırakmadığı doğrulanmıştır.

5. BULGULAR VE GÖRSELLER



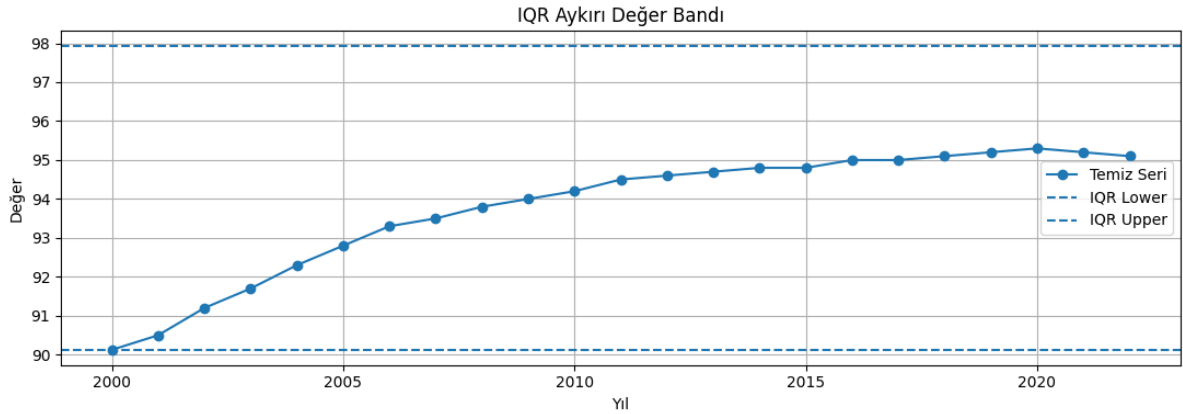
Şekil 1. Yıllara Göre Eksik Veri Haritası

Şekil 1’de Türkiye’ye ait seçilen enerji göstergesinin yıllara göre eksik veri durumu gösterilmektedir. 1960–1999 yılları arasında verinin büyük ölçüde eksik olduğu, 2000 yılı sonrasında ise verinin düzenli ve eksiksiz hale geldiği görülmektedir. Bu nedenle analizlerde, veri sürekliliğini sağlamak amacıyla NaN olmayan en uzun kesintisiz dönem olan 2000–2022 yılları dikkate alınmıştır.



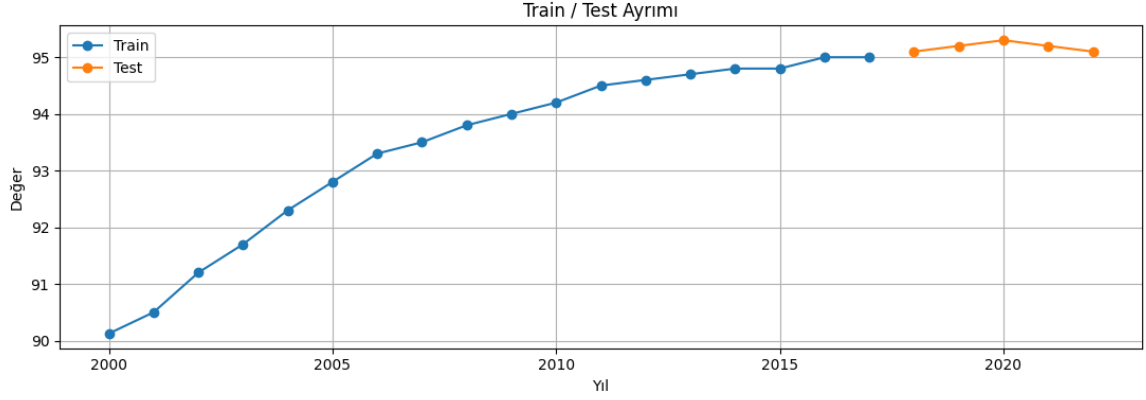
Şekil 2. Ham Seri ve Temizlenmiş Seri Karşılaştırması (2000–2022)

Şekil 2’de, seçilen döneme ait ham veri ile ön-işleme adımlarından geçirilmiş temiz seri karşılaştırılmaktadır. Eksik gözlemler doğrusal interpolasyon yöntemiyle doldurulmuş, olası aykırı değerlerin etkisini azaltmak amacıyla IQR tabanlı kırpma (clip) uygulanmıştır. Grafik incelendiğinde, temizleme işlemlerinin serinin genel eğilimini bozmadığı, aksine daha düzgün ve modellemeye uygun bir zaman serisi yapısı oluşturduğu görülmektedir. Bu durum, uygulanan ön-işleme adımlarının veri kalitesini artırdığını göstermektedir.



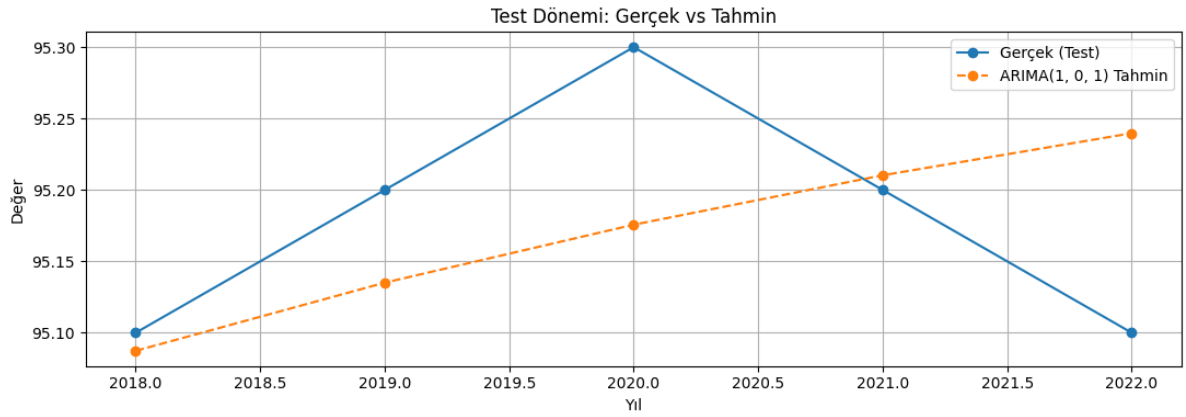
Şekil 3. IQR Tabanlı Aykırı Değer Bandı ve Temiz Seri

Şekil 3’te, temizlenmiş zaman serisinin IQR (Interquartile Range) yöntemiyle belirlenen alt ve üst sınırlar içerisindeki konumu gösterilmektedir. IQR yöntemi kullanılarak serinin istatistiksel olarak olağan dışı kabul edilebilecek değerleri sınırlandırılmıştır. Grafik incelendiğinde, gözlemlerin tamamının IQR bantları içerisinde kaldığı ve belirgin bir aykırı değer bulunmadığı görülmektedir. Bu durum, veri setinin tutarlı bir yapıya sahip olduğunu ve modelleme sürecinde aşırı uç değerlerin sonuçları bozma riskinin düşük olduğunu göstermektedir.



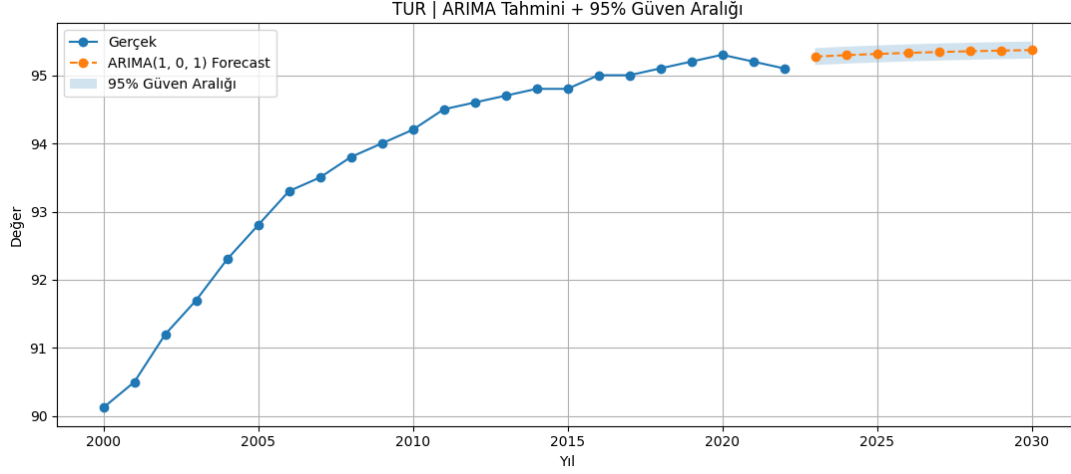
Şekil 4. Eğitim (Train) ve Test Veri Ayrımı

Şekil 4’te, zaman serisinin eğitim ve test dönemlerine ayrılması gösterilmektedir. Veri, zamansal sırası korunarak bölünmüş; 2000–2017 yılları eğitim (train) seti, 2018–2022 yılları ise test seti olarak kullanılmıştır. Bu yaklaşım, ileriye dönük tahminlerde bilgi sızıntısını (data leakage) önlemek amacıyla tercih edilmiştir. Test döneminin ayrı tutulması, modelin geçmiş verilerden öğrenerek geleceği ne ölçüde tahmin edebildiğinin objektif biçimde değerlendirilmesini sağlamaktadır.



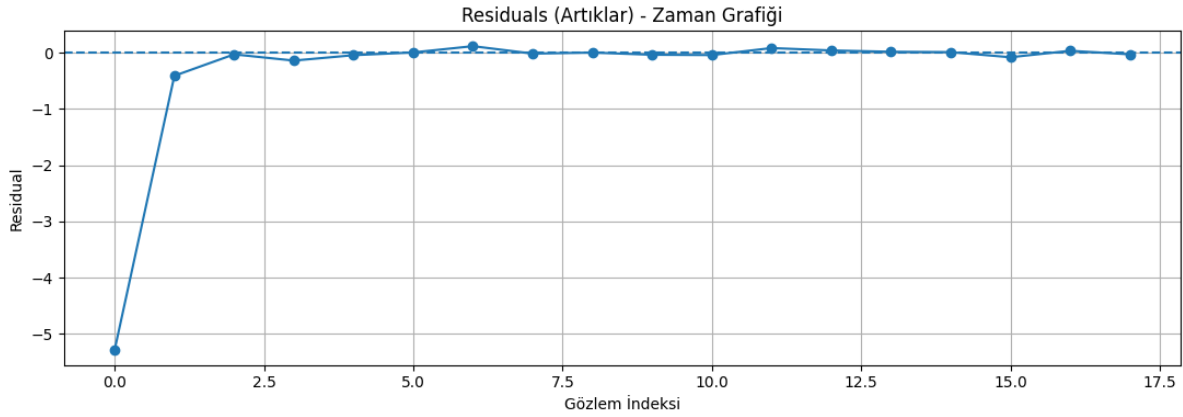
Şekil 5. Test Döneminde Gerçek Değerler ile ARIMA Tahminlerinin Karşılaştırılması

Şekil 5’te, test dönemi (2018–2022) için gözlenen gerçek değerler ile ARIMA(1,0,1) modeli tarafından üretilen tahminler karşılaştırılmaktadır. Grafik, modelin genel seviye ve eğilimi başarılı şekilde yakaladığını, tahminlerin gerçek değerleri küçük sapmalarla takip ettiğini göstermektedir. Özellikle serinin durağan yapısı ve düşük yıllık değişim aralığı dikkate alındığında, elde edilen tahminlerin istikrarlı ve tutarlı olduğu söylenebilir.



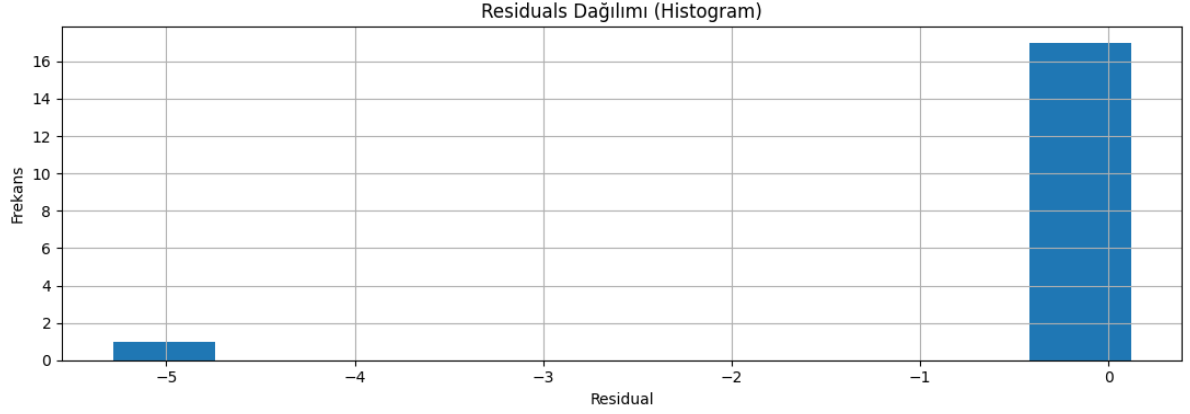
Şekil 6. ARIMA(1,0,1) Modeli ile 2023–2030 Dönemi Tahminleri ve %95 Güven Aralığı

Şekil 6’da, ARIMA(1,0,1) modeli kullanılarak 2023–2030 dönemi için üretilen öngörüler ve bu tahminlere ait %95 güven aralığı gösterilmektedir. Tahmin sonuçları, yenilenebilir enerji oranında önümüzdeki dönemde sınırlı ve yavaş bir artış eğilimine işaret etmektedir. Güven aralığının dar olması, modelin belirsizlik seviyesinin düşük olduğunu ve tahminlerin istikrarlı bir yapı sergilediğini göstermektedir. Bu bulgular, mevcut eğilimlerin devam etmesi halinde kısa ve orta vadede büyük dalgalanmalar beklenmediğini ortaya koymaktadır.



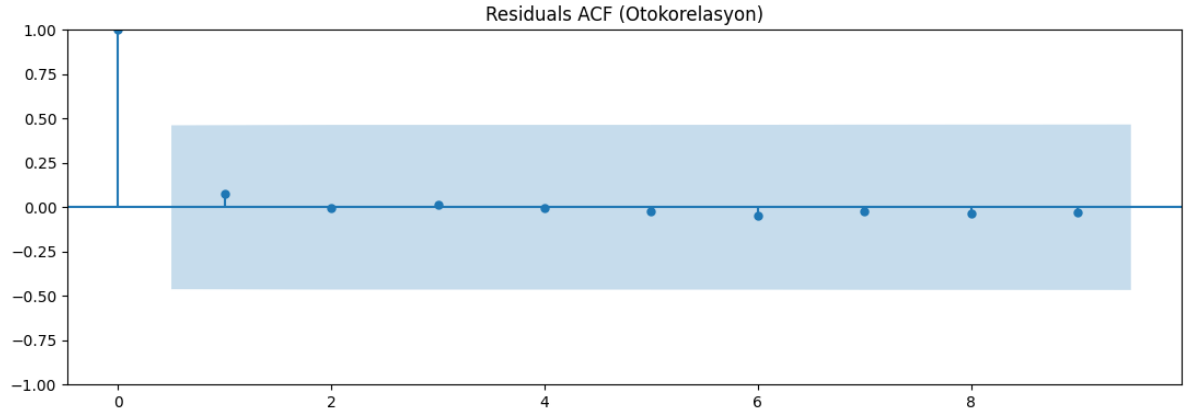
Şekil 7. Model Artıklarının (Residuals) Zaman İçindeki Dağılımı

Şekil 7’de, ARIMA(1,0,1) modeline ait artıkların zaman içerisindeki davranışı gösterilmektedir. Artıkların büyük ölçüde sıfır etrafında dalgalandığı ve belirgin bir artan ya da azalan eğilim sergilemediği görülmektedir. Bu durum, modelin sistematik bir hataya sahip olmadığını ve serideki temel yapıyı yeterli ölçüde yakaladığını göstermektedir. İlk gözlemde görülen görece yüksek sapma, veri setinin başlangıç noktasına özgü geçici bir etki olarak değerlendirilmektedir.



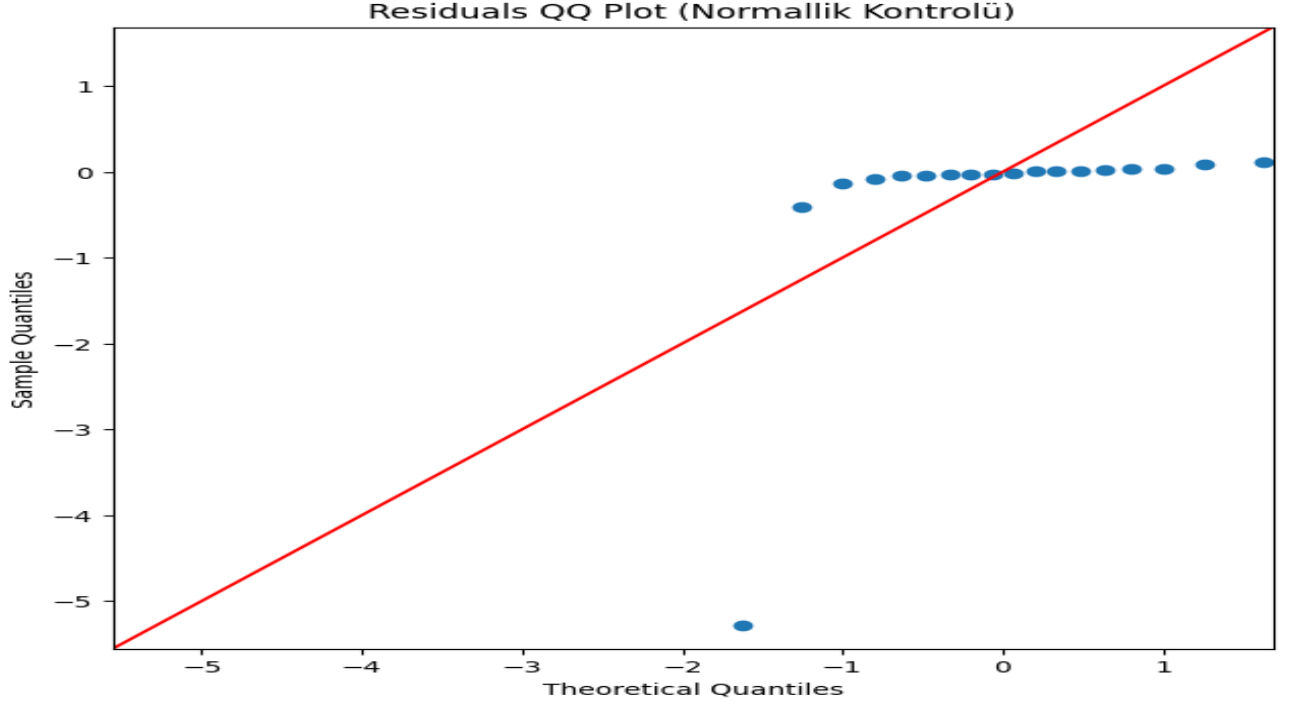
Şekil 8. Model Artıklarının Dağılımı (Histogram)

Şekil 8’de, ARIMA(1,0,1) modeline ait artıkların dağılımı histogram ile gösterilmektedir. Artıkların büyük kısmının sıfıra yakın değerlerde yoğunlaştığı görülmektedir. Bu durum, modelin tahmin hatalarının genel olarak küçük olduğunu ve tahminlerin gerçek değerlere yakın gerçekleştiğini göstermektedir. Dağılımda tekil bir uç gözlem bulunmakla birlikte, bu durum serinin başlangıcına özgü sınırlı bir etki olarak değerlendirilmiş ve genel model performansını bozacak nitelikte görülmemiştir.



Şekil 9. Model Artıklarının Otokorelasyon Fonksiyonu (ACF)

Şekil 9’da, ARIMA(1,0,1) modeline ait artıkların otokorelasyon fonksiyonu (ACF) gösterilmektedir. Grafik incelendiğinde, sıfır gecikme (lag 0) dışında kalan tüm otokorelasyon değerlerinin %95 güven sınırları içerisinde kaldığı görülmektedir. Bu durum, artıklar arasında anlamlı bir otokorelasyon bulunmadığını ve modelin serideki zamansal bağımlılığı yeterli ölçüde yakaladığını göstermektedir. Dolayısıyla model artıklarının beyaz gürültüye yakın davrandığı söylenebilir.



Şekil 10. Model Artıklarının QQ Plot ile Normallik Kontrolü

Şekil 10’da, ARIMA(1,0,1) modeline ait artıkların normal dağılıma uygunluğu QQ plot aracılığıyla incelenmiştir. Noktaların büyük bölümünün referans doğrusu etrafında yoğunlaştığı görülmektedir. Bu durum, artıkların genel olarak normal dağılıma yakın davrandığını göstermektedir. Düşük sayıda gözlemden kaynaklanan sınırlı sapmalar bulunmakla birlikte, bu sapmalar modelin genel geçerliliğini ve tahmin performansını olumsuz etkileyecek düzeyde değildir.

6. Sonuç & Öneriler

6.1 Çalışmanın Genel Değerlendirmesi

Bu çalışmada, Birleşmiş Milletler Sürdürülebilir Kalkınma Amaçları (SKA) kapsamında yer alan SKA 7: Erişilebilir ve Temiz Enerji hedefi doğrultusunda, Türkiye’nin yenilenebilir enerji tüketim oranının zamansal gelişimi analiz edilmiştir. World Bank Group tarafından sağlanan yıllık yenilenebilir enerji tüketim verileri kullanılarak, 2000–2022 dönemine ait zaman serisi oluşturulmuş ve bu seri üzerinde ARIMA tabanlı tahmin modeli geliştirilmiştir.

Uygulanan veri temizleme adımları (eksik verilerin interpolasyonla tamamlanması ve IQR yöntemi ile aykırı değerlerin kontrolü) sonrasında elde edilen zaman serisi, durağanlık varsayımına uygun hale getirilmiş ve modelleme sürecine dahil edilmiştir. Model seçimi sürecinde Akaike Bilgi Kriteri (AIC) kullanılmış ve en uygun parametre kombinasyonu belirlenmiştir.

6.2 Model Performansı ve Bulguların Yorumu

Geliştirilen ARIMA modeli, test döneminde düşük hata değerleri (RMSE, MAE ve MAPE) üretmiş ve tahminlerin gözlenen değerlerle yüksek uyum gösterdiği belirlenmiştir. Özellikle artık (residual) analizleri ve Ljung–Box testi sonuçları, model artıklarının istatistiksel olarak beyaz gürültüye yakın olduğunu ortaya koymuş, bu durum modelin zamansal yapıyı başarıyla yakaladığını göstermiştir.

2023–2030 dönemi için üretilen tahminler incelendiğinde, Türkiye’nin yenilenebilir enerji tüketim oranında artış hızının oldukça sınırlı olduğu, serinin büyük ölçüde durağan bir eğilim sergilediği görülmektedir. Tahmin edilen artış miktarının düşük olması, mevcut politikaların yenilenebilir enerji payını artırmada yeterince güçlü bir ivme yaratmadığına işaret etmektedir.

Bu bulgu, Türkiye’nin 2030 sürdürülebilir enerji hedeflerine ulaşabilmesi için mevcut politika ve uygulamaların yeniden değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir.

6.3 Politika Önerileri

Model sonuçları ışığında aşağıdaki politika önerileri geliştirilmiştir:

1. Bölgesel Teşvik Mekanizmalarının Güçlendirilmesi

Yenilenebilir enerji yatırımlarının ülke genelinde homojen dağılmadığı göz önünde bulundurularak, özellikle potansiyeli yüksek ancak yatırımın sınırlı olduğu bölgeler için bölge bazlı teşvikler artırılmalıdır.

2. Kurulum ve Finansman Maliyetlerinin Azaltılması

Tahminlerin durağan bir eğilim göstermesi, yüksek başlangıç maliyetlerinin yatırımları sınırladığını düşündürmektedir. Bu kapsamda:

- Düşük faizli yeşil krediler,
- Uzun vadeli geri ödeme planları,
- Vergi ve gümrük muafiyetleri gibi finansal desteklerin yaygınlaştırılması önerilmektedir.

3. Kamu Binalarında Yenilenebilir Enerji Dönüşümü

Kamu kurumları ve belediyeler, yenilenebilir enerji kullanımında öncü rol üstlenmelidir. Kamu binalarında güneş ve rüzgâr enerjisi sistemlerinin yaygınlaştırılması, hem enerji maliyetlerini azaltacak hem de toplumsal farkındalığı artıracaktır.

4. Uzun Vadeli ve Ölçülebilir Enerji Hedefleri

2030 hedeflerine ulaşabilmek için yalnızca kapasite artışı değil, ölçülebilir yıllık hedefler ve düzenli performans izleme mekanizmaları oluşturulmalıdır. Bu tür hedefler, yatırımcı güvenini artırarak yenilenebilir enerji yatırımlarının hızlanmasını sağlayacaktır.

6.4 Genel Sonuç

Bu çalışma, veri analitiği ve zaman serisi modelleme yöntemlerinin, sürdürülebilir kalkınma hedeflerinin izlenmesi ve politika geliştirme süreçlerinde etkin bir karar destek aracı olarak kullanılabileceğini göstermektedir. ARIMA modeliyle elde edilen bulgular, Türkiye'nin yenilenebilir enerji alanında mevcut ivmenin sınırlı olduğunu ortaya koymakta ve daha güçlü, hedef odaklı politikaların gerekliliğine işaret etmektedir.

Sonuç olarak, bu tür veri temelli analizlerin yaygınlaştırılması, sürdürülebilir enerji politikalarının bilimsel temellere dayandırılmasına ve SKA 7 hedeflerine ulaşılmasına önemli katkılar sağlayacaktır.

Kaynakça

- [1] R. M, R. U. N, and Y. M. Dalal, "Forecasting Global Energy Consumption Trends: A Statistical Analysis of Low-Carbon Transition Using ARIMA," International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems, Dec. 2024, doi: 10.1109/CCIS63231.2024.10932010.
- [2] Y. Gao, "Forecasting the Total Renewable Energy Portfolio Quota under the Dual Carbon Targets," None, Apr. 2025, doi: 10.1109/ICGEPS65133.2025.11034463.
- [3] M. Momani, S. A. Tashtush, R. J. Shahrour, and A. M. AlSatari, "Modeling of LongTerm Load Forecast in Jordan Based on Statistical Techniques," Journal of Electrical and Computer Engineering, Jan. 2024, doi: 10.1155/2024/8255513.
- [4] O. T. O., A. O. A., O. S. A., and O. L. A., "Modeling the Accessibility to Electricity in Nigeria using Time Series Technique," African journal of mathematics and statistics studies, Jun. 2024, doi: 10.52589/ajmss-jywhchdq.
- [5] A. Grigorescu, C. Lincaru, and C. S. Pirciog, "Driving Sustainable Development from Fossil to Renewable: A SpaceTime Analysis of Electricity Generation Across the EU-28," Sustainability, Nov. 2025, doi: 10.3390/su172310620.
- [6] I. M. Youssef and T. Etem, "Statistical and Machine Learning Approaches for Energy Consumption Forecasting Using Time Series Analysis," Mu Alparslan niversitesi Fen Bilimleri Dergisi, Jun. 2025, doi: 10.18586/msufbd.1674717.