

# Yapay Sinir Ağları ve Üstel Düzleştirme Yöntemi ile Türkiye'deki CO<sub>2</sub> Emisyonunun Zaman Serisi ile Tahmini

Erkan Özhan<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> Tekirdağ Namık Kemal Üniversitesi, Çorlu Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Tekirdağ, Türkiye (ORCID: 0000-0002-3971-2676)

(İlk Geliş Tarihi 18 Mart 2020 ve Kabul Tarihi 26 Mayıs 2020)

(DOI: 10.31590/ejosat.705666)

**ATIF/REFERENCE:** Özhan, E. (2020). Yapay Sinir Ağları ve Üstel Düzleştirme Yöntemi ile Türkiye'deki CO<sub>2</sub> Emisyonunun Zaman Serisi ile Tahmini. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (19), 282-289.

## Öz

Sera gazlarının atmosferdeki miktarı gün geçtikçe artmaktadır. Bu artışın başta küresel ısınma olmak üzere neden olduğu çok sayıda olumsuz etki ortaya çıkmaktadır. Geleceğe dönük sera gazı emisyonunun tahminlenmesi özellikle karar alıcılar ve CO<sub>2</sub> salımında payı olan sektörler açısından bakıldığında bu salının azaltılması ve alternatif kaynakların aranması için cesaret verici olabilir. Zaman serileri zaman düzleminde düzenli olarak belirli aralıklarla elde edilmiş verilerin literatürdeki adıdır ve bu serilerin analizinin nasıl inceleyen süreçlere ise zaman serisi analizi denir. Araştırmada Türkiye'ye ait sera gazı emisyonu (CO<sub>2</sub> eşdeğeri) değerlerini içeren Dünya Bankası veri tabanındaki 55 yıllık verileri içeren veri seti kullanılmıştır. Bu veri seti içerisindeki yapay sinir ağları ve üstel düzleştirme yöntemleri ile faydalı örüntüler elde edilmesi amaçlanmıştır. Analizler için zaman serisi formatına dönüştürülen veri seti daha sonra eğitim ve test verisi olarak iki bölüme ayrılmıştır. Zaman serisi tipindeki eğitim verileri üstel düzleştirme yöntemini temel alan Holt'un lineer trend modeli ve yapay zekanın alt dallarından biri olan yapay sinir ağları (YSA) ile analizi edilmiştir. Bu analizler sonucunda ortaya çıkan modellere göre eğitim ve test verileri üzerinden tahmin modelleri elde edilmiştir. YSA'nın ve Holt'un lineer trend yönteminin test verileri için ortaya koyduğu tahminler ile modelleri değerlendirmek için RMSE, MAPE gibi değerlendirme metrikleri elde edilmiştir. Bu değerlere göre iki model karşılaştırılmış ve en az hata oranına sahip modelin YSA olduğu tespit edilmiştir. Çalışmada elde edilen bulgulara göre YSA 0.1607'luk RMSE değeri ile, Holt'un liner trend yöntemine göre çok daha az hata oranına sahiptir. YSA'nın daha doğru tahminler yapacağı bulgusu elde edildikten sonra bu yöntemin önerdiği model kullanılarak 2021 yılına kadar tahminler gerçekleştirılmıştır. Model Türkiye için 2021 yılı sera gazı eşdeğeri CO<sub>2</sub> emisyonunu 366,3972 milyon ton olarak tahminlemiştir. Araştırmada görülen bir diğer sonuç ise CO<sub>2</sub> emisyonunun dalgalı bir seyir izlediği ancak genel olarak yükselme eğiliminde olduğunu söylemektedir.

**Anahtar Kelimeler:** Zaman serisi, yapay sinir ağları, üstel düzleştirme, Türkiye, CO<sub>2</sub>.

## Estimation Of CO<sub>2</sub> Equivalent Greenhouse Gas Emissions In Turkey By Artificial Neural Networks And Exponential Smoothing Method

### Abstract

The amount of greenhouse gases in the atmosphere is increasing day by day. This increase is caused primarily by global warming, resulting in numerous negative effects. Predicting future greenhouse gas emissions can be encouraging, especially in terms of decision makers and sectors with a share in CO<sub>2</sub> emissions, to reduce this emission and to seek alternative sources. Time series is the name in the literature of the data obtained regularly at regular intervals on the time plane, and the processes that examine how these series are analyzed are called time series analysis. The study used a data set containing 55 years of data from the World Bank database containing the greenhouse gas emissions (CO<sub>2</sub> equivalent) values of Turkey. It is aimed to obtain useful patterns from this data set with artificial neural networks and exponential smoothing methods. The data set, which was converted to time series format for analysis, was then divided into two parts as training and test data. The training data in the time series type was analyzed using Holt's linear trend model, which is based on the exponential smoothing method, and artificial neural networks (NSA), which is one of the

\* Sorumlu Yazar: Tekirdağ Namık Kemal Üniversitesi, Çorlu Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Müh. Bölümü, Tekirdağ, Türkiye, ORCID: 0000-0002-3971-2676, [erkanozhan@gmail.com](mailto:erkanozhan@gmail.com)

sub-branches of artificial intelligence. As a result of these analyses, prediction models were obtained based on training and test data. Assessment metrics such as RMSE, MAPE were obtained to evaluate the models with the predictions of ANN and Holt's linear trend method. According to these values, two models were compared and it was determined that the model with the least error rate was ANN. According to the findings obtained in the study, YSA has RMSE value of 0.1607 and it has a much lower error rate compared to Holt's linear trend method. After finding that the YSA would make more accurate predictions, estimates were obtained by 2021 using the model proposed by this method. The Model estimated Turkey's greenhouse gas equivalent to CO<sub>2</sub> emissions in 2021 at 366,3972 million tons. Another result seen in the research is that CO<sub>2</sub> emissions follow a fluctuating course but tend to increase in general.

**Keywords:** Time series, artificial neural networks, greenhouse, data mining, CO<sub>2</sub>.

## 1. Giriş

Tarihin başlangıcından beri, insanlar Dünya'yı kendi çıkarları için kullanma yeteneğine sahiptirler ve günümüzde nüfustaki hızlı artış, işletmelerin artan yoğunluğu Dünya'yı küresel ölçekte değiştirmektedir (Keeling, 1997). Atmosfer tüm canlıların paylaştığı temel gazları ihtiva eder. Bu gazları çok sayıda canlı değişik amaçlar için kullanmaktadır. Karbondioksit bu gazlardan biridir ve Cambridge sözlükte "yanma veya insan, hayvan solunumu ile oluşan bir sera gazı" olarak tanımlanmıştır (Cambridge, 2020). EPA (Environmental Protection Agency)'ya göre CO<sub>2</sub>, atmosferde doğal olarak bulunan, fosil yakıtların ve biyokütlenin yanmasının yanı sıra arazi kullanımındaki değişiklikler ve diğer endüstriyel süreçlerin bir yan ürünü olarak ortaya çıkan, dünyanın radyasyon dengesini etkileyen başlıca insan kaynaklı sera gazıdır (U.S. Environmental Protection Agency, 2019).

Karbondioksit, insan faaliyetleri sonucu ortaya çıkan, üretilen en bol maddedir ve sera etkisinin artmasından kaynaklanan riskli durumları önlemek için atmosferde daha fazla birikiminden kaçınılmalıdır (Sun, 2004). Bu çalışmanın anlaşılırlığını artırmak için iklim kavramını da tanımlamak faydalı olabilir. Atmosferik karakteristiklerin olasılıksal dağılımı "climate-iklim" olarak tanımlanabilir (Nordhaus, 1977). CO<sub>2</sub> ile sıklıkta bir arada kullanılan bir diğer terim ise "Greenhouse-sera" kelimesidir. Bu terim ilk olarak evlerin izolasyonunda cam kullanılması sonucu ortaya çıkmıştır ve "glasshouse" olarak ta bilinmekle birlikte, zamanla camın yerini plastikin almasıyla yaygın olarak "greenhouse-sera" terimi kullanılmaktadır (Zhang, 2003). Dünya'daki karbonu etkileyen ve dolayısıyla atmosferik karbondioksit konsantrasyonunu kontrol eden tüm süreçlerin toplamına ise "karbon döngüsü" adı verilir (Keeling, 1997). Emisyon, bir maddenin (genellikle iklim değişikliği konusuna atıfta bulunurken bir gaz) atmosfere salınması olarak tanımlanır (U.S. Environmental Protection Agency, 2019). Emisyon faktörü, genellikle kirleticinin ağırlığının, birim ağırlığın, hacmin, mesafenin veya kirleticiyi yayan aktivitenin süresine bölünmesiyle ifade edilir (Cheremisinoff, 2011). Emisyon genellikle (metrik) ton yıl-1 olarak ifade edilir.

Küresel çevre sorunları, özellikle atmosferde giderek artan karbondioksit birikiminin neden olduğu küresel ısınma, günümüzde insanlar için olduğu kadar küresel sürdürülebilirlik için de önemli bir sorun haline gelmiştir (Park, Chang, & Lee, 2004). Mevcut atmosferik CO<sub>2</sub> artısına CO<sub>2</sub> emisyonları neden olmaktadır ve bu emisyonların yaklaşık dörtte üçü fosil yakıt yanmasından kaynaklanmaktadır (Lead et al., 2018). Konsantrasyon ise belirli bir hacim veya ağırlıktaki hava, su, toprak veya diğer ortamda kimyasal madde miktarı olarak tanımlanmaktadır (U.S. Environmental Protection Agency, 2019). Atmosferdeki CO<sub>2</sub> miktarını neyin kontrol ettiğini ve dolayısıyla sera etkisi üzerindeki etkisini anlamak için, atmosferdeki konsantrasyonunu etkileyen ve bundan etkilenen tüm süreçler ele alınmalıdır (Keeling, 1997). Küresel çevre sorunları, özellikle atmosferde giderek artan karbondioksit birikiminin neden olduğu küresel ısınma, günümüzde insanlar için olduğu kadar küresel sürdürülebilirlik için de önemli bir sorun haline gelmiştir (Park et al., 2004). Geniş ölçekte, atmosferik CO<sub>2</sub> konsantrasyonu iklim değişikliğiyle açıkça bağlantılıdır (Bender, Sowers, & Brook, 1997). Küresel ortalama sıcaklıklardaki ve mevsimsel döngüdeki değişiklikler, atmosferik CO<sub>2</sub> konsantrasyonuna güçlü bir şekilde bağlıdır (Thomson, 1997).

Yapay zeka (Artificial Intelligence-AI), insanın öğrenme, akıl yürütme, problem çözme, deneyim kazanma gibi yeteneklerini makinelere aktarmanın nasıl inceleyen ve kendi içerisinde alt dallara ayrılmış popüler bir disiplindir. AI, özellikle tahminler yapmak ve veri setlerine dayalı önerilerde bulunmak, büyük miktarda veriyi yönetmek için çözüm olarak ortaya çıkan güçlü bir araçtır (Kibria et al., 2018). Araştırmada kullanılan yapay sinir ağları (YSA, Artificial Neural Network-ANN) yapay zekanın bir alt dalıdır. YSA insan beyninin sinir sistemi yapısından ve çalışma ilkelerinden esinlenerek geliştirilmiş matematiksel modellerle sınıflandırma, kümeleme vb. problemlerin çözümünü amaçlamaktadır. Biyolojik bir nöron çekirdek, akson ve nöronlardan oluşurken, bunu taklit eden yapay bir nöron nöron gövdesinden ve diğer nöronlarla bağlantılardan oluşur (Livshin, 2019). İlk çalışmalar beyni oluşturan nörolojik hücrelerin (nöron) matematiksel olarak modellenmesi üzerine yoğunlaşmıştır (Efe & Kaynak, 2000). 1949 yılında biyolojik olarak mümkün olan öğrenme işlevinin bilgisayarlar aracılığı ile yapılabilecek şekilde geliştirilmesi ile başlayan süreç 1956 yılında en küçük kareler yöntemini kullanan ADALINE (Adaptif Linear Element) ve Widrow öğrenme algoritmalarının ortaya çıkması ile yeni bir boyut kazanmıştır (Öztemel, 2012). Bu algoritmalar daha sonra geliştirilecek olan YSA algoritmalarına temel oluşturmuştur. Bir YSA girdiler, ağırlıklar, ara katman-lar ve çıktılarından oluşur. ADALINE, ağıń çıktı değerinin beklenen çıktıya en yakın değeri verecek şekilde ağırlıklarının ayarlanması hedeflemektedir. ADALINE yapı olarak tek katmana sahip olduğundan özellikle XOR problemi gibi karmaşık problemleri çözmede başarısız olmuştur. Bu durum YSA için bir duraklama döneme neden olsada MADALINE (Çok katmanlı ADALINE) ağlarının geliştirilmesi ve doğrusal olmayan ilişkiler içeren XOR problemini başarı ile çözmeye iterasyon adı verilen ve ağırlıkları sürekli değiştirerek en ideal ağırlık konfigürasyonunu elde etmeyi sağlayan bir dizi süreci gerçekleştirir. Günümüzde bu süreçler hesaplama kapasitesi ve hızı nedeniyle bilgisayarlar tarafından otomatik olarak yapılmaktadır.

Zaman serileri, büyük ölçüde zamana göre sıralı değerler dizisinden oluşan karmaşık bir veri türüdür ve tip, astronomi, sismografi, ekonomi, klimatoloji vb. gibi geniş bir alanda kullanılmaktadır (Molina, Perez, & Valente, 2016). Zaman serisi, belirli bir dinamik fenomenin özünde olan zaman ait birçok değişkeni içerir ve bu nedenle zaman serileri ekonomik, teknolojik, çevresel ve

sosyal temel özelliklerini yansıtabilir (de Mattos Neto, Cavalcanti, Firmino, Silva, & Vila Nova Filho, 2020). Zaman serilerinin verileri ekonomik, siyasi, sosyal veya daha başka etkenlerin karşılıklı etkileşimi sonucu oluşabilir (Genceli, 2012). Zaman serisi örüntüleri (pattern) ve kuralları araştırma nesnesi olarak zaman serisi verilerini alır (Yao et al., 2020). Zaman serisi analizi zaman düzleminde elde edilmiş veriler üzerinde yapılan her türlü çıkarımsal analizi ifade eder. Zaman serisi analizi ile zamana göre kayıt altına alınmış bir dizi veri içerisindeki trend(egitim)'ler tespit edilerek geleceğe dönük sayısal tahminler öngörlübilir. Bunun yanında zaman serisi analizi sonucunda veri dizisi içerisindeki sezona bağlı değişimler olup olmadığı da tespit edilebilir. Sayısal olarak geleceğe dönük öngörüler elde edilmesi özellikle karar alıcılar ve planlayıcılar için hayatı öneme sahip olabilir. Tahminleme bilinen sonuçlardan model geliştirilerek bilinmeyen sonuçları elde etmeye çalışan süreç ve yöntemlerdir (Aydemir, 2019). Proaktif önlemler almak amacıyla bu değişimin istenilen ölçüde kalması veya artırılması için ek faaliyetler planlanabilir.

Karbondioksit emisyonunu etkileyen veya bundan etkilenen, diğer faktörler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarmaya yönelik çok sayıda çalışma yapılmıştır. Araştırmacılar (Çoban & Şahbaz, 2015), enerji kaynaklı kişi başına karbon emisyonu ile yenilenebilir enerji tüketimi arasında tek yönlü nedensel bir bağlantı olduğunu tespit etmişlerdir. Dertli ve Yinaç (Dertli & Yinaç, 2018), yaptıkları çalışmada yenilenebilir enerji, tüketimi, ekonomik büyümeye, enerji ithalatı ve karbondioksit emisyonu arasında bütünsel ilişki olduğunu tespit etmişlerdir. Mercan, yaptığı çalışmada TÜİK tarafından yayınlanan 1990-2013 dönemine ait sera gazı miktarlarını kullanarak parabolik, küpik ve üstel olarak tahminler yapmış ve 2030 yılına kadar bulgularını paylaşımıştır. Bir diğer çalışmada (Baki, 2017) gelirle karbondioksit emisyonu arasında ters orantılı bir ilişki olduğu belirtilmiştir.

Bu sorunun çözümü için sunulan öneriler arasında kimyasallar üretmek için hamadde olarak CO<sub>2</sub> kullanımını da vardır. Bu çözümün en azından kısa-orta vadeli bir senaryoda, sera gazı emisyonlarının azaltılması üzerinde büyük bir etkisi olmayacağı, ancak karbon yönetiminin ayrılmaz bir parçasıdır (Park et al., 2004).

CO<sub>2</sub> emisyonu ve iklim değişikliği üzerine yapılan değerli çalışmalarda gösteriyorki CO<sub>2</sub> emisyonu önemli bir faktördür ve neden olduğu-olabileceği sorunlar üzerinde gelecek yıllarda seviyelerini YSA ve zaman serisi analizi ile tahminlemek CO<sub>2</sub> emisyonunun kontrol edilmesinde ve gelecekteki etkilerini görmekte anlamlı faydalara sağlayabilir. Bu çalışma 1960-2014 yılı içerisindeki CO<sub>2</sub> salınımı YSA ve zaman serisi yöntemleri ile analiz ederek hem geleceğe dönük tahminler yapmayı amaçlamaktadır. Çalışmada Türkiye'nin 2021 yılına kadar olan 7 yıllık CO<sub>2</sub> emisyonu tahmin edilmeye çalışılmıştır.

## **2. Materyal ve Metot**

Çalışmada kullanılan veriler Dünya Bankası web sayfasından (World Bank Group, 2020) alınmıştır. Verilerin zaman serisi ile analizinde ise R yazılımı kullanılmıştır. R, istatistiksel hesaplama ve grafik için bir dil ve ortamdır, John Chambers ve meslektaşları tarafından Bell Laboratories'de (eski adıyla AT&T, şimdi Lucent Technologies) geliştirilen S dili ve ortamına benzeyen bir GNU projesidir (The R Foundation, 2020). Bu yazılım içerisinde çok sayıda paket adı verilen araç bulunmaktadır. Bu paketlerden "forecast, tseries, fpp2" paketlerindeki "holt, nnetar" fonksiyonları ile tahminler gerçekleştirilmiştir. Veri düzenleme diğer görselleştirme ile analizler için ise R içerisindeki tidyverse, ggplot2, readxl vb. paketlerden faydalانılmıştır. Çalışmada (Holt, 2004<sup>2</sup>)'un doğrusal eğilim (üstel düzeltme) ve yapay sinir ağları olmak üzere iki farklı zaman serisi analizi yaklaşımı kullanılmıştır.

### **2.1. Veri Setinin Hazırlanması**

Çalışmada kullanılan veriler Dünya Bankasının 09-04-2020 tarihinde güncellediği "World Development Indicators (WDI)" başlıklı veri tabanından (World Bank Group, 2020) alınmıştır. Dünya Bankası'nın sağladığı meta veri belgesi (World Bank Group, 2020)'ne göre Karbondioksit (CO<sub>2</sub>), küresel ısınmaya ve iklim değişikliğine katkıda bulunan sera gazlarının en büyük payını oluşturmaktadır ve diğer tüm sera gazlarını (metan (CH<sub>4</sub>), azot oksit (N<sub>2</sub>O), hidroflorokarbonlar (HFC'ler), perflorokarbonlar (PFC'ler), sülflür heksaflorür (SF<sub>6</sub>)) karbon dioksit (veya CO<sub>2</sub>) eşdeğerlerine dönüştürmek bunları karşılaştırmayı ve belirlemeyi mümkün kılar. Bu nedenle çalışmada kullanılan veriler CO<sub>2</sub> eşdeğeri emisyon değerleridir. Dünya bankası verileri kiloton(kt) olarak ölçülmüş ancak bu birim sayısal basamak sayısını çok artırdığından ve grafik üzerinde gösterimi zorlaştırdığından 1000'e bölünerek Mt (Milyon ton)'a dönüştürülmüştür. Türkiye'nin 1960-2014 yılları arasındaki CO<sub>2</sub> eşdeğeri sera gazı emisyonu ölçümleri Tablo 1.'de gösterilmiştir.

*Tablo 1. Türkiye'nin 1960-2014 arası toplam sera gazı emisyonları (CO<sub>2</sub> eşdeğeri-mt) Kaynak: (World Bank Group, 2020)*

Yıl	CO <sub>2</sub>	Yıl	CO <sub>2</sub>	Yıl	CO <sub>2</sub>	Yıl	CO <sub>2</sub>
1960	16820.529	1974	61136.224	1988	126309.815	2002	205685.697
1961	17363.245	1975	65697.972	1989	139316.664	2003	218523.864
1962	21631.633	1976	73721.368	1990	145858.592	2004	225421.491
1963	22669.394	1977	81572.415	1991	148619.843	2005	237390.579
1964	26336.394	1978	77256.356	1992	153108.251	2006	261614.781
1965	27388.823	1979	75576.870	1993	159136.799	2007	284658.209
1966	31547.201	1980	75763.887	1994	156848.591	2008	283979.814

<sup>2</sup> 1957 yayınının tekrar basımıdır.

1967	33523.714	1981	79874.594	1995	171974.966	2009	277844.923
1968	36314.301	1982	86988.574	1996	188205.108	2010	298002.422
1969	38807.861	1983	90541.897	1997	198535.047	2011	320840.498
1970	42639.876	1984	95796.708	1998	200614.236	2012	329560.624
1971	47733.339	1985	106717.034	1999	196771.220	2013	324771.522
1972	53857.229	1986	116881.958	2000	216151.315	2014	345981.450
1973	59486.074	1987	129907.142	2001	194552.685		

Veri seti, Türkiye'nin 1960 ile 2014 yılları arasındaki sera gazı emisyonlarının CO<sub>2</sub> eşdeğerinden oluşmaktadır. Web sitesinden anlaşıldığına göre bu veriler 09-04-2020 yılında güncellenmiş verilerdir. 2014 yılından sonra CO<sub>2</sub> emisyonu değerinin bulunmaması dikkat çekicidir ancak bu durum ile ilgili web sitesinde herhangi bir bilgiye rastlanmamıştır.

## 2.2 Üstel Düzleştirme ile Zaman Serisi Analizi

Zaman serisi analizi bir değişkenin önceki durumlarına göre gelecekteki durumunu tahmin etmekle ilgilenen makine öğrenmesi ve istatistik biliminin alanıdır (Rhys, 2020). Bunun yanında zaman düzleminde görselleştirme ve veriler arasındaki korelasyonların tespiti gibi verileri anlamamıza ve geleceğe dönük tahminler yapmamıza katkı sağlamaktadır. Çalışmada kullanılan verilerin zaman serisi analizinde R yazılımı kullanılmıştır. Veriler MS Excel dosyası halinde elde edilmiş R yazılımı ile data.frame yapısına dönüştürülmüştür. Ardından gerekli bu data.frame R kodları yazılarak zaman serisi (ts) tipine çevrilmiştir.

Elde edilen zaman serisi verisi eğitim ve test olmak üzere iki parçaya bölünmüştür. Eğitim veri setinde 1960 yılı ile 2004 yılı arasındaki sera gazı emisyonları, test veri setinde ise 2005-2014 yılları arasındaki sera gazı emisyonları bulunmaktadır. Veriler kilo ton (kt) birimindedir. Ancak bu birim sayısal basamak olarak çok uzun emisyon değerlerinde olduğundan, tüm emisyon değerleri 1000'e bölünerek 3 basamak kısaltılmıştır. Öncelikle veri setinin zaman serisi olarak grafiği elde edilmiştir.

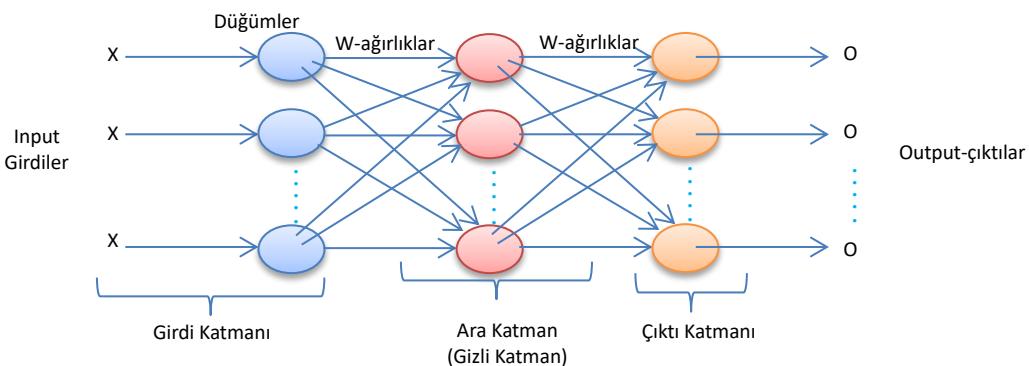
Bir düzleştirilmiş zaman serisi üretmek için en popüler parametrik tahmin tekniğinden biri, üstel düzleştirmedir. Üstel düzleştirme eski gözlemlerin tahmindeki ağırlıklarını aşamalı azaltarak, son gözlemlere daha fazla ağırlık verilmesini temel alır (M, Pandit, & Bakshi, 2019). (Holt, 2004), mevsimsel ve trend tahminleriyle başa çıkmada üstel ağırlıklı hareketli ortalamaların büyük esneklikle sahip olduğunu belirttiği çalışmada bunu hem teorik hemde empirik çalışmalarla kanıtlamıştır. Holt, denklem 1.1'de gösterildiği gibi verilerin bir trendle tahmin edilmesini sağlamak için basit üstel yuvarlatmayı bir tahmin denklemi ve iki düzeltme denklemi içerecek şekilde genişletmiştir (Deppa, 2018). Bu denklemler denklem 1.1 de görülebilir.

$$\begin{aligned} \text{Tahmin denklemi } \hat{y}_{t+h|t} &= \ell_t + hb_t \\ \text{Seviye denklemi } \ell_t &= \alpha y_t + (1-\alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \\ \text{Trend denklemi } b_t &= \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1-\beta^*)b_{t-1} \end{aligned} \quad (1.1)$$

Burada  $\ell_t$ ,  $t$  zamanındaki serinin seviyesini,  $b_t$ ,  $t$  zamanındaki serinin eğilimini,  $\alpha$  ise serinin seviyesi için,  $\beta$  ise trend için düzleştirme parametresini göstermektedir. Üstel düzleştirme modelleri basit, doğru ve sağlam tahmin modelleri olarak literatürde yaygın bir şekilde kullanılmakla birlikte Holt'un doğrusal eğilim yöntemi trend verileri ile başa çıkmaya yardımcı olan üstel düzleştirme araçlarının değerli bir türüdür (Yapar, Capar, Selamlar, & Yavuz, 2018). R içerisinde bulunan "fpp" paketindeki "holt" fonksiyonu ile zaman serisi üstel düzleştirmeye tabi tutulmuştur. Elde edilen bulgular araştırma sonuçları bölümünde sunulmuştur.

## 2.3 Yapay Sinir Ağları ile Zaman Serisi Analizi

YSA (ANN), doğrusal olmayan problemlerin çözümü için kullanılan çok katmanlı algılayıcı (Multi Layer Perceptron) geleneksel olarak Şekil 1.'de görüldüğü gibi üç katmandan oluşur. İlk katman girdi katmanı, ikinci katman ara katman olarak adlandırılır ve son katman ise çıktı katmanıdır.



Şekil 1. Yapay sinir ağının yağısı

Girdiler bağımsız değişkenler-öznitelikler-değişkenler olarak isimlendirilebilmektedir. Düğümler insan beyninin biyolojik sinir hücreleri olarak düşünülebilir. Ağırlıklar ise başka bir sinir hücresinden veya dünyadan gelen sinyalleri ileten sinapslar olarak

düşünülebilir ve düğümleri birbirine bağlar. Ancak her sinapsın iletiği mesajların ağırlığı aynı değildir. Esasen problemin çözümü için çok önemli olan ve deneme yanılma yoluyla bulunması gereken en önemli bileşenlerden biri sinir ağının herbir ağırlığının çıktıyı en az hatayla verebilecek şekilde bulunmasıdır. Deneme yanılma yoluyla bilgisayarlar YSA içerisindeki tüm ağırlıkları iterasyon adı verilen ve sistematik olarka sürekli değiştirmeyi içeren bir süreç yoluyla ararlar.

Başlangıç ağırlık değerleri rastgele seçilmesine rağmen daha sonra ağırlıklar beklenen ve gözlemlenen çıktı arasındaki farkın açılması veya kapanmasına göre artırılır veya azaltılır. En uygun konfigürasyonun bulunması sadece ağırlık değişimine bağlı değildir. Çünkü her bir düğümün çıktısı başka bir düğümün girdisidir ve bu nedenle bir düğüme gelen bütün sinyallerin toplandıktan sonra diğer düğümlere aktarılması gereklidir. Bu noktada yine bir ağırlık söz konusudur. Düğümlerden gelen sinyaller ve ağırlıkların toplanmasından sonra aktivasyon fonksiyonu adı verilen fonksiyonlar kullanılır.

Aktivasyon fonksiyonu ağırlıklar ve girdilerin çarpılmasıyla elde edilen toplama göre ilgili sinir hücresinin aktif edilip edilmeyeceğini belirler. Bu yüzden aktivasyon fonksiyonu denir. Bir düğümün aktif edilmesi demek onunla bağlantılı olan tüm düğümlerin girdilerini etkileyeceği için tüm sinir ağını etkiler ve buda doğal olarak çıktıyı etkiler. Bu nedenle aktivasyon fonksiyonunun seçimi son derece önemlidir.

Lineer fonksiyonlar olduğu gibi lineer olmayan aktivasyon fonksiyonlarında vardır. Genellikle karmaşık, çok sayıda çıktısı olan problemler lineer olmadıkları için lineer olmayan sigmoid, tanh vb. gibi aktivasyon fonksiyonları kullanılarak çözülmeye çalışılır.

Araştırmada R yazılımı içerisinde yüklenen “nnetar” adlı YSA fonksiyonu kullanılmıştır. “nnetar” fonksiyonun repeats, p, P ve size olmak üzere dört argümanı vardır. Repeats: uygun sinir ağlarının sayısını kontrol eder ve varsayılan değeri 20 iken, P mevsimsel gecikme sayını, p: serinin girdi olarak seçilecek gecikme sayısını, size ise gizli katmandaki düğüm sayısını ifade eder (Shmueli & Lichendahl, 2016).

### 3. Araştırma Sonuçları ve Tartışma

Çalışmada eğitim ve test için ayrılan veriler üzerinde sırasıyla önce Holt's lineer trend yöntemi ve ardından YSA yöntemi uygulanmıştır. Seri yükseliş eğilimi gösterdiğinde “tsCV(çapraz doğrulama)” fonksiyonu içerisindeki “damped” parametresi “damped=F” olarak ayarlanmıştır. Bu parametre ayarlamasından sonra Holt's lineer trend yönteminin eğitim verilerini kullanarak oluşturduğu modelin ileriye dönük 10 yıllık tahmin yapması istenmiş ve bu tahmin sonucu test için ayrılan gerçek veriler ile karşılaştırılmıştır.

Holt's lineer trend yönteminde sona YSA yöntemine geçilmiştir. “nnetar” fonksiyonunda “p=30, lambda=0.7 repeats=10” konfigürasyonuna göre eğitim verileri üzerinde model geliştirilmiş ve bu modelinde de ileriye dönük 10 yıllık tahmin üremesi istenmiştir. Üretilen tahminler test için ayrılan gerçek değerlerle karşılaştırılmıştır. Elde edilen bulgular Tablo 2'de gösterilmiştir.

Tablo 2. Holt's Lineer Trend ve YSA Modellerinin Test Sonuçları

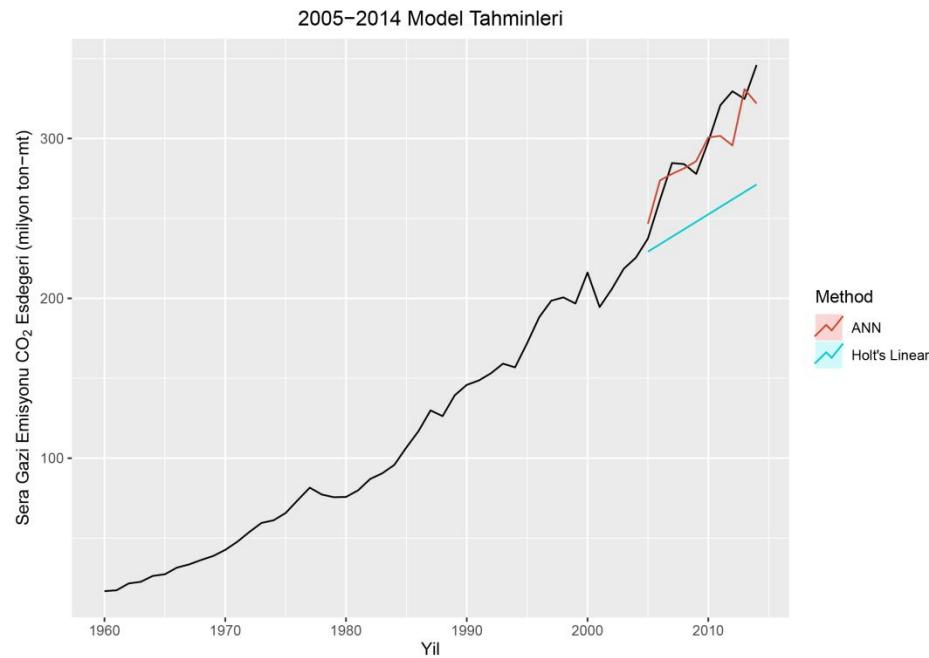
		ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1	Theil's U
Holt's Lineer Trend	Training set	0.0562	6.40858	4.6142	-2.0884	5.36372	0.71678	-0.0207	#YOK
	Test set	46.2576	50.2014	46.2576	15.0569	15.0569	7.18574	0.4642	2.81585
Yapay Sinir Ağrı	Training set1	0.00127	<b>0.16067</b>	0.12299	-0.0012	<b>0.07159</b>	0.01911	-0.2642	#YOK
	Test set1	4.84667	<b>15.7835</b>	12.4734	1.23649	<b>4.07218</b>	1.93764	0.04698	0.85213

Tablo 2'de RMSE (Root mean squared error) ve MAPE (mean absolute percentage error) değerleri değerlendirildiğinde yapay sinir ağlarından elde edilen modelin üstel düzleştirme yöntemlerinden biri olan Holt's lineer trend yöntemine göre çok daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Esasen tüm hata metriklerinde YSA modelinin daha başarılı sonuç verdiği görülmektedir.

Modellerin hata değerleri karşılaştırıldıktan sonra test verileriyle tahmin verilerinin ne derece örtüsdüğünü görmek için şekil 2'deki grafik elde edilmiştir.

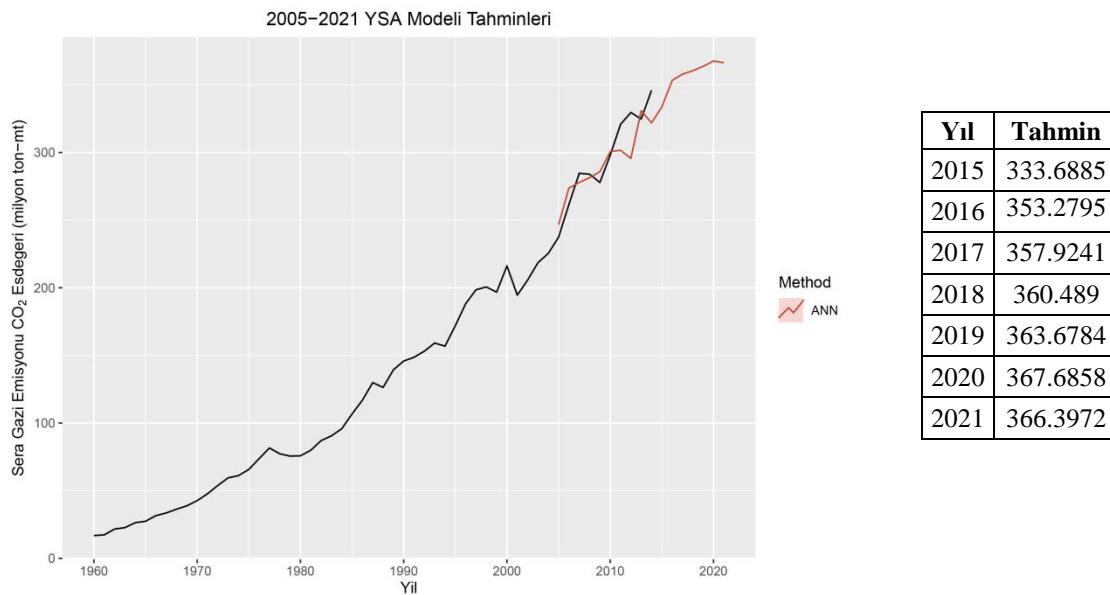
Sekil 2 incelediğinde YSA modelinin ürettiği tahminlerin gerçek değerlere yakın seyrettiği ancak Holt's lineer trend yönteminin yükselse eğilimi gösterdiğinde derkek değerlerden YSA'ya göre daha uzak mesafelerde seyrettiği görülmektedir. Bunun yanında sera gazı emisyonu değerlerinde sürekli bir artış olmadığı dalgalanmalar şeklinde bir davranış olduğu da gözlemlenmiştir.

YSA modeli ile 2014-2021 yılları için tahmin yapılmış ve elde edilen sonuçlar Tablo 3.'te sunulmuştur. Sera gazı emisyonu CO<sub>2</sub> eşdeğeri tahminleri daha iyi anlaşılması açısından Şekil 3.'te gösterilmiştir.



**Şekil 2.** Yöntemlerin 2005-2014 yılları arasındaki tahminleri ve gerçek değerler.

Şekil 3.'teki modele ait tahmin verilerine bakıldığından 2021 yılında Türkiye'nin sera gazi emisyonunun 366 milyon ton olacağı tahmin edilmiştir.



**Tablo 3.** 2021 yılına kadar CO<sub>2</sub> salınımları tahminleri

**Şekil 3.** YSA modelinin 2014-2021 yılları arasındaki tahminleri.

#### 4. Sonuç

Bu çalışmada yapay sinir ağları ve Holt'un lineer trend yöntemi kullanılarak Türkiye'de açığa çıkan toplam sera gazi emisyonu değeri zaman serisi olarak analiz edilmiştir. Elde edilen bulgular 2021 yılında Türkiye'nin sera gazi emisyonunun 366 milyon ton'a ulaşacağını tahmin etmiştir. Bu çalışmada elde edilen bir diğer sonuç ise YSA yönteminin Holt'un lineer trend yönteminden daha iyi sonuçlar verdiğiinin görülmESİdir.

Bu çalışmada elde edilen bulgulara göre Türkiye'nin CO<sub>2</sub> eşdeğeri sera gazi miktarı dalgalı görünümler sergilese de genel olarak artışı eğilimindedir. Bu düzeyin aşağı çekilmesine yönelik önlemler planlanabilir. Hızlı bir şekilde yenilenebilir enerji kaynaklarına yönelik sera gazi emisyonunu azaltabilir. Özellikle güneş ve rüzgar enerjisi gibi doğal kaynaklardan elde edilen ve sürekliliği olan enerji kaynaklarına yönelik hem CO<sub>2</sub> emisyonu düşürebilir hemde çevreye olan diğer olumsuz etkileri azaltabilir.

Gelecekte araştırmacılar genetik algoritmalar gibi farklı teknikleri kullanarak bu tür analizlerin performansını artırmayı deneyebilirler. Bunun yanında YSA'nın farklı türlerini deneyerek ileriye dönük tahminleri yenileyebilirler.

## Kaynakça

- Aydemir, E. (2019). Ders Geçme Notlarının Veri Madenciliği Yöntemleriyle Tahmin Edilmesi. *European Journal of Science and Technology*, (15), 70–76. <https://doi.org/10.31590/ejosat.518899>
- Baki, Ö. (2017). *Karbondioksit emisyon hacminin alt sektörler için analizi : Türkiye örneği*. NEVŞEHİR HACI BEKTAŞ VELİ ÜNİVERSİTESİ. Retrieved from <https://tez.yok.gov.tr/>
- Bender, M., Sowers, T., & Brook, E. (1997). Gases in ice cores. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 94(16), 8343–8349. <https://doi.org/10.1073/pnas.94.16.8343>
- Cambridge. (2020). Cambridge English Dictionary. Retrieved March 9, 2020, from <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/carbon-dioxide>
- Cheremisinoff, N. P. (2011). Pollution Management and Responsible Care. In *Waste* (pp. 487–502). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-381475-3.10031-2>
- Çoban, O., & Şahbaz, N. (2015). Yenilenebilir Enerji Tüketimi Karbon ve Emisyonu İlişkisi: TR Örneği. *Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, 38039 KAYSERİ: Erciyes Üniversitesi.
- de Mattos Neto, P. S. G., Cavalcanti, G. D. C., Firmino, P. R. A., Silva, E. G., & Vila Nova Filho, S. R. P. (2020). A temporal-window framework for modelling and forecasting time series. *Knowledge-Based Systems*, 193, 105476. <https://doi.org/10.1016/J.KNOSYS.2020.105476>
- Deppa, B. (2018). Holt's Linear Trend Methods. Retrieved April 28, 2020, from [http://course1.winona.edu/bdeppa/FIN\\_335/Handouts/Exponential\\_Smoothing\\_\(part\\_2\).html#holts-linear-trend-method](http://course1.winona.edu/bdeppa/FIN_335/Handouts/Exponential_Smoothing_(part_2).html#holts-linear-trend-method)
- Dertli, G., & Yınaç, P. (2018). Yenilenebilir Enerji Tüketimi, Karbondioksit Emisyonu, Enerji İthalatı ve Ekonomik Büyüme: Türkiye Örneği. *Kahramanmaraş Sütcü İmam Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 15(2), 583–606. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/ksusbd/issue/40204/446928>
- Efe, M. Ö., & Kaynak, O. (2000). *Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları* (1st ed.). İstanbul, Türkiye: Bogazici University.
- Genceli, M. (2012). Trend Oluşturulmasına İlişkin Bazı Sorunlar. *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Mecmuası*, 35(1–4). Retrieved from <https://dergipark.org.tr/en/pub/iuifm/issue/849/9416>
- Holt, C. C. (2004). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, 20(1), 5–10. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2003.09.015>
- Keeling, C. D. (1997). Climate change and carbon dioxide: an introduction. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 94(16), 8273–8274. <https://doi.org/10.1073/pnas.94.16.8273>
- Kibria, M. G., Nguyen, K., Villardi, G. P., Zhao, O., Ishizu, K., & Kojima, F. (2018). Big Data Analytics, Machine Learning, and Artificial Intelligence in Next-Generation Wireless Networks. *IEEE Access*, 6, 32328–32338. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2837692>
- Lead, C.-O., Lead, I. C. P., Farquhar, G. D., Fasham, M. J. R., Goulden, M. L., Heimann, M., ... Rojas, A. R. (2018). *The Carbon Cycle and Atmospheric Carbon Dioxide*.
- Livshin, I. (2019). *Artificial Neural Networks with Java: Tools for Building Neural Network Applications*. Apress.
- M, C., Pandit, P., & Bakshi, B. (2019). Forecasting Of Area And Production Of Cashew Nut In Dakshina Kannada Using Arima And Exponential Smoothing Models. *Journal of Reliability and Statistical Studies*, 12(2), 61–76.
- Molina, M. E., Perez, A., & Valente, J. P. (2016). Classification of auditory brainstem responses through symbolic pattern discovery. *Artificial Intelligence in Medicine*. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2016.05.001>
- Nordhaus, W. D. (1977). Economic Growth and Climate: The Carbon Dioxide Problem. *The American Economic Review*, 67(1), 341–346. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/1815926>
- Öztemel, E. (2012). *Yapay Sinir Ağları*. (3, Ed.). İstanbul, Türkiye: Papatya Yayıncılık.
- Park, S. E., Chang, J. S., & Lee, K. W. (2004). *Carbon Dioxide Utilization for Global Sustainability: Proceedings of the 7th International Conference on Carbon Dioxide Utilization, Seoul, Korea, October 12-16, 2003*. Elsevier Science.
- Rhys, I. H. (2020). *Machine Learning with R, the tidyverse, and mlr*. Manning Publications.
- Shmueli, G., & Lichtendahl, K. C. (2016). *Practical Time Series Forecasting with R: A Hands-On Guide [2nd Edition]*. Axelrod Schnall Publishers.
- Sun, Y. H. (2004). Chemicals from CO<sub>2</sub> via heterogeneous catalysis at moderate conditions. In Park, SE and Chang, JS and Lee, KW (Ed.), *CARBON DIOXIDE UTILIZATION FOR GLOBAL SUSTAINABILITY* (Vol. 153, pp. 9–16). SARA BURGERHARTSTRAAT 25, PO BOX 211, 1000 AE AMSTERDAM, NETHERLANDS: ELSEVIER SCIENCE BV.
- The R Foundation. (2020). R: What is R? Retrieved March 13, 2020, from <https://www.r-project.org/about.html>
- Thomson, D. J. (1997). Dependence of global temperatures on atmospheric CO<sub>2</sub> and solar irradiance. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 94(16), 8370 LP – 8377. <https://doi.org/10.1073/pnas.94.16.8370>
- U.S. Environmental Protection Agency. (2019). US EPA. Retrieved March 10, 2020, from [https://ofmpub.epa.gov/sor\\_internet/registry/termreg/searchandretrieve/glossariesandkeywordlists/search.do?details=&glossaryName=Glossary Climate Change Terms](https://ofmpub.epa.gov/sor_internet/registry/termreg/searchandretrieve/glossariesandkeywordlists/search.do?details=&glossaryName=Glossary Climate Change Terms)
- World Bank Group. (2020). World Development Indicators | DataBank. Retrieved April 28, 2020, from <https://databank.worldbank.org/reports.aspx?source=2&series=EN.CO2.OTHX.ZS&country=>
- Yao, J., Wang, P., Wang, G., Shrestha, S., Xue, B., & Sun, W. (2020). Establishing a time series trend structure model to mine potential hydrological information from hydrometeorological time series data. *Science of The Total Environment*, 698, 134227. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2019.134227>
- Yapar, G., Capar, S., Selamlar, H. T., & Yavuz, I. (2018). Modified holt's linear trend method. *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics*, 47(5), 1394–1403. <https://doi.org/10.15672/HJMS.2017.493>

Zhang, Z. Q. (2003). *Mites of Greenhouses: Identification, Biology and Control*. CABI Pub.