

Sürdürülebilir Kalkınma Amaçları Kapsamında Türkiye'nin Karbon Emisyonu ve Ekolojik Ayak İzi Tahmini

Sakhi Mohammad HAMIDY^{1,a}, Ayça ZENGİNOĞLU^{2,b}, Hilal KARAMANCIOĞLU^{3,c}

¹*İstanbul Arel Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, İstanbul, Türkiye*

²*Aksaray Üniversitesi, Teknoloji Transfer Ofisi Koordinatörlüğü, Aksaray, Türkiye*

³*Tarsus Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Tarsus, Türkiye*

^aORCID: 0000-0002-7389-7352; ^bORCID: 0000-0002-7216-5707; ^cORCID: 0009-0005-2020-8698

Makale Bilgileri

Geliş : 18.03.2025

Kabul : 30.10.2025

DOI: 10.21605/cukurovaumfd.1660060

Sorumlu Yazar

Sakhi Mohammad HAMIDY

sakhihamidy@arel.edu.tr

Anahtar Kelimeler

CO₂ emisyonu

Ekolojik ayak izi

Yapay sinir ağları

Sürdürülebilir kalkınma

Öz
Bu çalışma, Türkiye'nin 2030 Sürdürülebilir Kalkınma Amaçları doğrultusunda çevresel sürdürülebilirlik hedeflerine katkı sağlamayı amaçlamaktadır. Çalışma, Türkiye'nin sürdürülebilir kalkınma hedeflerine ulaşmasını desteklemek amacıyla CO₂ emisyonları ve ekolojik ayak izini tahmin etmeye odaklanmıştır. Yenilenebilir enerji tüketimi, fosil yakıt kullanımı, nüfus artışı, ormansızlaşma, dış ticaret ve gayri safi yurtiçi hasıla (GSYH) gibi çevresel değişkenler analiz edilmiştir. Girdi değişkenlerinin tahmininde yapay sinir ağları (YSA) kullanılmış, çıktuların tahmininde ise zaman serisi analiz yöntemlerine başvurulmuştur. Yenilenebilir enerji tüketimi ve nüfus için üssel düzgülendirme, ormansızlaşma için ARIMA benzeri modeller, fosil yakıt tüketimi, dış ticaret ve GSYH için ise hareketli ortalama yöntemleri en iyi sonuçları vermiştir. Elde edilen bulgular, yenilenebilir enerji kullanımının artırılmasının CO₂ emisyonlarını düşürdüğünü ve enerji verimliliği politikalarının sürdürülebilirlik hedeflerine ulaşmada kritik bir rol oynadığını göstermektedir.

Forecasting of Türkiye's Carbon Emissions and Ecological Footprint Within the Framework of Sustainable Development Goals

Article Info

Received : 18.03.2025

Accepted : 30.10.2025

DOI: 10.21605/cukurovaumfd.1660060

Corresponding Author

Sakhi Mohammad HAMIDY

sakhihamidy@arel.edu.tr

Keywords

CO₂ emissions

Ecological footprint

Artificial neural networks

Sustainable development

How to cite: HAMIDY, S.M., ZENGİNOĞLU, A., KARAMANCIOĞLU, H., (2025). Forecasting of Türkiye's Carbon Emissions and Ecological Footprint Within the Framework of Sustainable Development Goals. Çukurova University, Journal of the Faculty of Engineering, 40(4), 827-841.

ABSTRACT

This study aims to contribute to Türkiye's environmental sustainability goals in line with the 2030 Sustainable Development Goals. The study focuses on estimating CO₂ emissions and ecological footprint to support Türkiye in achieving its sustainable development goals. Environmental variables such as renewable energy consumption, fossil fuel use, population growth, deforestation, foreign trade, and gross domestic product (GDP) are analysed. Artificial neural networks (ANN) were used to estimate input variables, while time series analysis methods were used to estimate outputs. Exponential smoothing for renewable energy consumption and population, ARIMA-like models for deforestation, and moving average methods for fossil fuel consumption, foreign trade, and GDP gave the best results. The findings suggest that increasing renewable energy use reduces CO₂ emissions, and energy efficiency policies are critical in achieving sustainability goals.

1. GİRİŞ

Artan nüfus, hızla gelişen sanayi, yoğun enerji kullanımı gibi faktörler doğal kaynakların tükenmesine ve çevresel bozulmanın hızlanmasına yol açmaktadır. Bu durum küresel ölçekte iklim değişikliği, su kaynaklarının azalması, biyoçeşitlilik kaybı, karbon emisyonlarının artışı gibi çevresel sorunları beraberinde getirmektedir. Bu etkiler, ulusal ve uluslararası düzeyde geri döndürülmesi güç krizlere yol açmaktadır. Bu bağlamda, çevresel sürdürülebilirliğin sağlanması büyük önem arz etmektedir.

Genel anlamda çevresel sürdürülebilirlik, sürdürülebilir kalkınmanın en yaygın tanımı olan “bugünün gereksinimlerini, gelecek kuşakların gereksinimlerini karşılama yeteneğinden ödün vermeden karşılamak” anlayışını derinleştirerek “mevcut ve gelecek nesillerin kaynak ve hizmet ihtiyaçlarını bunları sağlayan ekosistemlerin sağlığını koruyarak karşılama” olarak tanımlanmaktadır [1].

Bu anlayışın küresel düzeyde benimsenmesi adına, 2015 yılının Eylül ayında Birleşmiş Milletler Genel Kurulu 17 Sürdürülebilir Kalkınma Amacı'nı üç yıl süren çok paydaşlı istişareler ve hükümetler arası müzakerelerden sonra kabul etmiştir [2]. Bu hedefler, ekonomik refah, sosyal kalkınma ve çevresel koruma ilkeleri arasında denge kurarak sürdürülebilir bir gelecek oluşturmayı amaçlamaktadır. Bu kapsamda, Avrupa Yeşil Mutabakatı ve 2023 yılında gerçekleştirilen COP28 konferansı gibi küresel girişimler, karbon emisyonlarını azaltma noktasında ülkelerin uzun vadeli stratejiler belirlemesini gerektirmektedir.

Türkiye, Sürdürülebilir Kalkınma Amaçları kapsamında önemli adımlar atıp sürdürülebilir kalkınmaya dair gerekliliklerin yerine getirilmesi için ulusal kalkınma planları hazırlamıştır [3]. 2024 yılında yayımlanan 12. Kalkınma Planı, Türkiye'nin 2053 Net Sıfır hedefi doğrultusunda karbon emisyonlarını azaltmaya yönelik politika ve stratejilerini ortaya koymaktadır [4]. Bu bağlamda yapılan çalışmalar, Türkiye'nin sadece ulusal düzeyde değil, aynı zamanda uluslararası düzeyde de çevresel sürdürülebilirliğe katkıda bulunan bir aktör haline gelmesini sağlamıştır. Ayrıca, Türkiye çapında 2023 yılında gerçekleştirilen sıfır atık politikaları ve yenilenebilir enerji yatırımları, çevresel sürdürülebilirlik hedefleri açısından kritik öneme sahiptir.

Bu çalışmanın temel amacı, Türkiye'nin karbon emisyonu ve ekolojik ayak izini tahmin ederek elde edilen bulguların sürdürülebilir kalkınma politikalarına katkı sunmasını sağlamaktır. Tahmin sürecinde, GSYH, yenilenebilir enerji tüketimi, fosil yakıt tüketimi, nüfus artışı, ormanlık alan tahribatı gibi çok boyutlu ve dinamik veriler kullanılmıştır. Analizlerde ise yüksek doğruluk oranları ile bilinen Yapay Sinir Ağları ve zaman serisi analizi kullanılmıştır.

Mevcut literatürde CO₂ emisyonlarını belirleyen faktörler üzerine birçok çalışma yapılmış olup, bu çalışmaların büyük çoğunluğu ekonomik ve enerji ile ilgili değişkenlere odaklanmaktadır. Bu çalışmada da benzer değişkenler dikkate alınmış, ancak yapay sinir ağları ve zaman serisi analizleri kullanılarak daha kapsamlı ve yüksek doğruluklu bir tahmin modeli geliştirilmiştir. CO₂ emisyonlarının belirleyicilerini ele alan önceki çalışmalar Çizelge 1'de özetlenmiştir. Bu araştırmaların çoğunda GSYH, nüfus, enerji tüketimi, ticaretin ekonomiye katkısı ve kentleşme oranı gibi değişkenler temel girdiler olarak kullanılmıştır [5-7]. Bu faktörlerin, emisyonlar üzerindeki etkilerini değerlendirmek amacıyla çeşitli metodolojik yaklaşımlar kullanılmıştır. Bu yöntemler arasında regresyon analizleri [8,9], eş bütünleşme testleri [5,10], zaman serisi yöntemleri [11] ve panel veri modelleri [6,10] öne çıkmaktadır.

Bunun yanı sıra, teknolojik ilerleme ve enerji kaynaklarının kullanımında farklılaşmayı modellemek amacıyla yapay sinir ağları [12-14] ve genetik algoritmalar gibi modern yöntemler de kullanılmaktadır [15]. Özellikle, sektörel CO₂ emisyonları ve enerji kullanımının ekonomiye katkısı gibi mikro düzeydeki analizlere yönelik çalışmalar da dikkat çekmektedir [10,16]. Ek olarak, bazı çalışmalarda finansal gelişme ve ticaret açıklığı gibi ekonomik faktörlerin emisyonlarla olan ilişkisi incelenmiştir [6].

Ancak, literatürde çevresel sürdürülebilirlik açısından önemli olan yenilenebilir enerji tüketimi ve ormanlık alan tahribatı gibi faktörlerin etkisinin sınırlı sayıda çalışmada ele alındığı görülmektedir [8,17]. Bu bağlamda, yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımının teşvik edilmesinin ve ormansızlaşmanın kontrol

altına alınmasının emisyonları azaltmada oynayabileceği rolün daha fazla incelenmeye ihtiyaç duyduğu anlaşılmaktadır. Ayrıca, ekolojik ayak izi gibi geniş kapsamlı çevresel göstergelere odaklanan çalışmaların oldukça sınırlı olduğu görülmektedir [11,17]. Bu doğrultuda, literatürdeki boşluklar, CO2 emisyonlarının belirleyicilerini analiz etmek için daha kapsamlı ve çok yönlü araştırmaların yapılması gerektiğini ortaya koymaktadır.

Özellikle, CO2 emisyonları ve ekolojik ayak izi üzerine yapılan çalışmaların çoğu, ekonomik büyüme, enerji tüketimi ve nüfus artışı gibi faktörlere odaklanmaktadır. Ancak bu çalışmalar, çevresel faktörleri yenilenebilir enerji tüketimi ve ormanlık alan tahribatı gibi kapsamlı bir şekilde ele almamaktadır. Ayrıca, ekolojik ayak izi değişkeninin CO2 emisyonları ile ele alındığı çalışmaların sınırlı olması, bu alanda önemli bir araştırma boşluğuna işaret etmektedir. Bu bağlamda, bu çalışma hem çevresel hem de ekonomik faktörleri bir arada değerlendirerek bu boşluğu doldurmayı hedeflemektedir. Ayrıca, yapay sinir ağları ve zaman serisi analizlerinin bir arada kullanılması, yönetime yönelik yenilikçi bir katkı sağlamaktadır.

Çizelge 1. Önceki çalışmaların özeti

Yazar(lar)	Girdiler	Çıktılar	Yöntem	Uygulama alanı
Bozkurt ve Okumuş [5]	Kişi başı reel GSYH, Enerji kullanımı, Toplam ticaretin GSYH içindeki payı ve Nüfus yoğunluğu	CO2 emisyonu	Hatemi-J eş bütünleşme testi	Türkiye
Marjanović ve arkadaşları [15]	Gaz yakıt tüketiminden kaynaklanan CO2 emisyonları, Sıvı yakıt tüketiminden kaynaklanan CO2 emisyonları, Katı yakıt tüketiminden kaynaklanan CO2 emisyonları	Reel GSYH büyüme oranı	Aşırı öğrenme makineleri, Genetik algoritma ve YSA	Avrupa Birliği Ülkeleri
Pabuççu ve Bayramoğlu [12]	Nüfus, GSYH, Enerji üretimi ve tüketimi, Ulaşım için enerji kullanımı	CO2 emisyonu	YSA	AB-28 Ülkeleri, Türkiye
Boğar ve Boğar [17]	Nüfus, GSYH, Enerji tüketimi ve ulaşım	Sektörel CO2 gazı salınımı	Zaman serisine dayalı YSA	Türkiye
Zhou ve arkadaşları [6]	CO2 emisyonu, Enerji tüketimi, GSYH Ekonomik büyüme, Ticari açıklık, Finansal gelişme, Özel sektöre verilen yurtiçi kredi	CO2 emisyonu	Sabit etkili bir panel kantil regresyon modeli	Çin, Hindistan, Brezilya, Meksika ve Güney Afrika, Avrupa Birliği Ülkeleri, Amerika Birleşik Devletleri, Kanada, Japonya
Keskin [8]	Nüfus artışı, Kişi başına düşen milli gelir, Ormanlık alanların tahribatı	CO2 emisyonu	Regresyon analizi	Avrupa Birliği Ülkeleri
Hosseini ve arkadaşları [9]	Nüfus, CO2 yoğunluğu, Kişi başına düşen GSYH, Fosil yakıtların elektrik üretimindeki payı, Kişi başına enerji tüketimi	CO2 emisyonu	Çoklu doğrusal regresyon, Çoklu polinomsal regresyon	İran
Munir ve arkadaşları [19]	CO2 emisyonu, Enerji tüketimi, Ekonomik büyüme	CO2 emisyonu, Enerji tüketimi, Ekonomik büyüme	İleri düzey istatistikler yöntemler	Endonezya, Malezya, Filipinler, Singapur ve Tayland
Ashin Nishan ve Muhammed Ashiq [20]	Enerji tüketimi	CO2 emisyonu, Ekonomik büyüme	YSA	Hindistan

Çizelge 1. Devamı

Özpolat [10]	Toplam CO2 emisyonu, Üretim sektörü CO2 emisyonu, Ulaşım Sektöründeki CO2 emisyonu, Kişi başına GSYH, Enerji kullanımı, Dışa açıklık, Kentleşme ve Sanayileşme	Sektörel CO2 emisyonu	Westerlund ECM, Westerlund DH eş bütünleme testleri ve FMOLS eş bütünleme tahmincisi	Bangladeş, Mısır, İran, Pakistan, Filipinler, Güney Kore, Endonezya, Nijerya, Türkiye, Meksika, Vietnam
Jena ve arkadaşları [13]	GSYH, Kentsel nüfus oranı, Ticari açıklık	CO2 emisyonu	Çok katmanlı yapay sinir ağı	Çin, ABD, Hindistan, Japonya, İran, Güney Kore, Suudi Arabistan, Endonezya, Kanada, Brezilya, Güney Afrika, Meksika, Türkiye, Avustralya, Birleşik Krallık, İtalya, Fransa
Aslan ve arkadaşları [21]	Kentsel nüfus artışı, Enerji tüketimi, GSYH	CO2 emisyonu	Dynamic ARDL	Türkiye
Komeili Birjandi ve arkadaşları [22]	Kömür tüketimi, Doğal gaz tüketimi, Petrol tüketimi, Yenilenebilir enerji tüketimi, GSYH	CO2 emisyonu	Yapay sinir ağı	Malezya, Endonezya, Singapur, Vietnam
Karaaslan ve Çamkaya [7]	GSYH, Sağlık harcamaları, Yenilenebilir ve yenilenemez enerji tüketimi	CO2 emisyonu	ARDL, Toda-Yamamoto	Türkiye
Özbek ve Naimoğlu [18]	GSYH, Kişi başına enerji tüketimi	Ekolojik ayak izi	Fourier eş bütünleme analizi	Türkiye
Sel ve Tekgün [23]	GSYH, Nüfus, İhracat, İthalat	CO2 emisyonu	Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi	Türkiye
Güriş ve Çağlayan [24]	Ekonomik politik belirsizlik indeksi, Kişi başına düşen GSYH, Nüfus, Yenilenebilir enerji tüketimi ve Ticaret verileri	CO2 emisyonu	Zamanla değişen katsayılı parametrik olmayan panel veri modeli	14 OECD Ülkesi
Atalay [25]	GSYH, Kişi başına düşen enerji tüketimi, Kentsel nüfus artışı	CO2 emisyonu	YSA	Endonezya, Bangladeş, İran, Mısır, Malezya, Pakistan, Nijerya, Türkiye
Eufrazio Espinosa ve Lenny Koh [11]	Nüfus artışı, Ekonomik gelişme ve Teknolojik ilerleme	Ekolojik ayak izi	Zaman serisi tahmin yöntemi, Modüler regresyon, Otoregresif entegre hareketli ortalama	G20 Ülkeleri
*Bu Çalışma (2025)	GSYH, Nüfus, İhracat, İthalat, Yenilenebilir enerji tüketimi, Fosil yakıt tüketimi, Ormanlık alan tahribatı	CO2 emisyonu, Ekolojik ayak izi	YSA, Zaman serisi analizi	Türkiye

Bu bağlamda, yapılan literatür araştırması sonucunda, çevresel ve ekonomik faktörlerin etkilerini daha derinlemesine inceleyen çalışmalarda kullanılan girdiler üzerinde yapılan inceleme Çizelge 2'de verilmiştir.

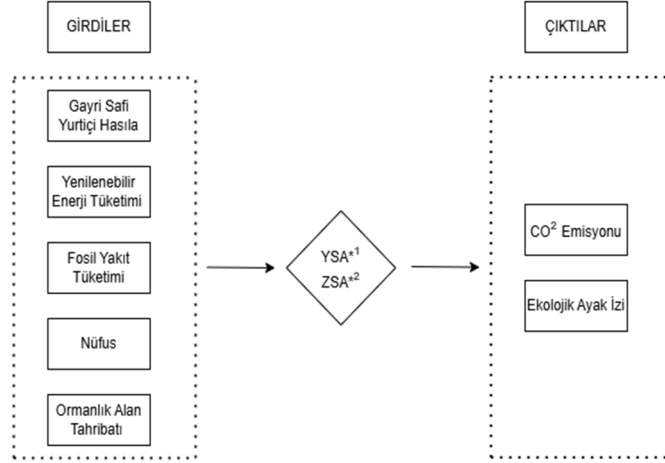
Çizelge 2. Önceki çalışmalardaki girdilerin değerlendirilmesi

Yazar(lar)	Girdiler								
	GSYH	Enerji	Ticaret ve Dışa Açıklık	Nüfus	Çevresel Kaynak Tüketimi	Ekonomik ve Finansal Gelişme	Ulaşım	Sağlık ve Sosyal	Teknolojik Gelişme
Bozkurt ve Okumuş [5]	✓	✓	✓	✓					
Marjanović ve arkadaşları [14]		✓			✓				
Pabuçcu ve Bayramoğlu [12]		✓		✓		✓	✓		
Boğar ve Boğar [16]		✓		✓		✓			
Zhou ve arkadaşları [6]	✓	✓	✓		✓	✓	✓	✓	
Keskin [8]		✓		✓					
Hosseini ve arkadaşları [9]	✓	✓		✓	✓	✓			
Munir ve arkadaşları [18]	✓	✓			✓	✓			
Ashin Nishan ve Muhammed Ashiq [19]		✓							
Özpolat [10]	✓	✓		✓	✓		✓	✓	
Jena ve arkadaşları [13]	✓	✓	✓						
Aslan ve arkadaşları [20]	✓	✓		✓					
Komeili Birjandi ve arkadaşları [21]	✓	✓			✓	✓	✓		
Karaaslan ve Çamkaya [7]	✓	✓			✓	✓	✓	✓	
Özbek ve Naimoğlu [18]	✓	✓					✓		
Sel ve Tekgün [22]	✓	✓	✓	✓					
Güriş ve Çağlayan [23]	✓	✓	✓	✓		✓			
Atalay [24]	✓	✓		✓			✓		
Eufrazio Espinosa ve Lenny Koh [11]	✓			✓					✓

Çalışmanın devamında, kullanılan veri setleri ve yöntemsel çerçeve detaylandırılarak, karbon emisyonu ve ekolojik ayak izi tahmin süreci açıklanacaktır.

2. MATERYAL VE METOD

Bu çalışmada, Türkiye'nin karbon emisyonu ve ekolojik ayak izini tahmin etmek amacıyla çok boyutlu ve dinamik veriler kullanılmıştır. Analiz sürecinde, ekonomik ve çevresel değişkenleri kapsayan veri setleri derlenmiş ve bunlar üzerinde zaman serisi analizi ve yapay sınır ağları yöntemleri uygulanmıştır. Çalışmanın yöntemsel çerçevesini belirlemek adına kullanılan veri kaynakları, değişkenler ve analiz teknikleri detaylı olarak aşağıda açıklanmıştır. Çalışmanın veri akışı ve analiz sürecine ilişkin genel çerçeve Şekil 1'de sunulmaktadır.



¹ Yapay Sınır Ağı

² Zaman Serisi Analizi

Şekil 1. Çalışmanın veri ve yöntemine ilişkin akış diyagramı

2.1. Veri Seti

Bu çalışmada, Türkiye'nin karbon emisyonu ve ekolojik ayak izini tahmin etmeye yönelik analizler gerçekleştirilmiştir. Daha önce bu kapsamda yapılan çalışmalarda girdi olarak ele alınan unsurlar incelenmiş olup en çok kullanılan 7 unsur bu çalışmada karbon emisyonu ve ekolojik ayak izini tahmininde kullanılacak girdi olarak kabul edilmiştir. Çalışmada materyal olarak ele alınan girdi ve çıktı değişkenleri aşağıda listelenmiştir:

- **Çıktı değişkenleri:**

1. **Ekolojik Ayak İzi:** Bir bireyin doğal kaynakları kullanma ve atık üretme oranını ölçen bir göstergedir.

Birim: Global hektar

Veri kaynağı: Global Footprint Network [25]

2. **Karbon Dioksit Emisyonu:** Toplumsal tüketimin sebep olduğu, atmosfere salınan karbondioksit (CO₂) gaz miktarı.

Birim: Ton

Veri kaynağı: Worldometer [26]

- **Girdi değişkenleri:**

1. **GSYH:** (Gayri Safi Yurt İçi Hasıla) Bir ülkenin ekonomik büyüklüğünü ve kişi başına düşen yaşam seviyesini gösterir.

Birim: USD (2015)

Veri kaynağı: World Bank Group [27]

2. **Yenilenebilir Enerji Tüketimi:** Toplam enerji tüketimindeki yenilenebilir kaynakların payını ifade eder.

Birim: Teravatsaat

Veri kaynağı: Our World in Data [28]

3. **Fosil Yakıt Tüketimi:** Petrol, gaz ve kömür gibi fosil yakıtların kullanım miktarını gösterir.

Birim: Teravatsaat

Veri kaynağı: Our World in Data [28]

4. **Nüfus:** Bir bölgedeki toplam yaşayan birey sayısını gösterir.
Birim: Kişi
Veri kaynağı: Worldometer [26]
5. **Ormanlık Alan Tahribatı:** Doğal afet veya bilinçli olarak tahribata uğrayan toplam ormanlık alanını gösterir.
Birim: Hektar
Veri kaynağı: T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı [29]
6. **İhracat:** Ülkenin dışarıya sattığı mal ve hizmetlerin toplamını gösterir.
Birim: USD (2024 yılının güncel kuruna göre)
Veri kaynağı: World Bank Group [27]
7. **İthalat:** Dışarıdan mal ve hizmet alımını gösterir.
Birim: USD (2024 yılının güncel kuruna göre)
Veri kaynağı: World Bank Group [27]

Girdi ve çıktı değişkenlerine ilişkin veriler, ilgili kurumların resmî web sayfalarından temin edilmiştir [25-29]. Söz konusu veriler, 1888-2023 yılları arasındaki dönemi kapsayacak şekilde yıllık olarak düzenlenmiştir.

Veri setine ilişkin açıklamaların ardından, bu çalışmada kullanılan analiz yöntemlerinin teorik temelleri ve uygulama süreçleri detaylı bir şekilde ele alınmaktadır. Söz konusu yöntemler, veri setinin analizine yönelik çeşitli teknikleri kapsamakta olup, her bir yöntem, veri üzerindeki ilişkilerin belirlenmesi, zaman serisi tahminleri ve yapay sinir ağları ile gerçekleştirilen derinlemesine değerlendirmeleri içermektedir. Bu bağlamda, uygulanan metodolojilerin her bir adımı aşağıda ayrıntılı olarak sunulmaktadır.

2.2. İlişki Analizi

İstatistiksel bakımdan iki veya daha fazla değişkenin arasındaki ilişkinin gücü ve yönü hakkında bilgi sahibi olabilmek için korelasyon analizlerine başvurulur. Verinin parametrik özelliğine sahip olup olması durumu hangi testin uygulanması hakkında karar verici bir unsurdur. Parametrik olan veriler için genelde Pearson Korelasyon Katsayısı (Pearson Coefficient of Correlation) testi uygulanırken parametrik olmayan veriler için Spearman'ın Sıra Korelasyon (Spearman's Rank Correlation) testi uygulanır [30].

Yapılan analizler tüm değişkenlerin parametrik olmayan veri türünden olduğunu gösterdiğinden bu değişkenlerin etkileşimi incelemek için Spearman'ın Sıra Korelasyon testinin uygulanmasına karar verilmiştir.

2.2.1. Spearman'ın Sıra Korelasyon Testi

İki gözlem serisi arasında korelasyon olup olmadığını belirlemek amacıyla kullanılan bu yöntem, trendin varlığının tespiti amacıyla da kullanılır. Doğrusal trendin varlığının tespitinde kullanılan basit ve hızlı bir yöntemdir. Sıra istatistiği olan R_{X_i} , verilerin küçükten büyüğe veya büyükten küçüğe doğru sıralanması ile belirlenir. Spearman'ın Sıra testi istatistiği (r_s), Eşitlik 1 ile hesaplanır [31].

$$r_s = 1 - 6 \frac{\sum_{i=1}^n (R(X_i) - i)^2}{(n^3 - n)} \quad (1)$$

Burada, R_{X_i} , i. gözlemin sıra numarasını, i verilerin gözlem sırasını ve n ise toplam gözlem sayısını ifade etmektedir. Eğer gözlem sayısı 30'dan büyükse ($n > 30$), r_s dağılımı normale yaklaşıcağından normal dağılım tabloları kullanılır. Bunun için r_s 'nin test istatistiği olarak tanımlanan Z değeri Eşitlik 2'deki gibi hesaplanır [31].

$$Z = r_s \sqrt{n - 1} \quad (2)$$

Eşitlik 2'de hesaplanan $|Z|$ değeri, seçilen α anlamlılık seviyesinde standart normal dağılım tablosundan tespit edilen Z_α değerinden büyük ise ($|Z| > Z_\alpha$) gözlem değerlerinin zamanla değişmediği üzerine kurulan H_0 hipotezi reddedilir. Aynı zamanda r_s değeri pozitif ise artan yönde, negatif ise azalan yönde bir eğilim olduğunu göstermektedir [31].

2.3. Zaman Serisi Analizleri

Gelecekteki karbon emisyonu ve ekolojik ayak izi (çıktı değişkenler) hakkında bilgi sahibi olabilmek için girdi değişkenlerin de gelecekteki değerleri hakkında bilgi sahibi olunmalıdır. Bundan dolayı ilk önce girdi değişkenleri için tahminde bulunmak üzere zaman serisi analizlere başvurulmuştur. En iyi tahminde bulunabilmek için üç farklı yönteme başvurulmuştur.

2.3.1. Hareketli Ortalama

Hareketli Ortalama, zaman serisi analizinde, verinin uzun dönemli trendlerini izlemek ve kısa vadeli dalgalanmalardan arındırmak amacıyla kullanılan yaygın bir yöntemdir. Bu yöntem, belirli bir zaman dilimindeki verilerin ortalamasını alarak gelecekteki değerleri tahmin etmeyi amaçlar. Hareketli ortalama, verilerin düzgünleştirilmesi ile daha net bir eğilim çizgisi oluşturur, bu da özellikle stokastik gürültülerin ve geçici dalgalanmaların ortadan kaldırılması gerektiği durumlarda faydalıdır. Ancak, bu yöntem geçmiş verilerin bir yansıması olduğu için ani değişikliklere veya trend değişimlerine duyarlıdır. Bu nedenle, sadece uzun vadeli ve durağan verilerde güvenilir sonuçlar sağlar [32].

2.3.2. ARIMA Benzeri Tahmini

ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average), zaman serisi tahminlerinde sıklıkla kullanılan güçlü bir yöntemdir. ARIMA-like tahmin, ARIMA modelinin temel prensiplerini benimser, ancak bazı varyasyonlar ve değişikliklerle uygulanabilir. ARIMA modeli, üç ana bileşenden oluşur: otoregresyon (AR), entegrasyon (I) ve hareketli ortalama (MA). Bu bileşenler, geçmiş gözlemler ve hata terimlerinden yola çıkarak serinin gelecekteki değerlerini tahmin eder. Entegre (I) bileşeni, zaman serisinin durağan hale getirilmesi için kullanılan bir fark alma işlemidir. ARIMA-like modeller, özellikle ekonomik veriler, finansal piyasa fiyatları ve diğer karmaşık sistemlerde, gelecekteki eğilimlerin doğru bir şekilde tahmin edilmesinde etkilidir. Bununla birlikte, bu model zaman serisinin doğrusal yapısı ve durağanlık varsayımlarına dayanır, bu da trend değişimlerinin ve sezonluk etkilerin doğru şekilde modellenmesi gerektiği anlamına gelir [33].

2.3.3. Üssel Düzgünleştirme Tahmini

Üssel düzgünleştirme, zaman serisi verilerindeki eğilimleri ve sezonluk etkileri daha iyi modellemek amacıyla kullanılan bir tekniktir. Bu yöntem, geçmiş gözlemlerin daha yakın olanlarına daha fazla ağırlık vererek daha dinamik tahminler oluşturur. Temelde, son gözlem verisinin ağırlıklı bir şekilde kullanılmasına dayanır ve geçmiş verilerin her birine belirli bir üssel ağırlık atar. Üssel düzgünleştirme, özellikle mevsimsel dalgalanmaların ve eğilimlerin önemli olduğu durumlarda faydalıdır. Bu yöntem, verinin değişim hızını hızlı bir şekilde yansıtarak, kısa vadeli tahminler için oldukça etkilidir. Bununla birlikte, bu modeldeki en önemli parametre olan alfa (α) değeri, verinin ne kadar hızlı bir şekilde değiştiğine karar verir ve modelin başarısı büyük ölçüde bu parametreye bağlıdır. Üssel düzgünleştirme, ARIMA gibi karmaşık modellere göre daha basit ve hızlı uygulanabilir, ancak genellikle daha kısa vadeli tahminlerde daha başarılıdır [33,34].

2.3.4. Üssel Düzgünleştirme Tahmini

Zaman serisi yöntemlerin bazı değiştirilebilir parametreleri bulunmaktadır. Bu parametrelerden birisi pencere boyutu, hareketli ortalama yönteminde kullanılan bir parametre olup, verinin hangi zaman diliminde ortalama alınacağını belirler; yani modelin geçmişteki hangi verileri göz önünde bulunduracağına karar verir. Bir diğer parametre fark alma gecikmesi, ARIMA benzeri tahmin yöntemi için kritik bir parametredir ve verinin durağan hale getirilmesinde kullanılan fark alma işleminin ne kadar geriye gitmesi gerektiğini belirler. Bu parametre, özellikle zaman serisi verilerindeki trendleri ve döngüleri modellemek için önemlidir. Son olarak da alfa parametresi ise üssel düzgünleştirme yönteminde kullanılan bir parametredir; geçmiş verilere ne kadar ağırlık verileceğini belirler ve daha büyük bir alfa değeri, modelin daha duyarlı olmasını sağlar.

Bu parametrelerin her biri, verilen modelin başarısı için kritik öneme sahiptir ve her bir yöntemin uygulamasında en uygun değerleri bulmak amacıyla çeşitli parametre kombinasyonları test edilmiştir. Bu parametreler için değer seçenekleri Çizelge 3'te verilmiştir.

Çizelge 3. Zaman serisi analizleri parametre değerleri

Parametre	Değerler									
Pencere boyutu	{3	4	5	6	7	8	9	10}		
Fark alma gecikmesi	{1	2	3	4	5	6	7	8	9	10}
Alfa	{0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9}	

2.4. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), mühendislik ve tıp dahil olmak üzere tüm alanlarda araştırmacılar tarafından giderek daha yaygın bir şekilde kullanılan bir alan haline gelmiştir. YSA'lar, uyarlanabilir ve tahminsel sistemlerin tasarımında faydalıdır ve giriş-çıkış etkileşimi üzerine çalışır. Gizli katmandaki ağırlıklar değiştirildikçe, bir sinir ağı, ağın önceki giriş-çıkış etkileşim geçmişinden öğrendiklerine dayalı olarak hedeflenen çıktılar elde etmeye çalışır [36,37].

Literatürde, YSA yönteminin mühendislik sistemlerinin performans analizinde yaygın biçimde kullanıldığı ve doğrusal olmayan ilişkileri yüksek doğrulukla modelleyebildiği gösterilmiştir [38]. Bu nedenle, çevresel göstergelerin tahmininde de YSA'nın tercih edilmesi, yöntemin tahminsel gücü ve literatürdeki uygulamalarla uyumlu bir yaklaşım olarak değerlendirilmiştir.

Bir sinir ağı, tıpkı insan beyninde olduğu gibi eğitilebilir; önceki etkileşimlerden öğrenir. Analitik olarak çözülmesi çok karmaşık olarak kabul edilen problemleri çözmek için kullanılabilir. Bir nöron, YSA'nın temel ögesidir ve bu yapı, bir giriş katmanı, bir gizli katman ve bir çıkış katmanından oluşur [39]. Tek bir sinir hücresi Eşitlik 3'teki matematiksel formülle ifade edilebilir:

$$a = f(w * P + b) \quad (3)$$

Bir sinir ağındaki her nöronun ağırlığı ve önyargısı (w ve b), nöronların ayarlanabilir skaler parametreleridir. Yapay sinir ağı modelleri, karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri temsil edebilir ve eğitim süreci aracılığıyla değişkenler arasındaki bağımlılıkları çıkarabilir [39]. Çalışmalar, üç katmanlı ileri beslemeli sinir ağlarının, gizli katmanda sigmoid fonksiyonları ve çıkış katmanında doğrusal fonksiyonlar kullanarak öngörülemez karmaşıklıkları modellemek için özellikle uygun olduğunu göstermiştir. Bu yapı, gizli katmanda yeterli birim bulunduğu sürece evrensel bir eşleyici olarak kabul edilir [36,37].

2.4.1. Yapay Sinir Ağı Tasarlama

YSA modelinde, farklı parametre kombinasyonlarıyla en iyi tahmin performansını sağlayan model seçilmiştir. Model, ileri beslemeli yapay sinir ağı (feedforward neural network) olarak MATLAB ortamında yazılmıştır. İleri beslemeli ağlarda, bilgi yalnızca giriş katmanından çıkış katmanına doğru akar ve geri besleme (feedback) bulunmaz. Bu yapı, her bir katmandaki nöronların çıktılarının yalnızca bir sonraki katmandaki nöronlara iletilmesiyle gerçekleşir.

Bu çalışma kapsamındaki YSA uygulamasında kullanılan temel parametreler ve süreçler şu şekildedir:

- Eğitim Fonksiyonu:** Aşağıda bulunan dört farklı eğitim fonksiyonu ile model eğitilmiştir. Her biri, ağırlık güncellemeleri ve öğrenme hızını farklı şekilde optimize eder.
 - **Traindxd:** Gradyan inişi ile dinamik öğrenme hızı (Gradient Descent with Dynamic Step Size)
 - **Trainlm:** Levenberg-Marquardt algoritması (Levenberg-Marquardt)
 - **Trainbr:** Bayes optimizasyonu (Bayesian Regularization)
 - **Trainscg:** Scaled Conjugate Gradient algoritması (Scaled Conjugate Gradient)
- Gizli Katman Sayısı:** Gizli katman sayısı 1 ile 10 arasında değişen değerlerle test edilmiştir. Bu parametre, modelin öğrenme kapasitesini belirler ve aşırı uyum riskini etkiler.
- Performans Ölçütü:** Modelin başarısı, farklı hata ölçütleriyle değerlendirilmiştir. Bu ölçütler, modelin tahmin doğruluğunu çeşitli açılardan inceler. Kullanılan ölçütler aşağıdaki gibidir.
 - **MAE:** Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error)
 - **MSE:** Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error)
 - **SAE:** Mutlak Hataların Toplamı (Sum of Absolute Errors)
 - **SSE:** Kare Hataların Toplamı (Sum of Squared Errors)
 - **Crossentropy:** Çapraz Entropi (Cross Entropy)

- Eğitim ve Test Süreci:** Veriler, eğitim (%70), doğrulama (%15) ve test (%15) setlerine rastgele bölünmüştür. Her parametre kombinasyonu için 10 replikasyon yapılarak modelin istikrarlı performansı ölçülmüştür.
- Model Seçimi ve Sonuçlar:** En iyi sonuç veren model, tahmin performansı, regresyon katsayıları ve test sonuçlarına göre en iyi model nihai tahmin edici model olarak belirlenmiştir.

Bu yapı, YSA'nın performansını optimize etmek için parametrelerin nasıl belirli kombinasyonlarla test edildiğini ve her bir parametrenin rolünü net bir şekilde açıklar. Ayrıca, ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısının kullanılması, modelin doğrusal ve doğrusal olmayan ilişkileri öğrenmesini sağlayarak, en doğru tahmin sonuçlarını elde etmeyi amaçlamaktadır.

3. ARAŞTIRMA BULGULARI

3.1. İlişki Analizi

Değişkenlerin etkileşim analizini yapmadan önce değişkenlerin normallik testi yapılmış olup bu teste göre tüm değişkenlerin parametrik olmayan veri türünden olduğu anlaşılmıştır. Dolayısıyla değişkenler arası ilişki analizi için Spearman'ın Sıra korelasyon testi uygulanmıştır. Bu analizinin sonucunda her değişken ikilisi için elde edilen Korelasyon katsayısı Çizelge 4'te verilmiş olup bu sonuca göre Ormanlık alan tahribatı haricindeki tüm değişkenler arasında güçlü bir ilişkinin mevcut olduğu gerçeğine rastlanmıştır.

Çizelge 4. Değişkenler arası korelasyon analiz sonuçları

	Yenilenebilir enerji tüketimi	Fosil yakıt tüketimi	Nüfus	Ormanlık alan tahribatı	İhracat	İthalat	GSYH	Ekolojik ayak izi	CO ₂ emisyonu
Yenilenebilir enerji tüketimi	1	0,896	0,899	-0,189	0,886	0,877	0,912	0,867	0,9
Fosil yakıt tüketimi	0,896	1	0,996	-0,168	0,982	0,96	0,993	0,925	0,999
Nüfus	0,899	0,996	1	-0,169	0,982	0,954	0,996	0,906	0,995
Ormanlık alan tahribatı	-0,189	-0,168	-0,169	1	-0,197	-0,179	-0,153	-0,177	-0,167
İhracat	0,886	0,982	0,982	-0,197	1	0,972	0,982	0,929	0,98
İthalat	0,877	0,96	0,954	-0,179	0,972	1	0,962	0,959	0,961
GSYH	0,912	0,993	0,996	-0,153	0,982	0,962	1	0,921	0,994
Ekolojik ayak izi	0,867	0,925	0,906	-0,177	0,929	0,959	0,921	1	0,929
CO ₂ emisyonu	0,9	0,999	0,995	-0,167	0,98	0,961	0,994	0,929	1

3.2. Zaman Serisi Analizleri

Zaman serisi analizi kapsamında her girdi değişken için 3 farklı tahminleme yöntemi kullanılmıştır. Matlab paket programında yapılan bu analizin sonucu Çizelge 5'te verilmiştir. Bu çizelge, her girdi ve her tahmin yöntemi için ayrıca oluşturulmuş olup modellerin en iyi parametre değerini ve modele ait performans ölçütünü göstermektedir.

Çizelge 5. Zaman serisi analizinin sonuçları

Değişken	Yöntem	En iyi parametre değeri	Ortalama mutlak yüzde hata-MAPE
Yenilenebilir enerji tüketimi	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 4	6,63
	ARIMA benzeri	Fark alma gecikmesi: 10	10,17
	Üssel düzgünleştirme	Alfa: 0,5	4,98
Fosil yakıt tüketimi	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	3,12
	ARIMA benzeri	Fark alma gecikmesi: 10	4,67
	Üssel düzgünleştirme	Alfa: 0,8	3,43
Nüfus	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	0,73
	ARIMA benzeri	Fark alma gecikmesi: 10	0,55
	Üssel düzgünleştirme	Alfa: 0,5	0,37

Çizelge 5. Devamı

Ormanlık alan tahribatı	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	149,97
	ARIMA benzeri	Fark alma gecikmesi: 10	46,75
	Üssel düzgünleştirme	Alfa: 0,1	50,80
İhracat	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	14,98
	ARIMA benzeri	Fark alma gecikmesi: 10	28,10
	Üssel düzgünleştirme	Alfa: 0,4	18,66
İthalat	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	12,19
	ARIMA benzeri	Fark alma gecikmesi: 10	31,80
	Üssel düzgünleştirme	Alfa: 0,3	16,73
GSYH	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	5,20
	ARIMA benzeri	Fark alma gecikmesi: 10	7,52
	Üssel düzgünleştirme	Alfa: 0,5	5,58

Modellerin performans ölçütlerine bakılarak her girdi için en iyi yöntem seçilmiştir. Seçilen yöntemler ve bu yöntemlerden 2025 yılı için yapılan tahminler Çizelge 6'da verilmiştir. Bu tabloya göre ARIMA benzeri yöntemi sadece ormanlık alan tahribatı değişkeni için en iyi sonuç vermişken, Üssel Düzgünleştirme yöntemi ise yenilenebilir enerji tüketimi ve nüfus için iyi performans göstermiştir. Diğer değişkenler de ise Hareketli ortalama en iyi performansı göstermektedir.

Çizelge 6. Zaman serisi analizinden elde edilen tahminler

Değişken	Yöntem	En iyi parametre değeri	Ortalama mutlak yüzde hata -MAPE	2025 tahmini
Yenilenebilir enerji tüketimi	Üssel düzgünleştirme	Alfa: 0,5	4,98	127,35
Fosil yakıt tüketimi	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	3,12	1575,56
Nüfus	Üssel düzgünleştirme	Alfa: 0,5	0,37	86612139
Ormanlık alan tahribatı	ARIMA Benzeri	Fark alma gecikmesi: 10	46,75	14620,50
İhracat	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	14,98	284274268449,43
İthalat	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	12,19	302716442378,18
GSYH	Hareketli ortalama	Pencere boyutu: 3	5,20	1113924670560,32

3.3. Yapay Sinir Ağları

YSA modelleri Matlab paket programında kurulmuş olup her model 10 replikasyon sayısı ile çalıştırılmıştır. Ekolojik ayak izi ve CO₂ emisyon değişkenleri ayrı ayrı ele alınmıştır. Yapılan analiz sonucunda en iyi sonuç veren YSA modelleri parametreleri ve performans değerleri ile Çizelge 7'de verilmiştir. Bu tabloya göre Ekolojik ayak izi için 2 gizli katmanlı Levenberg-Marquardt Algoritması (Trainlm) eğitim fonksiyonlu YSA modeli en iyi sonuç vermişken CO₂ Emisyonu için 6 gizli katmanlı Bayesian Regularization (Trainbr) eğitim fonksiyonlu YSA modeli en iyi sonuç vermiştir.

Çizelge 7. YSA modellerden en iyi performans gösteren modeller

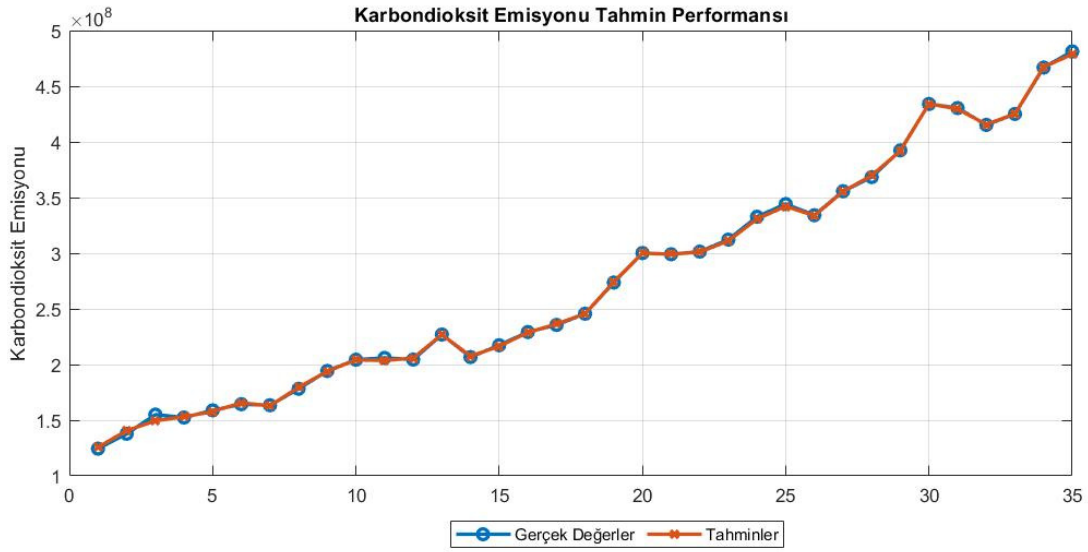
Model parametreleri	Ekolojik ayak izi	Karbondioksit emisyonu
Eğitim fonksiyonu	Trainlm	Trainbr
Gizli katman sayısı	2	6
Performans ölçütü	MAE	SSE
Regresyon değeri (test verisi)	0,993304588	0,999988527
Regresyon değeri (tüm veri)	0,981799186	0,999808815

Geliştirilen YSA modelleri ve zaman serisi analizi ile elde edilen tahminler doğrultusunda, 2025 yılı için ekolojik ayak izi ve CO₂ emisyonu tahminleri yapılmıştır. Elde edilen bu tahminler, Çizelge 8'de sunulmuştur. Ayrıca Şekil 2'de karbondioksit emisyonu tahmin performansı ve Şekil 3'te ise ekolojik ayak

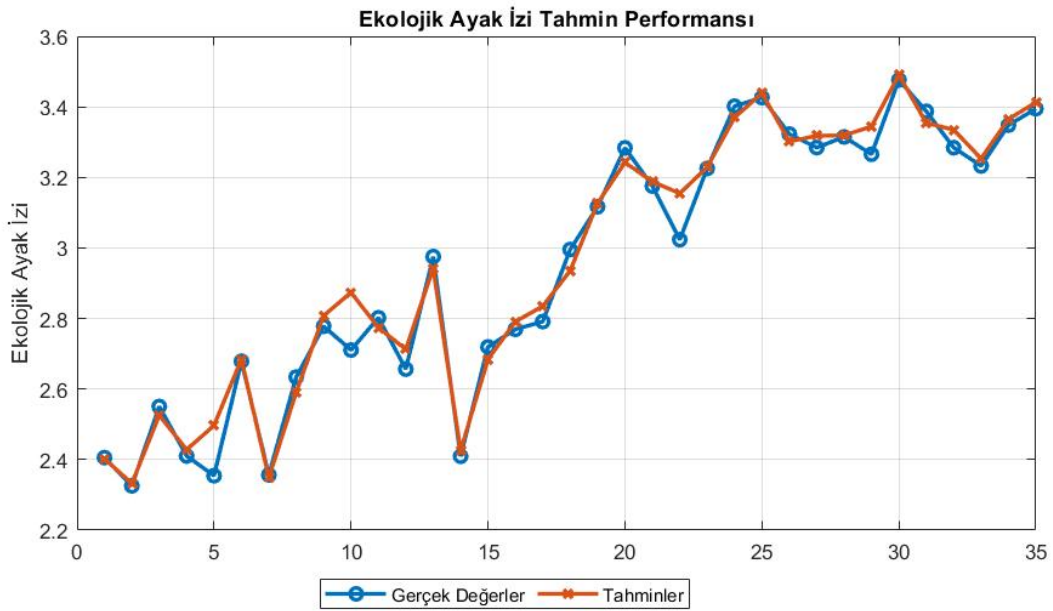
izi tahmin performansı görsel olarak sunulmuştur. Bu görseller, modellerin doğruluğunu ve tahminlerin güvenilirliğini değerlendirmeye yardımcı olmaktadır.

Çizelge 8. YSA modelleri ile yapılan tahminler

Model parametreleri	2025 tahmini
Yenilenebilir enerji tüketimi	127,35
Fosil yakıt tüketimi	1575,56
Nüfus	86612139
Ormanlık alan tahribatı	14620,50
İhracat	284274268449,43
İthalat	302716442378,18
GSYH	1113924670560,32
Ekolojik ayak izi	3.3483
CO ₂ emisyonu	460207380.60



Şekil 2. Karbondiyoksit emisyonu tahmin performansı



Şekil 3. Ekolojik ayak izi tahmin performansı

4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışma, Birleşmiş Milletler (BM) Sürdürülebilir Kalkınma Hedefleri doğrultusunda Türkiye'nin CO₂ emisyonları ve ekolojik ayak izini tahmin etmeyi hedeflemiş ve bu kapsamda literatürde yaygın olarak kullanılan değişkenlere odaklanmıştır. Yenilenebilir enerji tüketimi, fosil yakıt tüketimi, nüfus, ormanlık alan tahribatı, ihracat, ithalat ve GSYH gibi veriler, tahmin modellerinin temel girdilerini oluşturmuştur. Değişkenler arasındaki ilişkiler incelendiğinde, bu faktörlerin birbiriyle güçlü bir etkileşim içinde olduğu tespit edilmiştir.

Geleceğe dönük tahminler için zaman serisi analizleri kullanılmıştır. Yapılan çalışmalar, yenilenebilir enerji tüketimi ve nüfus için üssel düzgünleştirme yönteminin; ormanlık alan tahribatı için ARIMA benzeri modellerin; fosil yakıt tüketimi, ihracat, ithalat ve GSYH için ise hareketli ortalama yönteminin en iyi sonuçları verdiğini göstermiştir. Ekolojik ayak izi ve CO₂ emisyonlarının tahmini için ise YSA tercih edilmiştir. YSA yönteminin seçilme gerekçesi, değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ve karmaşık ilişkileri öğrenebilme kapasitesi ile çevresel sistemlerin dinamik davranışlarını yüksek doğrulukla modelleyebilme yeteneğidir. Ekolojik ayak izi tahmini için iki gizli katmanlı Levenberg–Marquardt algoritması (*Trainlm*), CO₂ emisyonları tahmini için ise altı gizli katmanlı Bayesian Regularization algoritması (*Trainbr*) kullanılmış ve her iki model de en yüksek performansı göstermiştir.

Elde edilen bulgular, çevresel sürdürülebilirlik hedeflerine ulaşmada doğru analiz yöntemlerinin ve güvenilir veri kullanımının kritik önem taşıdığını ortaya koymaktadır. Gelecekte yapılacak çalışmalar kapsamında, sürdürülebilir kalkınma politikalarının uzun vadeli etkilerinin modellenmesi önem taşımaktadır. Ayrıca, iklim değişikliği, sosyo-ekonomik dinamikler ve küresel enerji piyasalarındaki değişimlerin Türkiye'nin karbon emisyonları üzerindeki etkileri detaylı olarak incelenmelidir. Bölgesel düzeyde yapılan tahminlerin daha fazla detaylandırılması, politika yapıcılar için daha spesifik yol haritaları oluşturulmasını sağlayacaktır. Türkiye'nin 2025 sonrası yenilenebilir enerji politikaları, emisyon ticaret sistemine katılımı ve karbon nötr hedefleri doğrultusunda alınacak önlemler, çevresel sürdürülebilirliği destekleyen stratejik adımların belirlenmesinde önemli rol oynayacaktır.

5. TEŞEKKÜR

Bu çalışma VIII. International Researchers, Statisticians and Young Statisticians Congress kongresinde 28-30 Kasım 2024 tarihlerinde aynı başlıkla sözlü bildiri olarak sunulan tebliğin genişletilmiş halidir.

6. KAYNAKLAR

1. Morelli, J. (2011). Environmental sustainability: A definition for environmental professionals. *Journal of environmental sustainability*, 1(1), 2.
2. Bexell, M. & Jönsson, K. (2017). Responsibility and the United Nations' sustainable development goals. *In Forum for Development Studies*, 44(1), 13-29.
3. Yereli, A.B. ve Ünal, M. (2022). Stratejik yönetim süreçlerinde sürdürülebilir kalkınma amaçları: bakanlıklar ve büyükşehir belediyeleri üzerinden bir analiz. *Ombudsman Akademik*, 8(16), 13-37.
4. T.C. Strateji ve Bütçe Başkanlığı. *On İkinci Kalkınma Planı*. <https://onikinciplan.sbb.gov.tr/>, Erişim tarihi: 24.10.2024.
5. Bozkurt, C. ve Okumuş, İ. (2015). Türkiye'de ekonomik büyüme, enerji tüketimi, ticari serbestleşme ve nüfus yoğunluğunun CO₂ emisyonu üzerindeki etkileri: yapısal kırılmalı eş bütünleşme analizi. *Mustafa Kemal Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 12(32), 23-35.
6. Zhou, Y., Siririsakulchai, J., Liu, J. & Sriboonchitta, S. (2018). The impact of economic growth and energy consumption on carbon emissions: evidence from panel quantile regression. *In Journal of Physics: Conference Series*, 1053, 012118.
7. Karaaslan, A. & Çamkaya, S. (2022). The relationship between CO₂ emissions, economic growth, health expenditure, and renewable and non-renewable energy consumption: Empirical evidence from Turkey. *Renewable Energy*, 190, 457-466.
8. Keskin, A. (2019). CO₂ emisyonunu etkileyen faktörler: Avrupa Birliği örneği. *Avrasya Sosyal ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 6(5), 361-370.
9. Hosseini, S. M., Saifoddin, A., Shirmohammadi, R. & Aslani, A. (2019). İran'daki CO₂ emisyonlarının zaman serisi ve regresyon analizi ile tahmin edilmesi. *Energy Reports*, 5, 619-631.

10. Özpolat, A. (2020). Sektörel CO₂ emisyonlarını etkileyen faktörlerin belirlenmesi: gelecek-11 ülkeleri örneği. *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*, 57(653), 115-136.
11. Eufrazio Espinosa, R.M. & Lenny Koh, S.C. (2024). Forecasting the ecological footprint of G20 countries in the next 30 years. *Scientific Reports*, 14(1), 8298.
12. Pabuççu, H. ve Bayramoğlu, T. (2016). Yapay sinir ağları ile CO₂ emisyonu tahmini: Türkiye örneği. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 18(3), 762-778.
13. Jena, P.R., Managi, S. & Majhi, B. (2021). Küresel düzeyde CO₂ emisyonlarını tahmin etmek: Çok katmanlı yapay sinir ağı modellenmesi. *Energies*, 14(19), 6336.
14. Tümse, S., Bilgili, M. & Şahin, B. (2021). Lift coefficient estimation of a delta wing under the ground effect using artificial neural network. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, 36(3), 625-636.
15. Marjanović, V., Milovančević, M. & Mladenović, I. (2016). Prediction of GDP growth rate based on carbon dioxide (CO₂) emissions. *Journal of CO₂ Utilization*, 16, 212-217.
16. Boğar, E. ve Boğar, Z. Ö. (2017). Türkiye'nin sektörel CO₂ gazı salınımlarının yapay sinir ağları ile tahmini. *Akademia Disiplinlerarası Bilimsel Araştırmalar Dergisi*, 3(2), 15-27.
17. Özbek, S. ve Naimoğlu, M. (2022). Çevre kalitesi-ekonomik karmaşıklık ilişkisi: Türkiye ekonomisi üzerine Fourier eş bütünlüşme analizi. *İstanbul İktisat Dergisi*, 72(1), 407-431.
18. Munir, Q., Lean, H.H. & Smyth, R. (2020). CO₂ emissions, energy consumption and economic growth in the ASEAN-5 countries: A cross-sectional dependence approach. *Energy Economics*, 85, 104571.
19. Ashin Nishan M.K. & Muhammed Ashiq, V. (2020). Role of energy use in the prediction of CO₂ emissions and economic growth in India: evidence from artificial neural networks (ANN). *Environmental Science and Pollution Research*, 27, 23631-23642.
20. Aslan, A., Altınoç, B. ve Özsolak, B. (2021). Türkiye'de kentleşme ile hava kirliliği arasındaki ilişki: Dinamik otoregresif dağıtık gecikme (ARDL) simülasyonlarından elde edilen bulgular. *Çevre Bilimleri ve Kirlilik Araştırmaları*, 28(37), 52370-52380.
21. Komeili Birjandi, A., Fahim Alavi, M., Salem, M., Assad, M.E.H. & Prabakaran, N. (2022). Modeling carbon dioxide emission of countries in southeast of Asia by applying artificial neural network. *International Journal of Low-Carbon Technologies*, 17, 321-326.
22. Sel, A. ve Tekgün, B. (2022). ANFIS yöntemi ile Türkiye karbondioksit salınımı tahmini. *Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi*, 13(34), 486-504.
23. Güriş, S. ve Çağlayan, S. (2023). CO₂ emisyonlarını etkileyen faktörlerin zamanla değişen katsayılı parametrik olmayan panel veri modelleri ile analizi. *EKOIST Journal of Econometrics and Statistics*, (39), 76-88.
24. Atalay, A.Ç. (2023). D-8 ülkeleri için karbondioksit emisyonunun yapay sinir ağları ile tahmin edilmesi: Levenberg-Marquardt algoritması. *Sosyoekonomi*, 32(59), 363-382.
25. Global Footprint Network, *Ecological Footprint*. <https://www.footprintnetwork.org/>, Erişim tarihi: 24.10.2024.
26. Worldometer, *Data*. <https://www.worldometers.info/>, Erişim tarihi: 24.10.2024.
27. World Bank Group, *Databank*. <https://databank.worldbank.org/>, Erişim tarihi: 24.10.2024.
28. Our World in Data, *Renewable Energy Consumption*. <https://ourworldindata.org/>, Erişim tarihi: 24.10.2024.
29. T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı Genel Müdürlüğü, *Ormanlık Alan Tahribatı*. <https://www.ogm.gov.tr/tr>, Erişim tarihi: 24.10.2024.
30. Hoskin, T. (2012). Parametric and nonparametric: Demystifying the terms. *In Mayo Clinic*, 5(1), 1-5.
31. İtak, Ş. (2023). Küresel ısınmaya bağlı iklim değişikliğinin hidrometeorolojik veriler üzerindeki etkisi: Dicle alt havzasındaki bazı illerde bir durum çalışması. *Yüksek Lisans Tezi*. Eskişehir Teknik Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Eskişehir, 73.
32. Tüzemen, A. ve Yıldız, Ç. (2018). Geleceğe yönelik tahminleme analizi: Türkiye çimento üretimi uygulaması. *Journal of Management and Economics Research*, 16(3), 162-177.
33. PK, M.K., Gurrām, M.R., Hossain, A.A. & Amsaad, F. (2024). ARIMA-DCGAN synergy: A novel adversarial approach to outlier detection in time series data. *In NAECON 2024-IEEE National Aerospace and Electronics Conference*, 423-427.
34. Ostertagova, E. & Ostertag, O. (2012). Forecasting using simple exponential smoothing method. *Acta Electrotechnica et Informatica*, 12(3), 62.
35. Özhan, E. (2020). Yapay sinir ağları ve üstel düzleştirme yöntemi ile Türkiye'deki CO₂ emisyonunun zaman serisi ile tahmini. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (19), 282-289.
36. Hill, T., Marquez, L., O'Connor, M. & Remus, W. (1994). Artificial neural network models for forecasting and decision making. *International Journal of Forecasting*, 10(1), 5-15.

37. Jain, A.K., Mao, J. & Mohiuddin, K.M. (1996). Artificial neural networks: A tutorial. *Computer*, 29(3), 31-44.
38. Duman, N., Yüksek, A.G., Caner, M. ve Buyruk, E. (2024). Yapay sinir ağları yaklaşımı ile toprak kaynaklı ısı pompasının performans analizi. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, 39(1), 57-72
39. Jamil, M. & Zeeshan, M. (2019). A comparative analysis of ANN and chaotic approach-based wind speed prediction in India. *Neural Computing and Applications*, 31, 6807-6819.

