

YAPAY ZEKA DESTEĞİ İLE YEŞİL ENERJİ VE SIFIR EMİSYON¹

Serkan ERTUĞRUL², Necmettin SEZGİN³

Özet

İnsan kaynaklı faaliyetler sonucu kullanılan fosil yakıtlar, sera gazlarının atmosfere salınmasına neden olarak küresel ısınmaya yol açmaktadır. Özellikle Paris Anlaşması gibi önemli adımlar, insan faaliyetlerinin azaltılması ve net sıfır emisyon hedeflerinin benimsenmesi yönünde atılmıştır. Bu çalışma, hedeflere ulaşmak için sadece her ülkenin sınırları içindeki faaliyetleri değil, aynı zamanda diğer ülkelerdeki siyasi, ticari, göç ve ekonomik durumları gibi faktörleri de dikkate almanın önemini vurgulamaktadır. Karar alıcıların sürdürülebilir planlar oluşturarak fosil yakıtlardan uzaklaşıp yenilenebilir enerji kaynaklarına yönlendirmelerine katkı sağlamak amacıyla yapılan bu çalışmada, derin öğrenme ve yapay sinir ağı kullanılarak gelecek emisyon değerleri ve yenilenebilir enerji üretim oranları hakkında tahminleme yöntemleri uygulanmıştır. Çalışma, her ülkenin net sıfır emisyon hedeflerine ulaşmak için fosil yakıtlardan uzaklaşılması ve yenilenebilir enerjiye yönlendirilmesi gereken faaliyetleri, yatak alanlarının önemini ve toplumsal farkındalığın artırılması gerekliliği üzerine önemli sonuçlar ortaya koymaktadır. Son olarak, diğer ülkelerdeki siyasi ve ekonomik istikrarın, özellikle ticaret ve göç gibi etkilerin önemi vurgulanmaktadır. Bu nedenle, fosil yakıtlardan uzaklaşarak sürdürülebilir bir geleceğe ulaşma çabalarının sürekli olarak değerlendirilmesi ve yeni koşulların gözden geçirilmesi gerektiği önerilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Derin Öğrenme; Küresel Isınma; Sera Gazı; YSA

ARTIFICIAL INTELLIGENCE SUPPORT FOR GREEN ENERGY AND ZERO EMISSIONS

Abstract

The use of fossil fuels due to human activities leads to the release of greenhouse gases into the atmosphere, causing global warming. Significant steps have been taken, such as the Paris Agreement, to reduce human activities and adopt net-zero emission goals. This study emphasizes the importance of not only reducing activities within each country's borders but also considering factors such as political, economic, trade, and migration conditions in other countries. The research contributes to decision-makers by using deep learning and artificial neural networks to predict future emission values and renewable energy production rates. The study highlights the need for activities such as moving away from fossil fuels and directing efforts towards renewable energy to achieve net-zero emission goals in each country, emphasizing the importance of sink areas and the necessity to increase public awareness. Lastly, the study underscores the significance of political and economic stability in other countries, particularly the impacts of factors such as trade and migration. Therefore, efforts to achieve a sustainable future by moving away from fossil fuels should be continually assessed and adapted to new conditions.

Key Words: ANN; Deep Learning; Global Warming; Greenhouse Gas

1. GİRİŞ

Küresel ısınma, doğal süreçlerin ve insan faaliyetlerinin etkileşimine dayanan bir kombinasyon sonucunda ortaya çıkar ve bu olgu, sera gazlarının atmosferde kritik bir rol oynamasına neden olur. Fosil yakıtların tüketimiyle salınan sera gazları, küresel ısınmaya önemli bir katkı sağlar. Bu araştırma, belirli ülkelerdeki gelecekteki yenilenebilir enerji kullanımı ile sera gazı emisyon düzeylerini ölçmeyi amaçlamaktadır. Finansal, ticari, ekonomik ve insani kalkınma göstergeleri, nüfus ve göç istatistikleri, ağaçlandırma oranları ve enerji tüketim verileri gibi çeşitli faktörlere dayalı olarak gerçekleştirilecek bu ölçümler, emisyon azaltma hedeflerine yönelik stratejilerin belirlenmesine katkı sağlamayı amaçlamaktadır. Derin öğrenme yöntemleri arasında yer alan Long Short-Term Memory (LSTM) gibi

¹Çalışma lisansütü tezinden genişletilmiş şekilde türetilmiştir. "Ertugrul,S. ve Sezgin, N., 2023, Sera Gazı Emisyonu Hesaplamalarında Yapay Zeka Uygulamaları, *Batman Üniversitesi*, Batman."

²Batman Üniversitesi, Lisansütü Fakültesi, Elektrik ve Elektronik Bölümü, serkanertugrul@gmail.com, ORCID 0009-0005-0182-4284

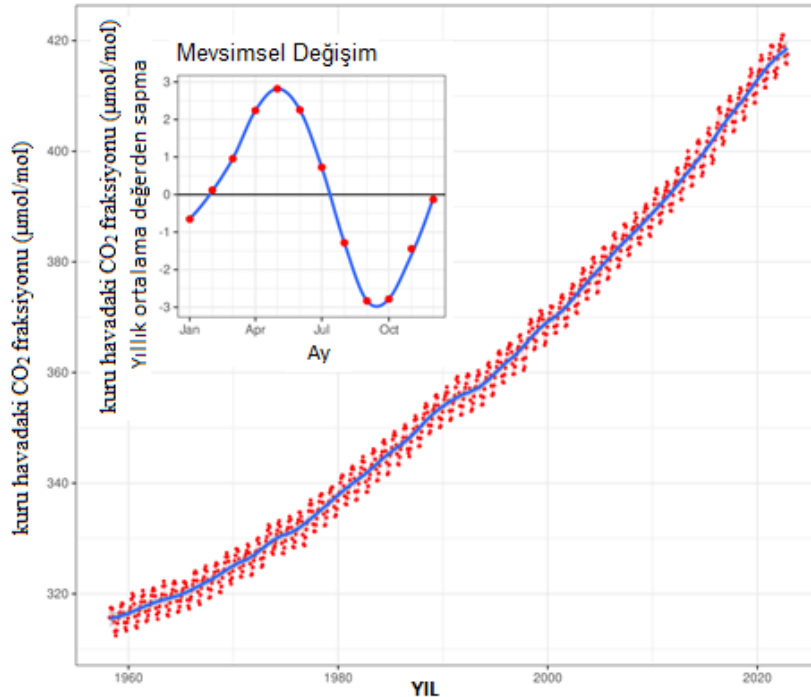
³Prof. Dr., Lisansütü Fakültesi, Elektrik ve Elektronik Bölümü, necmettin.sezgin@batman.edu.tr, ORCID 0000-0002-4893-6014

model kullanılacak ve gelecekteki yenilenebilir enerji tüketimi oranları ile sera gazı emisyon tahminleri, zaman serisi verileri için kullanılan NARX modellemesi sonuçları ile LSTM modelleme sonuçları arasında detaylı bir analiz gerçekleştirilerek, daha doğru ve güvenilir tahminlere ulaşma amacı güdülmektedir. Bu çalışma, veri odaklı stratejilerin önemini vurgulayarak, küresel ölçekte ülkelerin emisyon azaltma hedeflerine ulaşmalarına yardımcı olacak sürdürülebilir programların geliştirilmesine katkı sağlama potansiyeline sahiptir.

Güler (2018), dünya gezegenindeki denge için güneşten gelen ışınların bir kısmının yer yüzeyine ulaştığını, ancak bir kısmının da atmosferden uzaya geri yansıtıldığını belirtmektedir. Atmosfer, sera etkisi gösteren bir yapıya sahiptir; yani, hem ısıtma hem de yalıtım sağlar. Bu ısıyı tutan gazlara ise sera gazları denir. Artan dünya nüfusu, sanayileşme, ilaçlama, sağlıksız kentleşme ve kimyasal maddeler, canlılar için yaşanabilir ortamları olumsuz etkileyerek çevreyi kirletmektedir. Bu etkilerin artmasında fosil yakıtlarının kullanımında önemli bir rol oynadığı belirtilmektedir (Korkmaz, 2007). Fosil yakıtların yanması, atmosfere salınan karbondioksit miktarının artmasına ve diğer sera gazlarının yayılmasına neden olarak iklim değişikliklerine katkıda bulunmaktadır (Bolin ve Doos, 1989). Renksiz ve kokusuz olan karbondioksit, karbon içeren fosil yakıtların oksijenle yanması sonucunda ortaya çıkar ve ısıyı en fazla tutan gazdır. Doğadaki karbondioksit miktarı, endüstride fosil yakıtların kullanımının artmasıyla birlikte artış göstermektedir (Avcı, 2014). Enerji tüketimindeki artış ve diğer faaliyetlerle birlikte, birçok ülkede elektrik üretimi hala fosil yakıtlar kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Bu durum, yenilenebilir enerji kaynaklarına geçilmediği sürece, karbondioksit salınımına katkıda bulunmanın devam edeceği anlamına gelmektedir.

Şekil 1'de görüldüğü gibi, Mauna Loa Gözlemevi'nde 1958 ile 2022 yılları arasında yapılan ölçümler, atmosferdeki aylık ortalama CO₂ konsantrasyonunu kuru havadaki CO₂ fraksiyonu olarak $\mu\text{mol/mol}$ biriminde göstermekte ve sinüsoidal olarak artış eğiliminde bir grafiğe sahiptir.

Şekil 1. Mauna Loa Gözlemevi'nde ölçülen atmosferdeki aylık ortalama CO₂ konsantrasyonu 1958-2022 yılları arasında kuru havadaki CO₂ fraksiyonu ($\mu\text{mol/mol}$) (Wikimedia Foundation, Inc., 2023)



Kaynak: Wikimedia Foundation, Inc., 2023

Keeling Eğrisi, küresel iklim değişikliği ile ilişkilendirilen atmosferdeki karbondioksit artışını belirlemek amacıyla kullanılan bir veridir (Levinson, 2020).

Paris Anlaşması, tüm ülkelerin sera gazı emisyonlarını azaltma ve iklim değişikliğinin etkilerine uyum sağlama taahhüdüne dayanmaktadır. Anlaşma, ülkeleri zaman içinde taahhütlerini güçlendirmeye teşvik eder ve gelişmiş ülkelerin iklim hedeflerini şeffaf bir şekilde izlemelerini ve raporlamalarını sağlar. Aynı zamanda, gelişmekte olan ülkelerin iklim değişikliği ile mücadele ve uyum çabalarında desteklenmelerine yönelik bir yol haritası sunar. Paris Anlaşması, küresel çabalara rehberlik eden güçlü bir çerçeve oluşturarak, "net sıfır" emisyonlu bir dünyaya geçiş için temeller atmaktadır. Anlaşmanın uygulanması aynı zamanda "Sürdürülebilir Kalkınma Hedefleri"ne ulaşmak için kritiktir. Anlaşmanın önemli noktaları şunlardır:

- Paris Anlaşması'nın temel hedefi, küresel ısınmayı sanayi devriminden önceki sıcaklıklar baz alınarak 2 °C derecesinin üstüne çıkarmamak ve uzun vadede 1.5 °C ile sınırlamaktır.
- Taraf ülkeler, her 5 yılda bir "küresel durum değerlendirmesi" ile emisyon azaltımı ve uyum konularındaki ilerlemeleri değerlendirecektir.
- Gelişmiş ülkeler, iklim finansmanı ile uyum ve iklim değişikliğinin olumsuz etkilerine bağlı olarak, gelişmekte olan ülkelerin iklim planlarına finansman desteği sağlayacaktır.

Sürdürülebilir Kalkınma Hedefleri, küresel ısınmanın önüne geçmeyi ve refah seviyesini artırmayı amaçlayarak, iklim değişikliği mücadelesiyle birlikte eğitim, sağlık, sosyal koruma, ekonomik büyüme, sürdürülebilir yerleşim alanları, tüketim ve üretim modelleri, çevre ve iş olanaklarına odaklanan bir ekonomik büyüme stratejisinin önemini vurgular (United Nations Resmi Web Sitesi, 2022).

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Paris İklim Anlaşması'nın ekonomik ve çevresel etkilerini analiz eden çalışmalarda, anlaşma taahhütlerini yerine getiren ülkelerde hedeflenen karbondioksit azalmalarının gözlemlenebildiği, karbon piyasasını da hesaba katarak yapılan modellerde ise bölgesel olarak değişen maliyetlerin tespit edildiği ve anlaşmadan çekilen ülkelerde GSYİH (Gayri Safi Yurtiçi Hasıla)'ın arttığı ancak ortak hareketin olumlu sonuçlar doğurduğu sonucuna varıldığı belirlenmiştir (Liu ve ark., 2020).

Aydın ve Aydoğdu (2022) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, Avrupa Birliği ülkeleri ile Türkiye'nin sera gazı emisyonları, "Karar Ağacı Modellemesi," "Yapay Sinir Ağı," ve "Destek Vektör Makineleri" yöntemleriyle yapılan makine öğrenmesi modelleri kullanılarak incelenmiştir. Sonuçlar, gelişmiş Avrupa ülkelerinde CO2 emisyonlarının azalma eğiliminde olduğunu, ancak Türkiye'de artış eğilimi olduğunu ortaya koymaktadır.

BRICS ülkeleri (Brezilya, Rusya, Hindistan, Çin, Güney Afrika) ile Türkiye'nin kömür kaynaklı sera gazı emisyon tahminlemesi üzerine yapılan çalışmada, demografik yapı ve ekonomik durumlar da dikkate alınarak çoklu regresyon modeli kullanılmıştır. Çalışmada 1971-2010 verileri model geliştirmek için, 2011-2016 verileri ise modelin performansını ölçmek için kullanılmıştır. Regresyon analizi sonuçları, kömür kaynaklı CO2 emisyonunun nüfusun etkisiyle şekillendiğini göstermiştir. Çin ve Hindistan gibi büyük nüfusa sahip ülkelerde toplam nüfusun etkisinin belirgin olduğu saptanırken, diğer ülkelerde kentsel nüfusun etkisinin önemli olduğu belirlenmiştir (Karakurt ve Aydın, 2020).

Rüzgar ve güneş enerjisi tahmini, yenilenebilir enerjinin elektrik güç sistemlerine dahil edilmesi açısından hayati önem taşıyor. Tahmin yöntemleri açısından derin sinir ağları birçok alanda iyi performans göstermiştir. Derin ağların bölgesel yenilenebilir elektrik üretimine ilişkin çoklu koşullu

yüzdelerle tahmin etme performansını incelemek ve bunları doğrusal, destek vektör nicelik regresyonu, gradyan artırıcı nicelik regresyonu, doğal gradyan artırma gibi yaygın olarak kullanılan nicelik regresyon yöntemleri ve niceliksel regresyon orman yöntemleriyle karşılaştırmaktır. Genel olarak sonuçlar, derin ağların hem güneş hem de rüzgar enerjisi bölgeleri için en iyi performans gösteren yöntem olduğunu ve iyi kapsama alanıyla dar tahmin aralıkları ürettiğini göstermektedir (Alcántara ve ark., 2023).

Fosil yakıtlardan yenilenebilir enerji kaynaklarına geçiş kritik bir küresel zorluktur; yenilenebilir enerjinin verimli şekilde toplanması, depolanması, dönüştürülmesi ve yönetimi için malzeme, cihaz ve sistem düzeyinde ilerlemeler talep ediyor. Enerji hasadının (fotovoltaik), depolamanın (piller), dönüşümün (elektrokataliz) ve yönetimin (akıllı şebekeler) geliştirilmesinde ML'nin uygulanmasındaki gibi enerji alanında makine öğrenimi uygulamasından daha fazla fayda sağlayacak potansiyel araştırma alanı makine öğrenimi, sürdürülebilir enerji tekniklerinin geliştirilmesi ve uygulanmasında atılımlar sağlama potansiyeline sahiptir (Yao ve ark., 2023).

3. YÖNTEM

Almanya ve Türkiye için sera gazı emisyon verilerine "Küresel Atmosfer Araştırmaları için Emisyon Veritabanı (EDGAR - Emissions Database for Global Atmospheric Research)" adlı Avrupa Birliği'ne ait veritabanında yıllık veriler elde edildi. Diğer veriler ise Birleşmiş Milletler, Dünya Bankası, IMF, OECD, TEİAŞ ve Avrupa Birliği resmi web sitelerinde bulunan verisetlerinden temin edildi. Bazı ticari, ekonomik veya finansal veriler, baz yıl olarak 2010 veya 2015 yılı verisi alınarak yüzdesel değerlere çevrildi ya da veri setine sahip kuruluş tarafından çevrilmiş haliyle kullanıldı.

Elde edilen verilerin güvenilirliği ve doğruluğu önemsenmiş ve eksik veri durumlarına uygun şekilde işlem yapılarak analizler için kullanılmıştır. Bu veriler, çalışmanın temelini oluşturan veri kaynakları olarak değerlendirilmiş ve çalışmanın sonuçlarına etkileri göz önünde bulundurulmuştur. Bu çalışmada aylık veriler elde edilen veriler elde edildiğinde eğer elde bu şekilde veri yoksa yıllık verilere ulaşılarak aylık verilere dönüştürülerek kullanıldı. Elde edilen Sera Gazı Emisyon verileri "Keeling Curve" dikkate alınarak her yıl için artan bir sinüzoidal grafik oluşturacak şekilde aylık verilere dönüştürüldü. Ülke nüfusu, göçmen sayıları ve orman alanlarına ait yıllık veriler, o yıl içinde bulunan aylara eşit değerler olarak aktarıldı. Bunun haricinde yüzdesel değerlere sahip giriş veriler, eğer yıllık olarak elde edilebildi ise her aya eşit olarak dağıtıldı. 1970 Ocak ayı ile 2022 Aralık ayı aralığındaki veriler baz alınarak yapılan çalışmada eksik olan veriler ise başlangıç olan ilk veri önceki geriye dönük olarak 1973 Ocak ayına kadar benzer veriye sahip olduğu varsayıldı. Eğer son veri 2022 Aralık ayı öncesine ait bir veri ise son veriden 2022 Aralık ayına kadar olan zamana kadar olan aralıkta son veriler baz alınarak 2022 Aralık'a kadar benzer oldukları kabul edildi. Çok fazla eksik veriye sahip olan giriş verileri kullanılmadı. Çalışmada çıkış verisi olarak kullanılan sera gazı emisyon verilerine 2022 yılına kadar ki verilere ulaşıldı. Yenilenebilir enerji tüketim oranlarına ait veriler ise 2020 yılına kadar elde edildi. Yenilenebilir enerji verileri 2020 yılı sonrası için LSTM metodu ile tahminleme metodu kullanıldı. Bu çalışma bağlamında, Tablo 1'de Almanya ve Türkiye için hangi veri setinin kullanıldığını "+" işareti ile belirtir.

Sera gazı verileri mümkünse ülke raporlarına dayandırılmıştır ve kullanılamıyorsa Birleşmiş Milletler Çevre Programı (UNEP), bilimsel literatür ve uzman görüşleri kullanılarak raporlara dahil edilmiştir (European Union, 2023). Enerji kullanımı, diğer nihai enerji yakıtlarına dönüştürülmeden önceki birincil enerji kullanımını temsil eder ve yerli enerji üretimine ek olarak ithalat, stok değişiklikleri, eksi ihracat ve uluslararası taşımacılıkla ilgili gemilere ve uçaklara sağlanan yakıtları içerir (The World Bank Group, 2023).

Tablo 1. Almanya ve Türkiye için sera gazı emisyon ve yenilenebilir enerji tüketim oranı için tahminlemede kullanılan veriler.

Tanım	Birim	Periyod	Almanya	Türkiye
Sera Gazı Emisyon	Mton CO2e	yıllık	+	+
Yenilenebilir Enerji Tüketimi	Toplam Enerji Tüketiminin Yüzdesel Payı	yıllık	+	+
İnsani Gelişmişlik Endeksi	Endeks	yıllık	+	+
Ormanlaşma	Orman arazisi km2	yıllık	+	+
Nüfus	İnsan	yıllık	+	+
Gayri Safi Milli Hasıla - GSMH	Yüzdelik Oran - Baz Yıl 2010=100 (kişi başı ABD Doları)	yıllık	+	+
Net Milli Gelir	Yüzdelik Oran - Baz Yıl 2010=100 (kişi başı ABD Doları)	yıllık	+	-
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla - GSYİH	Yüzdelik Oran - Baz Yıl 2010=100 (ABD Doları)	yıllık	+	+
Tüm Mallara ait Üretici Fiyatları Endeksi	Yüzdelik Oran - Baz Yıl 2010=100	aylık	+	+
Tüketici Fiyatları Endeksi	Yüzdelik Oran - Baz Yıl 2010=100	aylık	+	+
Finansal Piyasa Fiyatları Dönem Sonu Endeksi	Yüzdelik Oran - Baz Yıl 2010=100	aylık	+	-
Sanayi Üretimi Ekonomik Faaliyet Endeksi	Yüzdelik Oran - Baz Yıl 2010=100	aylık	+	+
Uzun Dönem Yatırım Oranları, Yıllık yüzde oranları	Yüzdelik Oran - Baz Yıl 2010=100	aylık	+	-
Birincil Enerji	MLN_TOE	yıllık	+	+
Ticareti (Ülke)	Gayri safi yurtiçi hasılanın yüzdelik payı	yıllık	+	+
İthalat Endeksi	Yüzdelik Oran - Baz Yıl 2015=100	yıllık	+	+
Göç Sayısı	İnsan	yıllık	+	+
Ticaret (Avrupa Birliği)	Gayri safi yurtiçi hasılanın yüzdelik payı	yıllık	+	+
Ticaret (Avrupa ve Baltık Ülkeleri)	Gayri safi yurtiçi hasılanın yüzdelik payı	yıllık	+	-
Ticaret (Avrupa ve Orta Asya Ülkeleri)	Gayri safi yurtiçi hasılanın yüzdelik payı	yıllık	+	+
Ticaret (Orta Doğu ve Kuzey Afrika Ülkeleri)	Gayri safi yurtiçi hasılanın yüzdelik payı	yıllık	-	+
Enerji İthalat Oranı	Toplam Enerji Tüketiminin Yüzdesel Payı	yıllık	+	+
Yenilenebilir Elektrik Üretimi	Toplam Elektrik Üretiminin Yüzdesel Payı	yıllık	+	+

Nüfus verileri, Birleşmiş Milletler İstatistik Bölümü'nün çalışması, ülke nüfus kayıtlarından elde edilen bilgileri derlemek amacıyla kullanılmıştır. Net göç, bir dönem içindeki göçmenlerin toplam net sayısını temsil eder; yani, göç edenlerin sayısı göçmenlerin sayısından çıkarılarak hesaplanır, bu hesaplama vatandaşlar ve vatandaş olmayanları içerir (The World Bank Group, 2023). İnsan Gelişme Endeksi (HDI) verileri, 1990'dan bu yana yıllık olarak kayıt tutan Birleşmiş Milletler Kalkınma Programı (UNDP) resmi web sitesinden elde edilmiştir (UNDP, 2023). Gayri Safi Milli Hasıla (GSMH) verileri, üretim sübvansiyonları, yurtdışından gelen net gelir ve net vergileri içermeyen gayri safi yurt içi hasıla verilerini yansıtarak, Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı (OECD) tarafından sıkı bir şekilde tutulan ekonomik veri envanteri aracılığıyla “per capita dolar” cinsinden sunulan toplam yıllık GSMH değerleri kullanmıştır (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023).

Enerji kullanımı, diğer nihai enerji yakıtlarına dönüştürülmeden önceki birincil enerji kullanımını temsil eder ve yerli enerji üretimine ek olarak ithalat, stok değişiklikleri, eksi ihracat ve uluslararası taşımacılıkla ilgili gemilere ve uçaklara sağlanan yakıtları içerir (The World Bank Group, 2023). Net Milli Gelir, brüt milli gelirden sabit sermaye varlıklarının değer kaybının çıkarılması ile elde edilen bir ekonomik gösterge olarak tanımlanır. Bu veri, Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı (OECD) tarafından üye ülkelerin ekonomik verilerini içeren envanterde tutulmaktadır. Bu çalışmada, her bir ülkenin “per capita dolar” cinsinden ifade edilen toplam yıllık Net Milli Gelir değeri kullanılmıştır (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023). Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (GSYİH), Birleşmiş Milletler İstatistik Bölümü (United Nations Statistics Division, 2023), üye devletlerin istatistiksel verilerine dayanarak 2021 yılına ait dolar cinsinden kişi başına GSYİH verileri kullanılmıştır (Birleşmiş Milletler, 2023). Finansal Göstergelerden tüketici fiyat endeksi, üretici fiyat endeksi, mevsimsel olarak düzeltilmiş sanayi üretimi, sanayi üretimi ekonomik faaliyet endeksi ve dönem sonu finansal piyasa fiyatları gibi çeşitli göstergeler 2010 rakamlarına dayanarak temel alınarak kullanıldı (International Monetary Fund, 2023). "Uzun Vadeli Yatırım Oranları," net sıfır sera gazı emisyon hedeflerine ulaşmak için ülkelerin güçlü ve gelişen finansal durumlarını gösterme konusunda kritik bir rol oynamaktadır (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023). Ticaret, gayri safi yurtiçi hasılanın payı olarak ölçülen mal ve hizmet ihracat ve ithalatlarının toplamı Dünya Bankası veri tabanından elde edildi (The World Bank Group, 2023). Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı (OECD)'nin resmi web sitesine göre, birincil enerji arzı, gerekli enerji üretimini temsil eder ve kullanılan verilere dayalı olarak enerji ürünlerinin kalori içeriğine göre hesaplanan veriler ile yenilenebilir enerji kaynakları kullanıldı (Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023). Hem ilgili ülke hem de bölgesel olarak ticaret verileri kullanılarak ticaret, mal ve hizmetlerin ihracat ve ithalatının, gayri safi yurt içi hasıla içindeki payının ölçüldüğü bir değerdir (The World Bank Group, 2023). Ağaçlandırma, atmosferden CO₂ emme yetenekleri, iklim değişikliğini hafifletmede önemli bir rol oynar ve bu yutak alanlar Dünya Bankası'ndan elde edildi (The World Bank Group, 2023).

Derin Öğrenme yöntemi ile LSTM algoritması kullanıldı. Derin Öğrenmede, amaç olarak sera gazı emisyonu, ekonomik, nüfus ve ağaçlandırma gibi bazı verilerin bir araya gelmesi ile yapılan çalışmada her veri ayrı ayrı değerlendirilerek tek bir zaman serisi içerecek şekilde çıktı olarak tahminleme sonucu tekrar tek bir satır olacak şekilde gelecek zamana ait bir veri ortaya çıkarıldı. Son olarakta Yapay Sinir Ağ algoritmalarından ve Matlab uygulaması ile erişilebilecek NARX modeli kullanıldı. Yapay Sinir Ağı ile de mevcut veriler ile elde edilen tahmin verilere bir arada kullanılarak hedef veri olarak sera gazı emisyon ile yenilenebilir enerji tüketimi seçilip diğer verilerde giriş verisi olarak kullanıldı. Yapılan eğitimlerde %15'lik rastgele veri test için kullanılarak başarı oranları Regresyon R değeri ile ölçüldü. “Derin Öğrenme”, makina öğrenme'nin bir alt dalı olup veya özelleşmiş bir öğrenme biçimidir. Biyolojik sinir ağını model alır. Giriş katmanı olarak adlandırılan sinir hücreleri, bilgileri alır ve düğümler vasıtasıyla diğer katmanlara veya gizli katmanlara iletirler. Her düğümdede, ağırlıklar hesaplanır ve bu şekilde devam ederek en son çıkış katmanına ulaşarak çıkışlar elde edilir. Derin öğrenmede giriş katmanı, çıkış katmanı ve birden fazla gizli katman bulunur. Her nöron, doğrusal olmayan ve belirli bir aralıkta sonuçlanabilen aktivasyon fonksiyonları içerir. Bu yapı, insanlarda olan sinir ağı modeli yapısına benzer şekilde algoritma oluştuktan sonra yeni verilere göre çıkışlar veya tahminlemeler yapar. Derin öğrenmede verinin büyük kısmı eğitim için kullanılır ve bir kısım test verisi olarak performans değerlendirmesi için kullanılır.

“Yapay Sinir Ağı” (YSA) (ANN - Artificial Neural Network) metotları farklı tabakalardan oluşan ve “iterasyon” gerektiren işlemlerle çalışan yöntemlerdir. Bu nedenle, verilerle işlem yapmak için daha uzun süreler gerektirebilirler; ancak istenen sonuçlara yüksek doğrulukla ulaşmada yardımcı olurlar. Regresyon (Regression) tekniği ile değişkenler arasındaki ilişkileri tahmin ederek çözümleyen bir tekniktir. Regresyon, değişkenler arasında neden sonuç ilişkilerini tahminleme yaparak modelleme

oluşturur ve tahminleme yapmak istendiğinde kullanmak için iyi bir algoritmadır. Regresyon teknikleri ile finansal durumlar gibi herhangi bir veride tahminleme yapılmak istendiğinde bu teknik ile tahminleme yapılabilir (The MathWorks Inc., 2023). Bu çalışmada, başlangıçta derin öğrenme yöntemi ile LSTM Regresyon algoritması kullanıldı. derin öğrenme yaklaşımıyla, sera gazı emisyonu, ekonomik veriler, nüfus ve ağaçlandırma gibi farklı veriler ayrı ayrı değerlendirilerek zaman serilerini içerecek şekilde tahminleme sonuçları elde edildi. Bu tahminler, her veri girişi için ayrı ayrı yapıldı.

Tüm veriler için ayrı ayrı derin öğrenme yöntemlerinden LSTM Regresyon algoritması ile elde edilen tahminleme sonuçları bir araya getirildi. Ardından, sera gazı emisyon ile yenilenebilir enerji tüketimi verileri çıktı olarak kullanılarak diğer veriler giriş verisi olarak alınarak yapay sinir ağı NARX modeli ile gelecek tahminlemesi yapıldı. Yapay sinir ağı ile gerçekleştirilen eğitimlerde % 15'lik rastgele veri test için ayrıldı ve başarı oranları Regresyon modeli kullanılarak R değeri ile değerlendirildi. Elde edilen sera gazı emisyon ve yenilenebilir enerji tüketimine ait tahmin verileri ile gerçek veriler karşılaştırıldı. Ayrıca gelecek için tahmin edilen sera gazı emisyon ile yenilenebilir enerji tüketimi verileri, LSTM sonucu ortaya çıkan tahmini veriler ile karşılaştırıldı.

3.1. LSTM ile Derin Öğrenme

Long Short-Term Memory (LSTM), farklı olarak beslemeli yapay sinir ağlarından, döngüsel bir yapıya sahiptir. Ön hazırlık işlemlerinden sonra, her veri girişi için Matlab'deki Deep Network Designer aracı kullanıldı. Derin öğrenme tasarımında, bir dizi kütüphanedeki katmanlar kullanılarak oluşturuldu. Tahmin için 5 farklı katmana sahip bir "Sequence-to-Sequence" yapısı kullanılarak LSTM regresyon modeli seçildi. İlk katman, bir zaman serisi veri dizisini giriş olarak kullandı. İkinci katmanda, zaman serisi veya ardışık verilerden tahmin yapmak için "Long Short-Term Memory (LSTM)" kullanıldı. LSTM katmanı eğitildi ve çıkış verisi, yalnızca tek bir zaman serisi veri girişiyle elde edildi. LSTM katmanı için 128 gizli birim seçildi. LSTM katmanı, zaman serisine dayalı veri noktaları arasındaki uzun vadeli bağımlılıkları öğrenen bir tekrarlayan sinir ağı (RNN) katmanıdır. Üçüncü katmanda, aşırı uyum ve uymama durumlarını önlemek için 0.5 olasılık değeri ile "Dropout Katmanı" kullanıldı, bu da derin öğrenme görevlerinde modelin performansını artırmayı amaçladı. Dördüncü katmanda, önceki katmandan nöron katmanına bağlanmak için bir "Tam Bağlı Katman (FC Katmanı)" kullanıldı. Ağırlık matrisleri ve sapmalar, çıktıları artırmak için hesaplamalara dahil edildi ve tek bir çıkış seçildi. Son katmanda, regresyon görevleri için Ortalama Kare Hatası (MSE) hesaplamak için bir "Regresyon Katmanı" kullanıldı. Matlab'deki "Deep Network Designer"da, tek satırlı veri girişini içeren bir ağ, bir giriş katmanı, LSTM katmanı, bir "drop" katmanı, tek bir çıkışa sahip tam bağlı bir katman (FC) ve bir regresyon katmanı içeren bir dizi şeklinde oluşturuldu. Analiz, herhangi bir hata veya uyarı olmadan yapılandırıldıktan ve ayarlandıktan sonra "Deep Network Designer" içindeki Şekil 2'de gösterilen şekilde modelin tasarımı ve uygunluğu doğrulandı. Derin öğrenmede, Adam (Adaptive Moment Estimation) kullanılarak farklı öğrenme oranları farklı katmanlar için ayarlanabilir, bu da yüksek eğitim hızı performansına yol açar. Bu çalışmada, 0.005 öğrenme oranı seçildi. "MaxEpochs" 500 olarak ayarlandı, "Batch Size" 128 olarak ayarlandı, "Gradient Threshold" 1 olarak ayarlandı ve ağırlık azaltma için "Gradient Threshold Method" olarak "L2 norm" seçildi.

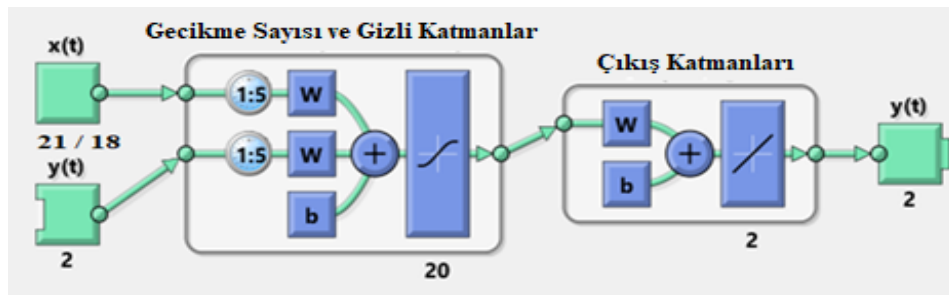
Şekil 2. Matlab programında bulunan “Long Short-Term Memory (LSTM)” ile Derin Öğrenme Katmanları

ANALYSIS RESULT				
	Name	Type	Activations	Learnables
1	input Sequence input with 1 dimensions	Sequence Input	1	-
2	lstm LSTM with 128 hidden units	LSTM	128	InputWeights 512×1 RecurrentWe... 512×... Bias 512×1
3	drop 50% dropout	Dropout	128	-
4	fc 1 fully connected layer	Fully Connected	1	Weights 1×128 Bias 1×1
5	regressionoutput mean-squared-error	Regression Output	1	-

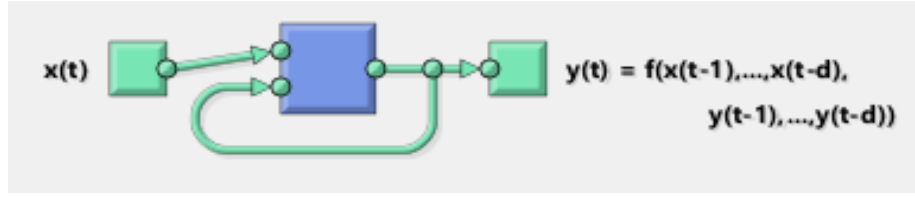
3.2. Yapay Sinir Ağları ile NARX modeli

Bu araştırmada, Almanya ve Türkiye'den elde edilen verilerle gelecekle ilgili tahminlerde bulunmak amacıyla derin öğrenme modelleri kullanılmıştır. Bu aşamadan sonra, her bir veri seti için ayrı ayrı zaman serisi sinir ağı aracılığıyla tahminler yapılmış ve bu tahminlerin doğruluğu değerlendirilmiştir. Yani, gelecek için Ocak 2023'ten Mart 2028'e kadar tahminler yapılmıştır. Çıkış verisi olarak kullanılan “Yenilenebilir Enerji Tüketim” oranlarına ait veriler 2020 yılına kadar ulaşıldığından dolayı Ocak 2021'den itibaren 87 ayı kapsayacak tahminleme yapıldı. Diğer veriler için her bir veri setinde 636 aylık veri kullanılarak önümüzdeki 63 ay için tahminlerde bulunulmuş ve toplamda 699 ay veri elde edilmiştir. Veri ön işleme sonrasında, rastgele seçimler ve Bayesian Regulation ile Nonlinear AutoRegressive with eXternal (eXogenous) Input (NARX) modellenmesi kullanılmıştır. Performans ölçümü, Mean Squared Error (MSE) ve korelasyon katsayısı (R) kullanılarak yapılmıştır. Matlab'ın "ntstool" aracında, NARX modeli seçilmiş sera gazı emisyonu ile yenilenebilir enerji tüketim oranı çıkış verileri olarak seçilirken, diğer tüm veriler giriş verisi olarak kullanılmıştır. Rastgele seçimlerde, verinin %70'i eğitim amacıyla kullanılmış, %15'i doğrulama için kullanılmış ve model doğrulama verilerine dayanarak eğitilmiştir. Doğrulama değerlerine ulaşıldığında, eğitim tamamlanmıştır. Geriye kalan %15 test için kullanılmıştır. NARX sinir ağı modelinde kullanılacak gizli katman sayısı ve "gecikme sayısı (d)" 5 olarak seçilmiştir. Ağ, "açık döngü" olarak ayarlanmıştır. Eğitim algoritması olarak Bayesian algoritması kullanıldı. Gürültülü ve sınırlı veri setleri için bazen zaman alabilir, ancak R değeri 1'e yaklaştıkça iyi sonuçlar vermeye eğilimlidir. Eğitimin amacı, bu sonuca mümkün olduğunca yakın sonuçlar elde etmektir. Şekil 3'te kullanılan NARX modele ait giriş verileri, gizli katmanlar, gecikme sayısı ve çıkış katmanları ile ilgili bir görsel ve Şekil 4'te NARX ağ modeli görülebilir.

Şekil 3. Almanya ve Türkiye için, NARX ağ modelinin genel görünümü (Almanya için 21, Türkiye için 18 veri girişi kullanıldı, gizli katmandaki nöron sayısı 20 iken, gecikme katsayısı 5 olarak belirlendi)



Şekil 4. NARX ağ modeli



Kaynak: The MathWorks Inc., 2023

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Yapılan çalışmada, Almanya ve Türkiye için 1970 Ocak ayından 2022 Aralık ayına kadar olan veriler kullanılarak, 2023 Ocak ayından 2028 Mart ayına kadar olan muhtemel veriler Matlab programı kullanılarak aylık olarak tahmin edilmiştir. LSTM ile yapılan çalışmada kullanılan tüm veriler için 2023'ten başlayarak 2008 Mart ayına kadar olan süredeki tahmini değerleri bulunmuş. Yenilenebilir Enerji Tüketimi ile ilgili veriler 2020 yılına kadar elde edildiğinden 2021 ve sonrası için LSTM ile tahminleme yapılmıştır. Hem gerçek veriler hem de LSTM Modeli ile elde edilen tahmini veriler bir araya getirilerek "Yenilenebilir Enerji Tüketim" ile "Sera Gazı Emisyon" verileri hedef veri seçilip diğer verilerde giriş verisi olarak kullanılarak NARX Sinir Ağı modeli ile yapılan YSA çalışmasında ise bir ülkedeki "Yenilenebilir Enerji Tüketim" ile "Sera Gazı Emisyon" miktarları hedef veri seçilerek birincil ve yenilenebilir enerji, ekonomik, ticari ve finansal veriler, popülasyon, göç, ormanlaşma ile insani gelişim endeksi gibi verileri arasında ilişkiler ortaya konulmuş oldu. Daha sonra bu tahminler karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan değerlerin birbirlerine yakın değerlere sahip oldukları ortaya çıkmıştır.

4.1. LSTM ile Gelecek Tahminlemeleri

Derin öğrenmede iyi bir performans elde etmek için verinin büyüklüğü yeterince sağlanmalıdır. Ayrıca, derin öğrenmede ağırlar eğitim esnasında eğriye göre ağırların nasıl eğitildiği gözlemlenebilir. Yinelemeler ile ağırlar eğitime devam eder. Eğitim süreci içerisinde düzeltilmiş eğitim doğruluk çizgisi, düzeltilmemiş eğitim çizgisi ile doğrulama çizgisi görülebilir.

Derin öğrenme sonrası eğitim verileri kullanılarak gelecekte birçok zaman adımlarında tahmin yapılarak model test edilir. Ardından tahminlemedeki değerlerle oluşan hataya göre ağırlar güncellenir ve eğitim ağına göre gelecek için tahmin verisi oluşturur.

Derin öğrenme LSTM algoritması ile yapılan tahminlemede Almanya için 23 ve Türkiye için 21 adet veri girişleri kullanılmıştır. Her veri girişi için derin öğrenmede LSTM Regresyon algoritması kullanılarak eğitim yapılmıştır. Yapılan tüm eğitimlerde, RMSE (Root Mean Square Error) değerleri en yüksek değerlerine göre elde edilen yüzdesel oranlara kıyasla genel olarak çok düşük değerler sahip oldukları Almanya için Tablo 2 ve Türkiye için Tablo 3'de görülebilir. Derin öğrenme yöntemi ile yapılan çalışmada tüm veriler için hem RMSE değerleri hem de "Loss" eğri değerleri 0'a yakın olarak sonuçlanmıştır. Bu da tahminlemede gerçek değerlere daha yakın hale gelmiş olduğunu göstererek çalışmanın başarısını ortaya koymaktadır. Ayrıca derin öğrenmedeki amaçlardan biri de hata değerlerini minimize etmektir. Derin öğrenme grafiğinde bu durum "Loss" eğrisi ile takip edilir ve yapılan çalışmada tüm veriler için "Loss" eğri değerleri 0'a yakın olarak sonuçlanmıştır.

Tablo 2. Almanya için RMSE değerleri ve RMSE değerlerinin en yüksek değere göre oranları görülmekte

Tanım	MAX	RMSE	RMSE'nin En yüksek değerine göre yüzdesel oranı
Sera Gazı Emisyon	214,90	1,9181	0,892572084
Yenilenebilir Enerji Tüketimi (%)	17,07	0,415	2,431165788
İnsani Gelişmişlik Endeksi	0,94	0,0079	0,841213413
Ormanlaşma	114190,00	29,50	0,025832472
Nüfus	83892362	91365	0,108907411
Gayri Safi Milli Gelir - GSMH	150,40	2,6945	1,791593792
Net Milli Gelir	148,13	1,6013	1,080982985
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla - GSYİH	148,13	2,0027	1,351954427
Tüm Mallara ait Üretici Fiyatları Endeksi	156,28	3,3383	2,136154485
Tüketici Fiyatları Endeksi	131,02	2,3308	1,778975312
Mevsimsellikten Arındırılmış Sanayi Üretimi	117,64	5,2001	4,420175809
Finansal Piyasa Fiyatları Dönem Sonu Endeksi	154,60	0,458	0,296249443
Sanayi Üretimi Ekonomik Faaliyet Endeksi	126,27	9,5943	7,598249244
Uzun Dönem Yatırım Oranları, Yıllık yüzde oranları	10,80	0,2354	2,17962963
Birincil Enerji	30504,83	269,95	0,884928946
Ticaret (% GSYİH)	98,68	2,1918	2,221216482
İthal Endeksi (2015 = 100)	135,10	6,494	4,8066412
Göç Sayısı	40237	647	1,610138656
Ticaret- Avrupa Birliği (% GSYİH)	105,38	2,9622	2,810942643
Ticaret- Orta Avrupa ve Baltık Ülkeleri (% GSYİH)	139,44	2,8228	2,02432317
Ticaret- Avrupa ve Orta Asya (% GSYİH)	95,08	2,9688	3,122535689
Enerji ithal oranı (%)	62,09	0,2241	0,360905691
Yenilenebilir Eleketirk üretimi	214,90	2,2061	1,026590519

Belirtilen veriler için elde edilen LSTM Derin Öğrenme modeli sonuçları, veri setindeki en yüksek değerlere oranla önemli ölçüde düşük RMSE değerleri elde edildi. Bu durum, modelin veriyi etkili bir şekilde öğrendiğini ve düşük hata değerleri elde ettiğini göstermektedir. Elde edilen düşük RMSE değerleri, modelin tahminlerinin gerçek değerlere yakın olduğunu ve genel olarak veri setinde güçlü bir performans sergilediğini göstermektedir. Bu bulgular, LSTM Derin Öğrenme modelinin veriyi başarılı bir şekilde işleyebildiğini ve güvenilir tahminler yapabildiğini ortaya koymaktadır.

Tablo 3. Türkiye için RMSE değerleri ve RMSE değerlerinin en yüksek değere göre oranları görülmekte

Tanım	MAX	RMSE	RMSE'nin En yüksek değerine göre yüzdesel oranı
Sera Gazı Emisyon	103,13	1,79	1,735497222
Yenilenebilir Enerji Tüketimi (%)	24,37	1,0389	4,263028314
İnsani Gelişmişlik Endeksi	0,85	0,0044	0,520502626
Ormanlaşma	221257,50	902,44	0,407869972
Nüfus	84951197	578260	0,680696704
Gayri Safi Milli Gelir - GSMH	117,25	1,4668	1,251027961
Gayri Safi Yurt İçi Hasıla - GSYİH	117,43	1,9891	1,693839015
Tüm Mallara ait Üretici Fiyatları Endeksi	271,00	17,49	6,453204511
Tüketici Fiyatları Endeksi	625,15	72,15	11,54145272
Mevsimsellikten Arındırılmış Sanayi Üretimi	211,34	17,56	8,306708832
Sanayi Üretimi Ekonomik Faaliyet Endeksi	238,67	24,4698	10,25239306
Birincil Enerji	13187,42	355,1154	2,692835215
Ticaret (% GSYİH)	80,50	4,6693	5,800520054
İthal Endeksi (2015 = 100)	128,13	4,0169	3,134902482
Göç Sayısı	58595	1513	2,582116892
Ticaret- Avrupa Birliği (% GSYİH)	105,38	2,52	2,391322483
Ticaret- Avrupa ve Orta Asya (% GSYİH)	95,08	2,8342	2,980965592
Ticaret- Orta Doğu ve Kuzey Afrika (% GSYİH)	91,33	2,1103	2,310688102
Enerji İthalat Oranı (%)	75,34	0,1359	0,18037326
Yenilenebilir Elektrik Üretimi	46,18	1,943	4,207391639

4.2. YSA – NARX Modeli Sonuçları

Yapay Sinir Ağları (YSA) ile gerçekleştirilen çalışmada, sera gazı emisyon değerleri hedef veri olarak belirlenirken, LSTM ile gerçek veriler ile elde edilen gelecek tahmini veriler bir arada kullanılarak NARX modeli için girdi verisi olarak kullanılmıştır. Bu aşamada Matlab programında mevcut "ntstool" uygulaması ile ilgili ülke için LSTM algoritması kullanılarak derin öğrenme yöntemi ile gelecek tahminlemesi verileri hesaplandı. Ardından, LSTM algoritması ile hesaplanan gelecek tahmin veriler ile tüm giriş verileri kullanıldı. Aynı zamanda hedef veri olan yenilenebilir enerji tüketim verileri ile sera gazı emisyon verileri kullanılarak gelecek tahminler dahil mevcut tahminler ile gerçekleştirildi.

Bu çalışmanın ana amacı, ilgili ülke için yenilenebilir enerji tüketim ile sera gazı emisyon hesaplamasına etki eden faktörleri bir araya getirip, bu faktörler arasındaki ilişkiyi yapay sinir ağı kullanarak başarılı bir şekilde kurmaktır. Yapay sinir ağı yöntemi kullanılarak (Bayes) Bayesian Regülasyon eğitim algoritması ile zaman serili NARX sinir ağı modeli incelendi. Matlab "ntstool" ile "NARX Neural Network" uygulaması seçildikten sonra kullanılan zaman serili giriş veri sayısı, 20 adet gizli katman ve 2 adet çıkış katmanı kullanıldı. Kullanılan zaman serili veri giriş adedi Almanya için 21 adet iken Türkiye için 19 adettir.

Ocak 2023'ten itibaren, derin öğrenme alanında LSTM algoritması kullanılarak önceden tahmin edici veri elde edildi. Bu tahmin veri seti, Ocak 2023'ten itibaren 63 ayı kapsayacak şekilde elde edildikten sonra mevcut veri seti ile birleştirildi. Yapay sinir ağı (YSA) için sera gazı emisyon verileri

"ntstool" ortamında çıktı değişkeni olarak kullanıldı, diğer tüm veri değişkenleri ise tahmin modellemesi için girdi olarak kullanıldı. Çıkış verisi olarak kullanılan "Yenilenebilir Enerji Tüketim" oranlarına ait verilerde ise Ocak 2021'den itibaren 87 ayı kapsayacak tahminleme yapıldı.

Yapay sinir ağları ile yüzde 75'lik veri ile eğitim için kullanılmış, yüzde 15'lik veri ile doğrulama yapmak ve yüzde 15'lik kalan veri ile de test yapmak için kullanılmıştır. Regresyon "R" değeri, çıkış verileri ile hedef veri arasındaki korelasyonu ölçerek iki veri arasındaki ilişkiyi değerlendirir. Eğer "R" değeri 1'e yakın bir değerse, çıkış verileri ile hedef veri arasında güçlü bir ilişki olduğu düşünülür. Bu durumda, verilerin benzer bir eğilimle değiştiği ve tahminin doğru olduğu söylenebilir. Öte yandan, "R" değeri 0'a yakınsa, çıkış verileri ile hedef veri arasında zayıf bir ilişki veya rastgele bir ilişki olduğu düşünülür. Bu durumda, tahminin doğruluğu düşük olabilir ve daha fazla analiz yapılması gerekebilir. Hem eğitim hem de test için kullanılan çıkış verileri ile hedef veriler arasındaki korelasyon sonucu ortaya çıkan Regresyon değerleri Tablo 4'de görülmektedir.

Tablo 4. Almanya ve Türkiye için "Sera Gazı Emisyon" ve "Yenilenebilir Enerji Tüketimi" için NARX modeli ile veri tahminlemesi sonucu elde edilen R değerleri

Ülkeler	Tanım	R değerleri
Almanya	R (Eğitim)	0.99987
	R (Test)	0.99844
	R (Hepsi)	0.99962
Türkiye	R (Eğitim)	0.09998
	R (Test)	0.99744
	R (Hepsi)	0.99965

Hem sera gazı emisyon verileri hem de yenilenebilir enerji tüketim verileri yapay sinir ağı (YSA) NARX modeli tarafından üretilen tahminler, gerçek verileri ile karşılaştırıldığında dikkate değer bir uyum sergiledi. Sera gazı emisyonu ve yenilenebilir enerji tüketimi ile ilgili 2010 yılına ait bulgular, Almanya ve Türkiye için Tablo 5 ve Tablo 6'te görsel olarak sunulmuştur.

Tablo 5. Almanya için 2010 yılına ait aylara göre hem gerçek hem de YSA - NARX model sonrası elde edilen "Mton CO₂e" cinsinden tahmini sera gazı emisyon verileri karşılaştırılması

Ay (2010)	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12
NARX	93,48	122,37	103,45	60,67	37,51	85,05	112,81	141,49	74,96	39,00	19,15	46,65
Gerçek Veri	94,10	122,33	103,51	65,87	37,64	84,69	112,92	141,15	75,28	37,64	18,82	47,05
Hata Oranı	0,65	-0,03	0,06	7,89	0,35	-0,42	0,10	-0,24	0,43	-3,61	-1,77	0,85

Tablo 6. Türkiye için 2010 yılına ait aylara göre hem gerçek hem de YSA - NARX model sonrası elde edilen "Mton CO₂e" cinsinden tahmini sera gazı emisyon verileri karşılaştırılması

Ay (2010)	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12
NARX	42,51	55,26	46,76	26,78	17,00	38,26	50,95	63,82	33,99	17,02	8,53	21,23
Gerçek Veri	42,51	55,26	46,76	29,76	17,00	38,26	51,01	63,77	34,01	17,00	8,50	21,26
Hata Oranı	0,01	0,01	0,01	9,99	0,04	0,00	0,13	-0,09	0,07	-0,08	-0,32	0,13

4.3. NARX ve LSTM Sera Gazı Emisyonu Tahminlemelerinin Karşılaştırılması

Derin Öğrenme LSTM algoritması yöntemiyle elde edilen tahmin verileri gerçek verilerle beraber Matlab'de NARX modeli kullanılarak elde edilen girdi verileriyle karşılaştırıldığında, aşağıdaki

grafiktende gözlemleneceği üzere, girdi verileri ile Sera Gazı Emisyonu ve Yenilenebilir Enerji Tüketimi arasında açık bir ilişki görülmektedir. LSTM algoritması ve Derin Öğrenme ile elde edilen geleceğe yönelik tahmin verileri, "ntstool" kullanılarak elde edilen Yapay Sinir Ağı (YSA) modeli tahmini verileriyle karşılaştırıldı. Bu karşılaştırmaya dayanarak, girdi verileri ile Sera Gazı Emisyonları ve Yenilenebilir Enerji Tahminleri arasında net bir ilişki kurulabileceği gözlemlenebilir. Tablo 7'da, 2001'den 2023'e kadar olan dönem için Almanya ve Türkiye için yıllık gerçek sera gazı emisyonu değerleri ile YSA-NARX modeli kullanılarak elde edilen tahmini değerler arasındaki karşılaştırma ve benzerlik, ilgili hata oranları ile birlikte gözlemlenebilir. Ayrıca, Tablo 8'de 2023-2027 dönemi için YSA-NARX modeli ve LSTM tahmini değerleri arasında bir karşılaştırma ve benzerlikte görülmektedir.

Table 7. 2001-2022 yılları arası 'Mton CO₂e' birimi olarak "Sera Gazı Emisyon" gerçek veriler ile YSA-NARX modeli ile tahminleme sonuçları

Yıl	Almanya Sera Gazı Emisyonu			Türkiye Sera Gazı Emisyonu		
	YSA - NARX Model ile Tahmini Değerler	Gerçek Değerler	Hata Payı	YSA - NARX Model ile Tahmini Değerler	Gerçek Değerler	Hata Payı
2001	1044,311	1043,584	-0,1	302,052	301,449	-0,2
2002	1030,758	1025,209	-0,5	307,563	307,473	0,0
2003	1016,705	1023,853	0,7	320,342	321,175	0,3
2004	1010,205	1007,114	-0,3	325,146	325,047	0,0
2005	984,640	983,713	-0,1	337,108	336,515	-0,2
2006	993,981	989,832	-0,4	372,055	372,464	0,1
2007	955,278	958,434	0,3	403,644	402,024	-0,4
2008	955,717	960,193	0,5	401,069	400,370	-0,2
2009	897,398	896,257	-0,1	407,752	408,231	0,1
2010	936,581	940,996	0,5	422,092	425,107	0,7
2011	909,494	912,983	0,4	449,795	449,744	0,0
2012	929,719	925,560	-0,4	481,067	482,089	0,2
2013	936,633	942,981	0,7	478,645	479,319	0,1
2014	904,963	902,899	-0,2	512,756	506,612	-1,2
2015	905,175	908,132	0,3	520,997	521,915	0,2
2016	909,227	910,205	0,1	552,694	551,565	-0,2
2017	889,994	893,940	0,4	597,256	597,557	0,1
2018	866,608	864,585	-0,2	603,721	603,861	0,0
2019	806,032	810,271	0,5	588,189	593,466	0,9
2020	752,258	751,339	-0,1	614,553	614,494	0,0
2021	793,293	792,453	-0,1	664,420	666,796	0,4
2022	771,830	784,005	1,6	685,735	687,526	0,3

Table 8. 2023-2027 yılları arası 'Mton CO₂e' birimi olarak "Sera Gazı Emisyon" ile ilgili YSA-NARX modeli ile Derin Öğrenme – LSTM modeli ile tahminleme sonuçlarının karşılaştırılması

Almanya Sera Gazı Emisyonu	Türkiye Sera Gazı Emisyonu
----------------------------	----------------------------

Yıl	YSA - NARX Model ile Tahmini Değerler	Derin Öğrenme - LSTM Model ile Tahmini Değerler	LSTM'e göre Hata Payı	YSA - NARX Model ile Tahmini Değerler	Derin Öğrenme - LSTM Model ile Tahmini Değerler	LSTM'e göre Hata Payı
2023	875,230	873,209	-0,2	602,666	599,346	-0,6
2024	818,241	830,947	1,5	592,959	592,920	0,0
2025	785,036	782,414	-0,3	605,907	604,796	-0,2
2026	783,524	799,204	2,0	654,233	647,451	-1,0
2027	794,315	799,227	0,6	675,810	676,802	0,1

Tablo 9'de, 2001'den 2021'e kadar olan dönem için Almanya ve Türkiye için yıllık gerçek yenilenebilir enerji tüketimi değerleri ile YSA-NARX modeli kullanılarak elde edilen tahmini değerler arasındaki karşılaştırma ve benzerlik, ilgili hata oranları ile birlikte gözlemlenebilir.

Tablo 9. 2001-2020 yılları arası toplam enerji tüketimi içinde “Yenilenebilir Enerji Tüketimi” oranı ile ilgili gerçek veriler ile YSA-NARX modeli ile tahminleme sonuçları

Yıl	Almanya Yenilenebilir Enerji Tüketimi			Türkiye Yenilenebilir Enerji Tüketimi		
	YSA - NARX Model ile Tahmini Değerler	Gerçek Değerler	Hata Payı	YSA - NARX Model ile Tahmini Değerler	Gerçek Değerler	Hata Payı
2001	4,356	3,900	-11,7	18,111	18,120	0,0
2002	4,551	4,410	-3,2	17,430	17,490	0,3
2003	5,434	5,440	0,1	16,402	16,290	-0,7
2004	6,465	6,340	-2,0	16,723	16,780	0,3
2005	7,267	7,280	0,2	15,353	15,340	-0,1
2006	8,770	8,590	-2,1	14,152	14,230	0,6
2007	10,298	10,470	1,6	12,532	12,480	-0,4
2008	10,284	10,250	-0,3	12,537	12,530	-0,1
2009	10,485	10,720	2,2	13,108	13,120	0,1
2010	11,631	11,610	-0,2	14,199	14,210	0,1
2011	12,648	12,540	-0,9	12,697	12,680	-0,1
2012	13,625	13,640	0,1	13,044	13,030	-0,1
2013	13,651	13,630	-0,2	13,735	13,800	0,5
2014	13,772	14,020	1,8	11,549	11,510	-0,3
2015	14,208	14,550	2,3	13,388	13,340	-0,4
2016	14,279	14,240	-0,3	13,132	13,230	0,7
2017	15,246	15,220	-0,2	11,463	11,400	-0,6
2018	16,093	16,040	-0,3	11,852	11,830	-0,2
2019	16,859	17,070	1,2	14,145	14,120	-0,2
2020	14,732	14,329	-2,8	14,203	14,195	-0,1

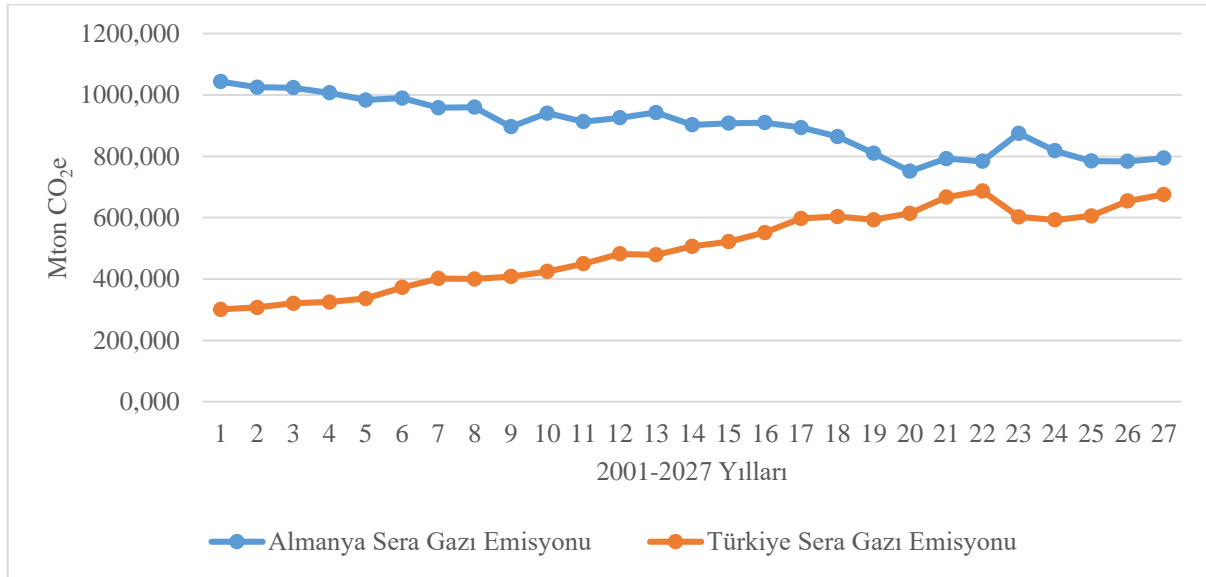
Ayrıca, Tablo 10'da 2021-2027 dönemi için YSA-NARX modeli ve LSTM tahmini değerleri arasında bir karşılaştırma ve benzerlikde görülmektedir.

Table 10. 2021-2027 yılları arası toplam enerji tüketimi içinde “Yenilenebilir Enerji Tüketimi” oranı ile ilgili YSA-NARX modeli ile Derin Öğrenme – LSTM modeli ile tahminleme sonuçlarının karşılaştırılması

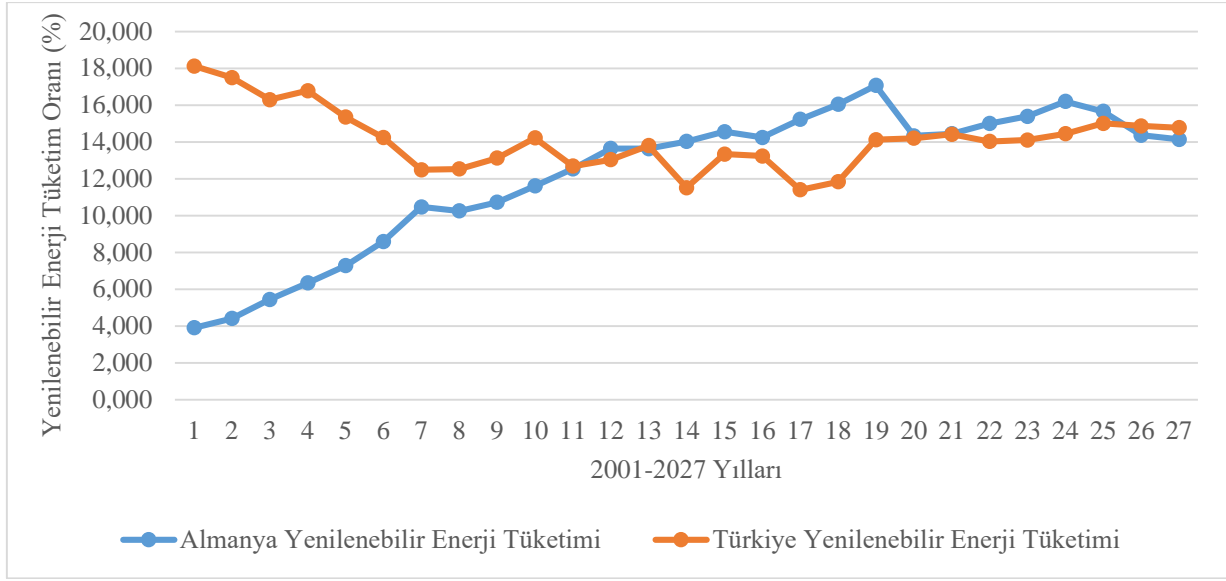
Yıl	Almanya Yenilenebilir Enerji Tüketimi			Türkiye Yenilenebilir Enerji Tüketimi		
	YSA - NARX Model ile Tahmini Değerler	Derin Öğrenme - LSTM Model ile Tahmini Değerler	LSTM'e göre Hata Payı	YSA - NARX Model ile Tahmini Değerler	Derin Öğrenme - LSTM Model ile Tahmini Değerler	LSTM'e göre Hata Payı
2021	14,440	14,120	-2,3	14,415	14,436	0,1
2022	15,000	14,874	-0,8	14,025	13,980	-0,3
2023	15,388	15,571	1,2	14,104	13,818	-2,1
2024	16,197	16,416	1,3	14,443	14,419	-0,2
2025	15,661	15,731	0,4	15,008	14,993	-0,1
2026	14,360	14,267	-0,6	14,867	14,931	0,4
2027	14,132	14,364	1,6	14,768	14,716	-0,4

Almanya ve Türkiye için, 'ntstool' aracı kullanılarak elde edilen YSA - NARX modeli ile 2001'den 2025'e kadar yapılan tahminlemelere ait sera gazı emisyon değerleri Şekil 5'de ve Yenilenebilir Enerji Tüketim değerleri ise Şekil 6'da sunulmuştur.

Şekil 5. Almanya ve Türkiye için "Mton CO₂e" birimi olarak YSA - NARX modeli ile 2001'den 2025'e kadar yapılan tahminlemelere ait sera gazı emisyon değerleri



Şekil 6. Almanya ve Türkiye için toplam enerji tüketimi içinde YSA - NARX modeli ile 2001'den 2025'e kadar yapılan tahminlemelere ait "Yenilenebilir Enerji Tüketimi" oranı



5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Çalışma sürecinde, her bir ülkenin uygun ve yeterli verilerini elde etmek için çeşitli kaynaklardan yapılan çalışmalarla veri toplandı ve analiz edildi. Bu veriler arasında sera gazı emisyonları, yenilenebilir enerji tüketim oranları, insani gelişme endeksi, finansal ve ekonomik göstergeler, hem ülke hem de ülkelerin ilişkili olduğu bölgesel ticari göstergeler, nüfus ve göç istatistikleri, enerji verileri ile ağaçlandırma alanları yer almaktadır. Bu sayede, çalışma kapsamında yer alan ülkelerin sera gazı emisyonları ve yenilenebilir enerji tüketim oranlarının diğer önemli verilerle beraber sürdürülebilir kalkınma için, ilişkili verilerin bir araya getirilerek planlanma yapıldı. Enerji, sürdürülebilir kalkınma çabalarında kritik bir role sahiptir. Bu nedenle, bir çok alanda entegre bir yaklaşım benimsendi.

Çalışma, Türkiye ve Türkiye ile ticari ilişkisi yüksek olan avrupa ülkelerinden olan Almanya örnek olarak kullanılmıştır. Bu örnekler, iklim değişikliği ve sürdürülebilirlik konularında önemli bir rol oynayan ülkelerdir. Çalışma sürecinde, her bir ülkenin sera gazı emisyonu, yenilenebilir enerji tüketimi, ekonomik göstergeler, nüfus gibi kullanılan tüm veriler için ayrı ayrı değerlendirilerek zaman serileri oluşturulmuştur. Ardından, bu veriler derin öğrenme yöntemlerinden LSTM algoritması kullanılarak tahmin edilmiş ve ardından gelecek için yapılan tahminlerde dahil edilerek tüm veriler entegre bir şekilde kullanılarak yapay sinir ağı NARX modeli ile desteklenmiştir. Sonuçlar, ülkelerin sera gazı emisyon tahminleri ve yenilenebilir enerji tüketimi ile gelecekteki olası eğilimleri hakkında önemli bilgiler sağlamış ve gelecekteki politika ve strateji oluşturulmasına, enerji yönetimine ve sürdürülebilir kalkınma hedeflerine ulaşılması açısından önemli katkılar sunması beklenmektedir.

Araştırma sürecinde, her bir ülke için sera gazı emisyonları, ekonomik ve finansal koşullar, birincil ve yenilenebilir enerji tedarikleri, nüfus, göç ve ağaçlandırma gibi faktörler başta olmak üzere çeşitli veriler ayrı ayrı değerlendirilerek zaman serisi verileri oluşturuldu. Bu araştırma, önceki çalışmalardan farklı olarak, hem sera gazı emisyon hem de yenilenebilir enerji tüketim oranları bir ortak çıktı olarak değerlendirmiş ve ülkelerin hem kendi içindeki ticari durumları hem de ilişkili oldukları bölge ile ilgili bölgesel ticari durumları gibi faktörler ile daha geniş bir veri yelpazesini içeren çok faktörlü bir yaklaşımı tanıtmıştır.

Metod yönünden çalışma sonuçları dikkate alındığında LSTM - düşük RMSE değerleri ve Matlab "nntool" aracıyla kullanılan NARX model ile korelasyon değerlerinin 1'e yakın olması, çalışmanın etkinliğini göstermektedir. Ayrıca, NARX modeli ile ilişkili veriler biraraya getirilerek başarılı tahminler yapıldığı görülmüştür. Çalışma sonunda NARX modeli sonucu ortaya çıkan yıl bazında hem sera gazı emisyon değerleri hem de yenilenebilir enerji tüketimi verilerinin tahmini değerleri ile gerçek verilerle kıyaslandığında çalışmanın başarılı tahminler yaptığı görülmüştür.

Ülke bazında çalışma sonuçlarına bakıldığında Almanya'nın belirli bir eğimle sera gazı emisyonu azaltma ve yenilenebilir enerji tüketimini ise artırma yönünde tahminlere ulaşılmıştır. Almanya'nın küresel ısınma ile mücadelede yenilenebilir enerjiye verdiği önem, fosil yakıtlardan uzaklaşma ve sürdürülebilir kalkınma için alınan ekonomik ve politik kararların başarılı sonuçlar elde etmeye yönelik olduğu görülmektedir. Ayrıca, Almanya ve Türkiye'nin pandemi dönemiyle birlikte sera gazı emisyonlarındaki değişimlerde yavaşladığı görülmüş, bu da dünyada pandemi sonrası oluşan siyasi, ticaret ve ekonomik sorunların artmasının ülke içlerindeki hedeflere ulaşmada engel olmak için etkin olduğunu gösterme niteliği taşıyabilir. Çalışma, Türkiye ve Almanya'nın 2050 "net sıfır" hedeflerine uzak oldukları olarak görülmüştür. Sürdürülebilir kalkınma hedeflerine ulaşmak için yapay zekadan faydalanarak gelecek tahminleme mekanizmalardan faydalanmanın önemini ortaya koymaktadır.

Yeşil enerji ve sera gazı emisyonlarının analizi ve tahmininde daha kapsamlı sonuçlar elde etmek için birkaç öneri sunulabilir. Bunlardan biri, "Derin Öğrenme" ve benzeri YSA algoritmalarıyla elde edilen başarılı sonuçlar göz önünde bulundurulduğunda, bu alandaki ilerlemeyi artırmak ve daha kapsamlı sonuçlara ulaşmak için ileri düzeyde yapay zeka teknikleri kullanılabilir. Ayrıca, yeşil enerji üzerine etkili politikalar oluşturmak için daha detaylı veriler ile analizler yapılabilir ve bu analizlerin sonuçlarına dayanarak politika geliştiriciler, makina öğrenme metodları ile elde edilen tahminlerden faydalanarak daha etkin stratejiler belirleyebilirler.

KAYNAKÇA

Alcántara, A., Galván, I. M., & Aler, R. (2023). Deep neural networks for the quantile estimation of regional renewable energy production. *Applied Intelligence*, 53(7), 8318-8353.

Avcı, A.S., 2014, Batman Üniversitesi Dersliklerinde İç Hava Kalitesinin Araştırılması, Master's Thesis, *Batman Üniversitesi*, Batman.

Aydın, S. G. ve Aydoğdu, G., 2022, Makine Öğrenmesi Algoritmaları Kullanılarak Türkiye ve AB Ülkelerinin CO2 Emisyonlarının Tahmini, *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (37), 42-46.

Birleşmiş Milletler, 2023, *Basic Data Selection* [online], <https://unstats.un.org/unsd/snaama/Basic>, Erişim Tarihi: 19 Şubat 2023

Bolin, B. ve Doos, B. R., 1989, Greenhouse Effect.

European Union, Official Website, *Global Greenhouse Gas Emissions* [online], https://edgar.jrc.ec.europa.eu/dataset_ghg70#p3, Erişim Tarihi: 24 Şubat 2023

Güler, Y., 2018, Sera Gazları, *İklim Değişikliğinde Sera Gazı Emisyonlarının Rolü ve Emisyon Ticareti*, ISHAD, 517-527.

International Monetary Fund (IMF), 2023, *IMF Data Access to Macroeconomic & Financial Data* [online], <https://data.imf.org/?sk=388dfa60-1d26-4ade-b505-a05a558d9a42&sId=1479329328660>, Erişim Tarihi: 24 Ocak 2023

Karakurt, İ. ve Aydın, G., 2015, Kömür Kaynaklı CO₂ Emisyonlarının Tahminine Yönelik Model Geliştirilmesi: BRICS-T Ülkeleri Örneği, *Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi*, 10(1), 214-229.

Korkmaz, K., 2007, Küresel Isınma ve Tarımsal Uygulamalara Etkisi, *Alatırım Dergisi*, 2007, 6.2: 43-49.

Levinson, D., 2020, Logistic Curve Models of CO₂ Accumulation. Findings.

Liu, W., McKibbin, W. J., Morris, A. C. and Wilcoxon, P. J., 2020, Global Economic and Environmental Outcomes of the Paris Agreement, *Energy Economics*, 90, 104838.

Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023, *Primary energy supply* [online], <https://data.oecd.org/energy/primary-energy-supply.htm>, Erişim Tarihi: 21 Şubat 2023

Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023, *Net national income* [online], <https://data.oecd.org/natincome/net-national-income.htm>, Erişim Tarihi: 19 Şubat 2023

Organisation for Economic Co-operation and Development, 2023, *Monthly Monetary and Financial Statistics (MEI)* [online], <https://stats.oecd.org/index.aspx?queryid=6779>, Erişim Tarihi: 20 Şubat 2023

The MathWorks, Inc., 2023, *How Machine Learning Works* [online], <https://www.mathworks.com/discovery/machine-learning.html#:~:text=Machine%20learning%20uses%20two%20types,intrinsic%20structures%20in%20input%20data.>, Erişim Tarihi: 05 Mart 2023

The World Bank Group, 2023, *DataBank - World Development Indicators* [online], <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators> [online], Erişim Tarihi: 10 Ekim 2023

The World Bank Group, 2023, *Forest area (sq. km)* [online], <https://data.worldbank.org/indicator/AG.LND.FRST.K2>, Erişim Tarihi: 19 Şubat 2023

Organisation for Economic Co-operation and Development (United Nations Expanded Programme), 2023, *Human Development Index (HDI)* [online], <https://hdr.undp.org/data-center/human-development-index#/indicies/HDI>, Erişim Tarihi: 17 Şubat 2023

United Nations, 2022, *The Paris Agreement* [online], <https://www.un.org/en/climatechange/paris-agreement>, Erişim Tarihi: 07 Haziran 2022

Yao, Z., Lum, Y., Johnston, A., Mejia-Mendoza, L. M., Zhou, X., Wen, Y., ... & Seh, Z. W. (2023). Machine learning for a sustainable energy future. *Nature Reviews Materials*, 8(3), 202-215.

Wikimedia Foundation, Inc., 2023, *Charles David Keeling* [online], https://en.wikipedia.org/wiki/Charles_David_Keeling, Erişim Tarihi: 15 Şubat 2023