

## Türkiye’de CO<sub>2</sub> Emisyonlarının Belirleyicileri: Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları ile Bir Uygulama

Hasan SÖYLER<sup>1</sup> ve Oktay KIZILKAYA<sup>2</sup>

### Öz

Fosil yakıtların kullanılması sonucu doğaya salınan CO<sub>2</sub>, çevresel sorunlara neden olan en önemli sera gazlarından birisidir. Dolayısıyla CO<sub>2</sub> emisyonlarının zaman içinde nasıl değiştiğinin araştırılması ve CO<sub>2</sub> emisyonu üzerinde etkili olan faktörlerin belirlenmesi oldukça önemlidir. Bu çalışmada Yapay Sinir Ağları (YSA) metodu kullanılarak CO<sub>2</sub> emisyonu tahmini gerçekleştirilmiş ve çalışmada ele alınan bağımsız değişkenlerin bağıl önemlerini değerlendirmek amacıyla Garson Algoritması kullanılmıştır. Elde edilen tahmin sonuçları, YSA modellerinin CO<sub>2</sub> emisyonu tahmininde kullanılabilecek başarılı bir yöntem olduklarını göstermektedir. Yapılan önem analizi sonucunda Türkiye’de CO<sub>2</sub> emisyonunu etkileyen en önemli faktörün yenilenebilir enerji tüketimi olduğu belirlenmiştir.

*Anahtar Kelimeler:* Yapay Sinir Ağları, CO<sub>2</sub> emisyonu, Garson Algoritması

### Determinants of CO<sub>2</sub> Emissions in Turkey: An Application with Multilayer Artificial Neural Networks

#### Abstract

CO<sub>2</sub>, which is released into the nature as a result of the use of fossil fuels, is one of the most important greenhouse gases that cause environmental problems. Therefore, it is very important to investigate how CO<sub>2</sub> emissions change over time and to determine the factors that affect CO<sub>2</sub> emissions. In this study, CO<sub>2</sub> emission estimation is carried out using Artificial Neural Networks (ANN) method and Garson’s Algorithm is used to evaluate the relative importance of the independent variables. The results showed that ANN models are a successful method that can be used in the estimation of CO<sub>2</sub> emissions. As a result of the importance analysis, it is determined that the most important factor affecting the CO<sub>2</sub> emission in Turkey is the renewable energy consumption.

*Key Words:* Artificial Neural Networks, CO<sub>2</sub> emissions, Garson’s Algorithm


#### Atıf İçin / Please Cite As:

Söyler, H. ve Kızılkaya, O. (2023). Türkiye’de CO<sub>2</sub> emisyonlarının belirleyicileri: çok katmanlı yapay sinir ağları ile bir uygulama. *Manas Sosyal Arařtırmalar Dergisi*, 12(ÖS), 105-116. doi:10.33206/mjss.1320873


**Geliş Tarihi / Received Date:** 29.06.2023

**Kabul Tarihi / Accepted Date:** 23.10.2023

<sup>1</sup> Dr. Öğretim Üyesi - İnönü Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, hasan.soyler@inonu.edu.tr,

 ORCID: 0000-0003-1717-1212

<sup>2</sup> Doç. Dr. - Malatya Turgut Özal Üniversitesi, Sosyal ve Beşeri Bilimler Fakültesi, oktay.kizilkaya@ozal.edu.tr,

 ORCID: 0000-0002-3412-5616

## Giriş

İklim değişikliğinin tehdit ve riskleri son yıllarda çok sayıda olumsuz iklim olayları şeklinde (tsunamiler, buzulların erimesi, deniz seviyelerinin yükselmesi ve atmosferik sıcaklığın ısınması vb.) kendisini göstermektedir. Bu kapsamda başta karbondioksit emisyonu olmak üzere çeşitli sera gazı unsurları, küresel ısınma ve iklim değişikliğinin ana nedeni olarak karşımıza çıkmaktadır (Jena, Managi ve Majhi, 2021, s. 1). Bu nedenle karbondioksit emisyonlarının zaman içinde nasıl bir seyir izlediğinin ve karbondioksit emisyon miktarının hangi faktörlerden etkilendiğinin araştırılması oldukça önemlidir. Küresel ölçekte çeşitli uluslararası kuruluşların küresel ısınmanın olumsuz etkilerini azaltmaya yönelik çabaları, temel olarak karbon emisyonlarını azaltmaya yönelik politikalar üzerine odaklanmaktadır (Acheampong ve Boateng, 2019, s. 833). Birçok ülkede sera gazını azaltmaya yönelik iklim politikaları geliştirilmeye başlanmasına rağmen, yapılan senaryo çalışmaları dünyanın birçok bölgesinde gelecekte sera gazı emisyonlarının artacağını göstermektedir. Gelişmekte olan ülkelerde, gelecekteki emisyonlarda beklenen bu artışlar, kuşkusuz hızlı ekonomik büyüme ve nüfus artışı ile yakından ilişkilidir. Gelişmekte olan birçok ülkedeki hızlı ekonomik büyüme göz önüne alındığında, bu ancak sanayileşmiş dünyanın emisyonlarını önemli ölçüde azaltması ile mümkün olacaktır. Bugüne kadar, sanayileşmiş dünyadan kaynaklanan sera gazı emisyonlarının azaltılması bir yana, istikrara kavuşturulması bile gerçekleştirilememiştir (Behrang, Assareh, Assari ve Ghanbarzadeh, 2013, s. 1747-1748).

Bu çalışma, gelişen bir piyasa ekonomisine sahip olan Türkiye için karbondioksit emisyonunu etkileyen faktörleri araştırmaktadır. Bilindiği üzere Türkiye, G-20 ülkeleri arasında yer alan ve ayrıca Avrupa Birliği üyeliği hedefi olan bir ülke konumundadır. BP (2019) istatistiklerine göre, 2018 yılında yaklaşık 390 milyon tonluk hacmi (toplam dünya emisyon oranının yaklaşık %1.2’si) ile dünyanın en büyük 17. karbon emisyonu üreten ülkesi konumundadır ve bu oran 1965 yılından (yaklaşık 185 milyon ton) itibaren yaklaşık %210 düzeyinde bir artış göstermiştir (Doğanlar, Mike, Kızılkaya ve Karlılar 2021, s. 32555).

YSA yönteminin geleneksel istatistiksel ve ekonometrik yöntemlere kıyasla en önemli avantajı herhangi bir varsayım gerektirmemesi ve doğrusal olmayan yapıyı modellemesidir. Bu çalışmada, CO<sub>2</sub> emisyonlarını tahmin etmek amacıyla geleneksel istatistiksel ve ekonometrik yöntemlerin kullanıldığı önceki çalışmalardan farklı olarak YSA yöntemi uygulanmış ve girdi değişkenlerinin (bağımsız değişkenlerin) CO<sub>2</sub> emisyonları üzerindeki bağıl önemini belirlemek amacıyla Garson Algoritması kullanılmıştır. Literatürde Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemi kullanılarak yapılan çalışmalar, belirlenen bir bağımlı değişkenin değerlerini tahmin etmek amacıyla belirlenen bağımsız değişkenler kümesi ile uygun modellerin geliştirilmesini içermektedir. Birçok çalışmada YSA’ların geleneksel yöntemlere göre daha üstün tahmin gücüne sahip oldukları gösterilse de, tahmin sürecinde bağımsız değişkenlerin bağıl etkisine yönelik çok az açıklayıcı bilgi sunmalarından dolayı ‘kara kutu’ olarak nitelendirilmiştir. Bu görüş, çıktı değerinin tahmininde girdi değişkenlerinin katkısının ağ içerisinde çözülmesinin zor olmasından kaynaklanmaktadır. YSA’da genellikle girdi değişkenleri ağa girilmekte ve değişkenler arasındaki ilişkiler hakkında herhangi bir bilgi elde edilemeden bir çıktı değeri oluşturulmaktadır. YSA’nın bu ‘kara kutu’ özelliği, modelleme sürecinde bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisini niceliksel olarak inceleyebilen diğer geleneksel metodlar ile kıyaslandığında önemli bir ölçüde zayıflık oluşturmaktadır (Olden ve Jackson, 2002, s.136). Bu durumdan yola çıkarak çalışmada, YSA yöntemi kullanılarak Türkiye için CO<sub>2</sub> emisyonu tahmini yapılmış ve en iyi performansa sahip YSA modelinin iç dinamiğini anlamak için Garson Algoritması kullanılmıştır.

Çalışmanın geri kalanı sırasıyla şu şekilde organize edilmiştir: İkinci bölümde CO<sub>2</sub> emisyonunun tahminine yönelik ampirik literatürü incelenmektedir. Üçüncü bölümde çalışmada kullanılan değişkenler, YSA yöntemi ve Garson Algoritması tanıtılmaktadır. Dördüncü bölümde YSA yöntemi tahmin sonuçları ile Garson Algoritması ile elde edilen bulgular tartışılmaktadır. Son bölüm ise sonuç ve politika önerilerinden oluşmaktadır.

## Literatür

CO<sub>2</sub> emisyonunun küresel ısınma ve iklim değişikliği üzerindeki önemli rolü, pek çok farklı disiplin üzerinde (sosyal, çevresel vb.) yoğun bir araştırma sürecinin önünü açmıştır. Ekonomi bilimi özelinde incelendiğinde bu sürecin üç temel kısımda gelişim gösterdiği dikkat çekmektedir. Bunlardan birincisi ‘‘ekonomik büyüme-çevre kirliliği’’ ilişkisini araştıran Çevresel Kuznet Eğrisi (EKC) hipotezi, ikincisi ‘‘ekonomik büyüme-enerji tüketimi’’ ilişkisi ve üçüncüsü ise finansal piyasa gelişmelerinin çevre kirliliği üzerindeki etkilerini araştıran ‘‘finansal gelişim-çevre kirliliği’’ ilişkisidir (Doğanlar vd., 2021, s. 32555).

Hızla artan CO<sub>2</sub> emisyonlarını takiben çok sayıda çalışma, CO<sub>2</sub> emisyonlarının etkileyen faktörleri ÷lkeye özgü, bölgesel ve küresel düzeyde arařtırmaktadır. Bu çalışmalardan Haliciođlu (2009), Türkiye için 1960-2005 dönemlerini ARDL, Johansen ve Juselius eşbütünleşme ve Granger nedensellik yöntemlerini kullanarak incelemiştir. Çalışmada Türkiye'deki karbon emisyonları üzerinde en önemli etkinin gelir düzeyinden kaynaklandığı ve bunu sırasıyla enerji tüketimi ve dış ticaretin takip ettiği sonucuna ulařılmıştır.

Pabuçcu ve Bayramođlu (2016), yöntem olarak YSA'yı kullandıkları çalışmalarında AB-28 ÷lkelerinin ve Türkiye'nin 1990-2030 yılları 5'er yıllık verileri ile CO<sub>2</sub> emisyonu tahmini yapmışlardır. Yazarlar 2020-2025-2030 yıllarında Türkiye için CO<sub>2</sub> tahmini gerçekleřtirmişlerdir. Buna göre Türkiye'nin 2030 yılındaki salım miktarı 1244,13 Mt CO<sub>2</sub> eş deđeri olarak tahmin edilmiştir.

Rezaei, Sadeghzadeh, Alhuyi Nazari, Ahmadi ve Astarai (2018), dört kuzey ÷lkesinde CO<sub>2</sub> emisyonunu modellemek amacıyla grup veri işleme yöntemi (GMDH)'ni kullanmıştır. Çalışmada önerilen model için R<sup>2</sup> deđeri 0,99 bulunmuş ve en yüksek mutlak hata %4'ün altında elde edilmiştir. Çalışmadan elde edilen sonuçlar GMDH yönteminin CO<sub>2</sub> emisyonunu tahmin etmek için uygun bir yaklaşım olduğunu göstermektedir.

Cetin, Ecevit ve Yucel (2018), Türkiye için 1960-2013 dönemlerini ele aldıkları çalışmalarında ARDL ve Granger nedensellik testleri kullanmışlardır. Yazarlar uzun dönemde Türkiye'nin CO<sub>2</sub> emisyonunu sırasıyla ekonomik büyüme, enerji tüketimi, ticari açıklık ve finansal gelişme parametrelerinin belirlediđini ileri sürmektedir. Ayrıca çalışmada uzun dönemde ekonomik büyüme, enerji tüketimi, ticari açıklık ve finansal gelişmeden CO<sub>2</sub> emisyonuna dođru tek yönlü nedensellik ilişkisinin olduğu sonucuna ulařılmıştır.

Xu, Schwarz ve Yang (2019), Çin'in CO<sub>2</sub> emisyonu tepe noktasının belirlenmesi amacıyla dinamik dođrusal olmayan yapay sinir ađı yöntemini kullanmışlardır. Elde edilen sonuçlar, düşük, orta ve yüksek büyüme senaryoları altında Çin'in CO<sub>2</sub> emisyonlarının zirvesinin 2029, 2031 veya 2035'te sırasıyla 10.08, 10.78 ve 11.63 milyar ton seviyesinde gerçekleşeceğini göstermektedir.

Dong, Dong ve Dong (2019), Nüfus, Refah ve Teknoloji (STIRPAT) modelinin ve 1990-2014 dönemini kapsayan 128 ÷lkenin panel veri setinin kullanıldığı çalışmasında, küresel ve bölgesel CO<sub>2</sub> emisyonlarının temel etki faktörlerini incelemeyi amaçlamışlardır. Panel veri yöntemlerinin kullanıldığı çalışmada küresel düzeyde temel etki faktörlerinin ekonomik büyüme, nüfus büyüklüğü, yenilenemeyen enerji ve enerji yoğunluđu olduğu, bölgesel düzeyde ise temel etki faktörlerinin farklı bölgeler ve tahmin ediciler için farklılık gösterdiği sonucuna ulařılmıştır. Ayrıca yazarlar yenilenebilir enerjinin küresel düzeyde CO<sub>2</sub> emisyonlarında düşüşe yol açabileceđini göstermişlerdir.

Acheampong ve Boateng (2019), 1980:1-2015:4 dönemini kapsayan üç aylık veriler ile Avustralya, Brezilya, Çin, Hindistan ve ABD için karbon emisyon yoğunluđunu tahmin etmek için YSA yöntemini kullanmışlardır. Çalışmada sunulan YSA modelleri, Avustralya, Brezilya, Çin, Hindistan ve ABD için CO<sub>2</sub> emisyon yoğunluđunun ihmal edilebilir hata ile tahmin edilebileceđini göstermektedir.

Adebayo, Awosusi ve Adeshola (2020), 1980-2018 yıllarına ait verilerle panel veri analizi yöntemlerini kullanarak MINT ekonomileri için CO<sub>2</sub> emisyonunun belirleyicilerini arařtırmışlardır. Panel ARDL PMG bulguları CO<sub>2</sub> emisyonu ile ekonomik büyüme arasında anlamlı bir ilişki göstermezken; CO<sub>2</sub> emisyonları ile kentleşme ve enerji kullanımı arasında pozitif, CO<sub>2</sub> emisyonları ile ticaret arasında ise negatif ilişki olduğunu ortaya koymaktadır. Dumitrescu-Hurlin nedensellik testi sonuçları, CO<sub>2</sub> emisyonundan kentleşme ve enerji kullanımına, ekonomik büyümeden CO<sub>2</sub> emisyonuna nedensellik ilişkisi olduğunu göstermiştir.

Atay Polat (2022), 1990-2019 dönemi verileri ile Türkiye örneđinde CO<sub>2</sub> emisyonlarını etkileyen faktörleri Johansen eşbütünleşme testi ve Granger nedensellik testi kullanarak incelemiştir. Johansen eşbütünleşme analizi sonuçları CO<sub>2</sub> emisyonu, eğitim harcamaları, cinsiyete göre işverenlerin istihdam içerisindeki payı ve yenilenebilir enerji tüketimi deđişkenleri arasında uzun dönemli bir ilişkinin olduğunu göstermektedir. Ayrıca nedensellik analizi sonuçları eğitim harcamaları, kadın işverenlerin istihdam içerisindeki payı ve yenilenebilir enerji tüketimi deđişkenlerinden CO<sub>2</sub> emisyonu deđişkenine dođru nedensellik ilişkisinin olduğunu göstermektedir.

Literatürde konu ile ilgili yapılan çalışmalar incelendiđinde analiz yöntemi olarak genelde YSA, zaman serileri analizi ve panel veri analizi yöntemlerinin kullanıldığı gör÷lmektedir. Türkiye örneđinde yapılan çalışmalardan Haliciođlu (2009), CO<sub>2</sub> emisyonunun belirleyicileri olarak gelir düzeyi, enerji tüketimi ve dış ticaret deđişkenlerini elde ederken, Cetin vd. (2018) ise ekonomik büyüme, enerji tüketimi, ticari açıklık ve finansal gelişme deđişkenlerini CO<sub>2</sub> emisyonunu en çok etkileyen deđişkenler olarak elde etmiştir. Söz

konusu çalışmalar analiz yöntemi olarak zaman serileri analizi yöntemlerini kullanmışlardır. Bu çalışmada ise literatürde yer alan çalışmalardan farklı olarak CO<sub>2</sub> emisyonlarının tahmininde YSA yöntemi ve Garson Algoritması kullanılmıştır.

### Veri Seti ve Yöntem

Çalışmada 1970 – 2019 dönemi verileri kullanılarak Türkiye’de CO<sub>2</sub> emisyonunu etkileyen faktörler incelenmiştir. Bu doğrultuda çalışmada kullanılan model Denklem (1)’de verilmiştir:

$$y = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8) \quad (1)$$

Denklem (1)’de  $y$ , karbondioksit emisyonlarını;  $x_1$ , birincil enerji tüketimini;  $x_2$ , yenilenebilir enerji tüketimini;  $x_3$ , ekonomik büyümenin bir ölçüsü olarak gayri safi yurtiçi hasıla (GSYİH) düzeyini;  $x_4$ , toplam ihracatı;  $x_5$ , finansal gelişmeyi;  $x_6$ , toplam nüfusu;  $x_7$ , kentleşme oranını ve  $x_8$  ise küreselleşme düzeyini göstermektedir. Çalışmada kullanılan veriler mevcut literatür dikkate alınarak belirlenmiş ve Tablo 1’de özetlenmiştir.

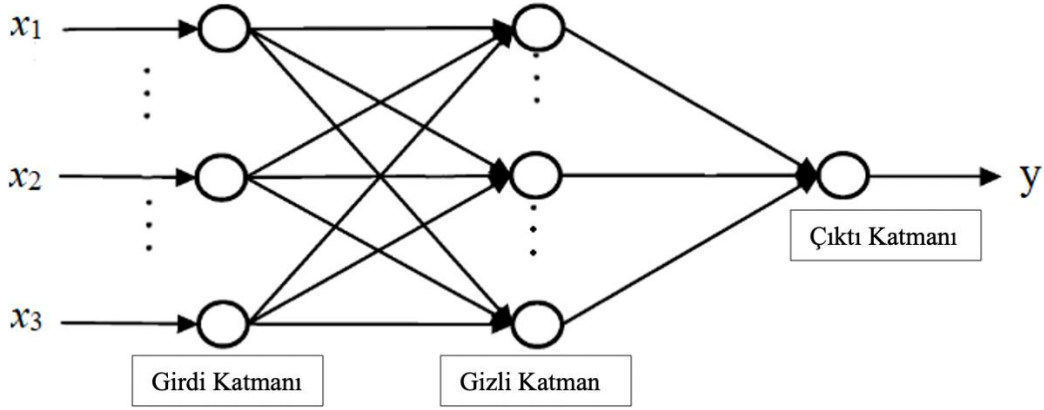
**Tablo 1. Değişkenlerin Tanımları**

<i>Sembol</i>	<i>Tanım</i>	<i>Ölçü Birimi</i>	<i>Kaynak</i>
$y$	CO <sub>2</sub> emisyonu	Milyon Ton	BP Statistical Review of World Energy
$x_1$	Birincil Enerji Tüketimi	Exajoules	BP Statistical Review of World Energy
$x_2$	Yenilenebilir enerji tüketimi	Exajoules	BP Statistical Review of World Energy
$x_3$	Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (GSYİH)	GSYİH (2010 sabit fiyatlarla, ABD \$)	Dünya Bankası
$x_4$	İhracat	Milyon ABD \$	TÜİK
$x_5$	Finansal Gelişme	Özel sektöre yönelik yurtiçi kredileri (GSYİH'nın %'si)	Dünya Bankası
$x_6$	Nüfus	Toplam Nüfus	Dünya Bankası
$x_7$	Kentleşme Oranı	Kentsel nüfus (toplam nüfusun %'si)	Dünya Bankası
$x_8$	Küreselleşme	KOF Küreselleşme Endeksi	KOF İsviçre Ekonomi Enstitüsü

### Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), insan beynine ait öğrenme mekanizmalarından esinlenerek geliştirilmiştir. YSA, öğrenme yoluyla yeni bilgiler oluşturabilme, keşfedebilme gibi özellikleri herhangi bir yardım almaksızın otomatik olarak gerçekleştirebilmek amacıyla geliştirilen bilgisayar sistemleri olarak tanımlanmaktadır. İnsan beyninin yeteneklerine benzer şekilde öğrenme, sınıflandırma, ilişkilendirme, genelleme yapabilme, özellik belirleme ve optimizasyon gibi konularda başarılı uygulamalara sahiptir (Öztemel, 2012, s. 29).

YSA, Giriş Katmanı, Gizli Katman(lar) ve Çıkış Katmanı olmak üzere üç katmana sahiptir. En basit YSA modeli, perceptron olarak adlandırılan bir girdi katmanı ve bir çıktı katmanından oluşan ağdır. Sonrasında geliştirilen ADALINE, en küçük kareler yöntemini kullanarak öğrenme gerçekleştirmektedir. Bu yöntemler doğrusal olayları çözmede yeterli olsa da doğrusal olmayan ilişkiye sahip modellerde yetersiz kalmıştır. Doğrusal olmayan ilişkiye sahip problemler için geliştirilen Çok katmanlı YSA, en az bir tane gizli katman içerir (Aggarwall, 2018, s. 1-2). Birden fazla gizli katman içeren ağlar derin ağlar olarak adlandırılmaktadır. Şekil 1’de bir ÇKA yapısı görülmektedir.



Şekil 1. ÇKA Yapısı

YSA, kendisine gösterilen verilerden öğrenerek yeni durumlar karşısında çıktının ne olacağını belirleme özelliğine sahiptir. YSA 5 temel eleman içerir: Girdiler; bir YSA hücreğine gelen bilgilerden oluşur. Ağırlıklar; yapay hücreye gelen bilginin göreceli önemini ifade eder ve YSA’da öğrenme bağlantı ağırlıklarının yenilenmesi sayesinde gerçekleşir. Toplama fonksiyonu; girdilerle ağırlıkların birbiriyle çarpılıp toplanması işlemini gerçekleştirir. Aktivasyon fonksiyonu sayesinde hücreye gelen net bilgi işlenir. Çıktı değeri ise tüm işlemler sonucunda YSA tarafından elde edilen değeri gösterir. YSA, denetimli öğrenme (sınıflandırma, regresyon) ve denetimsiz öğrenme (örüntü tanıma, kümeleme) problemlerinin çözümünde kullanılabilir. Model parametreleri, tahmin hatasını en aza indirmek için ağırlıkları optimize eder.

YSA mimarileri, sinir hücreleri arasındaki bağlantıların yönüne göre veya sinir ağı içerisindeki işaretlerin akış yönüne göre ileri beslemeli (feed forward) ağı ve geri beslemeli (feedback veya recurrent) ağı olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. İleri beslemeli ağlarda işlem elemanları genellikle katmanlara ayrılmıştır. İleri beslemeli YSA’da, sinir hücreleri katmanlar şeklinde düzenlenmektedir. Bir katmandaki sinir hücrelerinin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden girdi olarak verilmektedir. Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) ise en çok bilinen ve en sık kullanılan ileri beslemeli ağı türüdür (Ataseven, 2013, s. 103). ÇKA, eğitim sırasında hem girdi değerleri hem de girdilere karşılık gelen çıktı değerleri ağı gösterildiğinden öğretmenli öğrenme stratejisine göre çalışmaktadır. ÇKA yönteminde en yaygın kullanılan öğrenme algoritması Geri Yayılım Algoritması (GYA)’dır. Genelleştirilmiş Delta Kuralı olarak da adlandırılan bu algoritma iki aşamadan oluşmaktadır. GYA’nın ilk aşamasında ileri doğru hesaplama kullanılarak ağı gösterilen örnek için ağı çıktısı hesaplanmaktadır. Sonraki aşamada ise geriye doğru hesaplama yapılarak ağı bağlantı ağırlıkları güncellenmektedir. Kullanılan öğrenme algoritmasına göre, ağıdan elde edilen çıktı ile beklenen çıktı arasında hesaplanan hata geriye doğru yayılarak, hata değeri minimuma ulaşmaya kadar ağı ağırlıkları güncellenmektedir (Söyler ve Kızılkaya, 2018, s. 653).

Geri beslemeli ağı mimarileri, genellikle danışmansız öğrenme kurallarının uygulandığı ağlarda kullanılmaktadır. Bu tip ağlarda en az bir sinir hücrenin çıkışı kendisine veya diğer sinir hücrelerine giriş olarak verilmekte ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılmaktadır. Bu yapı ile geri beslemeli YSA, doğrusal olmayan yapıda dinamik bir davranış göstermektedir. Geri beslemeli ağlara Hopfield, Jordan ve Elman ağları örnek olarak verilebilir (Ataseven, 2013, s. 104).

### Garson Algoritması (GA)

YSA modellerinde girdi değişkenlerinin çıktı değişkeni üzerindeki katkısını belirlemek, doğrusal regresyon modellerinde olduğu gibi kolay olmayabilmektedir. Literatürde YSA tahmini için girdi değişkenlerinin (veya bağımsız değişkenlerin) bağıl katkısının nasıl belirleneceğine ilişkin bazı çalışmalar yer almaktadır. Bu çalışmalarda genel olarak simüle edilen verilere dayanan bazı yöntemler karşılaştırılmaktadır. Fakat simülasyonlar çoğunlukla doğrusal ilişkilerle sınırlıdır. Gerçek veri setlerini içeren çalışmalarda ise girdi değişkenlerinin önemini belirleme amacıyla doğrusal regresyon modeli kullanılmaktadır (örneğin, Gevrey, Dimopoulos ve Lek, 2003; İbrahim, 2013). Bu metodolojik eksikliklere ek olarak, çalışmalar arasında çok fazla farklılık bulunmaktadır. Bazı çalışmalarda her bir yöntemden elde edilen sıralamalar karşılaştırırken (örneğin, Gevrey vd., 2003; Olden, Joy ve Death, 2004; Paliwal ve Kumar, 2011), bazı çalışmalar ise kesin değerleri karşılaştırmaktadır (örneğin, Kemp, Zaradic ve Hansen, 2007; İbrahim, 2013). Bazı çalışmalar bir değişkenin “gerçek” önemini, öngörülen değişkenle olan korelasyonu ile tanımlamakta

(örneğin, Olden vd., 2004), diğerleri bunun yerine beta-ağırlıkları gibi diğer göstergeleri kullanmaktadır (örneğin, İbrahim, 2013; Gevrey vd. , 2003; Paliwal ve Kumar, 2011). Fischer (2015) ise çalışmasında simülasyon yöntemi kullanmış ve doğrusal olmayan ilişkilerin varlığı durumunda Garson'un yönteminin, Olden vd. (2004) tarafından önerilen bağlantı ağırlığı yöntemine kıyasla daha üstün olduğu sonucuna varmıştır.

Garson (1991), ağdaki her bir girdi değişkeninin bağıl önemini belirlemek amacıyla YSA bağlantı ağırlıklarının bölümlendirilmesi için bir yöntem önermiştir. Garson Algoritması (GA), ağı eğitilmesinden sonra nihai bağlantı ağırlıklarının elde edilmesine dayanmaktadır. Garson Algoritması'nda girdi değişkenlerinin katkıları hesaplanırken son bağlantı ağırlıklarının mutlak değerleri kullanılmaktadır. Bu yöntemde girdi değişkeninin bağıl önemi Denklem (2)'de verilen formül kullanılarak hesaplanmaktadır:

$$RI_x = \frac{\sum_{x=1}^n |W_{xy}W_{yz}|}{\sum_{y=1}^m |W_{xy}W_{yz}|} \quad (2)$$

Burada  $RI_x$ , x nöronunun bağıl önemini,  $\sum_{y=1}^m W_{xy}W_{yz}$ , girdi katman nöronlarından gizli katman nöronlarına doğru olan nihai bağlantı ağırlıkları ile gizli katman nöronlarından çıktı katman nöronuna olan nihai bağlantı ağırlıklarının çarpımlarının toplamını, y gizli katman nöronlarının toplam sayısını ve son olarak z ise çıktı nöronlarını göstermektedir.

### Bulgular

Bir YSA modelinin performansı öncelikle ağı mimarisine ve çeşitli parametrelerin ayarlanmasına bağlıdır. Bu kapsamda oluşturulan veri seti, eğitim veri seti ve test veri seti olmak üzere iki gruba ayrılmakta ve veri setinin ilk 40 gözlemi (%80) eğitim verisini, son 10 gözlemi (%20) ise test verisini oluşturmaktadır. Çalışmada YSA türü olarak ÇKA kullanılmıştır. Oluşturulacak ÇKA modellerinde hiperbolik tanjant, sigmoid ve doğrusal aktivasyon fonksiyonları kullanılmıştır. Aşırı küçük ve büyük değerlere sahip verilerin, ağı yanlış yönlendirme olasılığını ortadan kaldırmak amacıyla kullanılan veri setine  $0 \leq x_n \leq 1$  aralığında normalleştirme işlemi yapılmıştır. Normalleştirme işlemi Denklem (3)'de ifade edilmektedir.

$$x_n = \frac{x_0 - x_{min}}{x_{maks} - x_{min}} \quad (3)$$

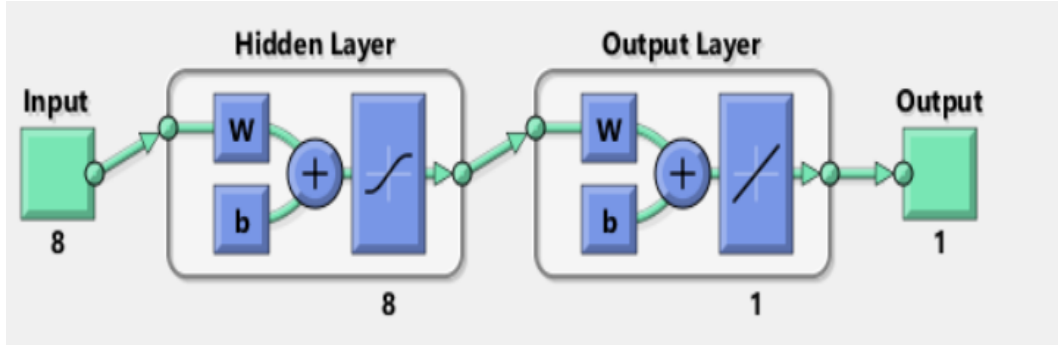
YSA modellerinde tek gizli katman yer almaktadır. YSA eğitiminde, modelleme yeteneğinin yüksek olması ve etkin yakınsama tekniğinden dolayı Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması kullanılmıştır. Modellerin girdi katmanında 8 nöron (8 bağımsız değişken;  $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8$ ), çıktı katmanında 1 nöron (1 bağımlı değişken:  $y$ ) bulunmaktadır. Test işlemi yapıldıktan sonra Hata Kareler Ortalaması (MSE) ve Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) değerleri dikkate alınarak modellerin tahmin performansları karşılaştırılmıştır.

YSA eğitiminde, gizli katman nöron sayısının seçimi modelin performansı için oldukça önemlidir. Literatürde tek gizli katmana sahip ağlarda kullanılacak gizli katman nöron sayılarına ilişkin bazı öneriler bulunmaktadır. Girdi katman nöron sayısı n olmak üzere; n (Tang ve Fishwick, 1993),  $2n+1$  (Lippmann, 1987) ve  $2n$  (Wong, 1991) olacak şekilde gizli nöron sayılarının belirlenmesi önerilmiştir. Literatürde yer alan bu öneriler çerçevesinde modelimizde 8 girdi değişkeni bulunduğundan gizli katmanda yer alacak nöron sayıları 8, 16 ve 17 olarak belirlenmiştir. Ele alınan modeller arasında en iyi mimariye ulaşmak amacıyla farklı aktivasyon fonksiyonları ve gizli katman nöron sayıları denenmiştir. Bu kapsamda 18 model oluşturulmuş ve bu modellere ait test performansları Tablo 2'de gösterilmiştir.

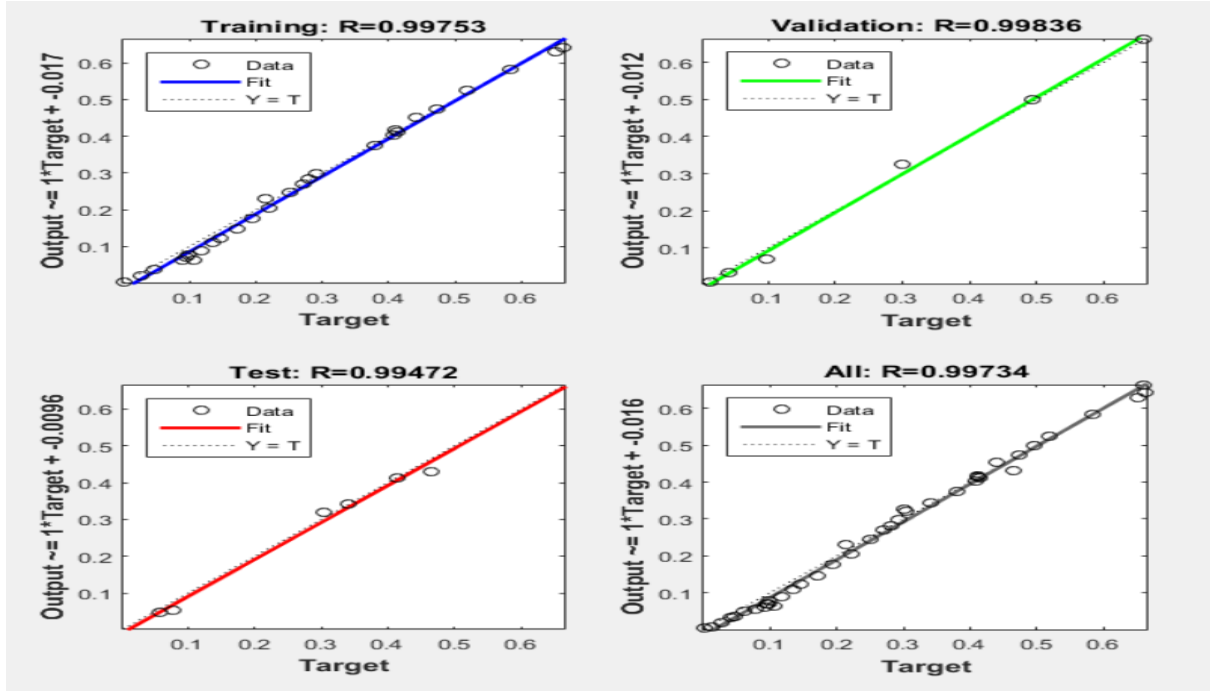
**Tablo 2.** En İyi Performansa Sahip ÇKA Modelleri

Modeller	Aktivasyon Fonksiyonu (Gizli Katman)	Aktivasyon Fonksiyonu (Çıktı Katmanı)	Gizli Katman Nöron Sayısı	Test Performansı	
				MSE	MAPE
Model 1	Hiperbolik Tanjant	Hiperbolik Tanjant	8	6297.22	0.1837
Model 2	Hiperbolik Tanjant	Hiperbolik Tanjant	16	12148.41	0.2776
Model 3	Hiperbolik Tanjant	Hiperbolik Tanjant	17	5914.26	0.1792
Model 4	Hiperbolik Tanjant	Sigmoid	8	5705.35	0.1764
Model 5	Hiperbolik Tanjant	Sigmoid	16	5699.54	0.1762
Model 6	Hiperbolik Tanjant	Sigmoid	17	5700.84	0.1762
Model 7	Sigmoid	Hiperbolik Tanjant	8	59037.75	0.5284
Model 8	Sigmoid	Hiperbolik Tanjant	16	7484.57	0.2172
Model 9	Sigmoid	Hiperbolik Tanjant	17	59153.71	0.5695
Model 10	Sigmoid	Sigmoid	8	6185.45	0.1857
Model 11	Sigmoid	Sigmoid	16	5802.39	0.1774
Model 12	Sigmoid	Sigmoid	17	18251.34	0.2781
Model 13	<b>Hiperbolik Tanjant</b>	<b>Doğrusal</b>	<b>8</b>	<b>1807.39</b>	<b>0.1134</b>
Model 14	Hiperbolik Tanjant	Doğrusal	16	68061.07	0.7349
Model 15	Hiperbolik Tanjant	Doğrusal	17	27059.09	0.4396
Model 16	Sigmoid	Doğrusal	8	8193.32	0.2082
Model 17	Sigmoid	Doğrusal	16	27888.50	0.3893
Model 18	Sigmoid	Doğrusal	17	27596.05	0.4406

Test aşamasında elde edilen tahmin değerlerinin gerçek değerler ile karşılaştırılması sonucunda MSE ve MAPE değerleri hesaplanmıştır. Tablo 2’de farklı mimariyelere sahip YSA modellerinin tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Tablo 2’de verilen bulgular incelendiğinde, gizli katmanda yer alan aktivasyon fonksiyonu Hiperbolik Tanjant, çıktı katmanında yer alan aktivasyon fonksiyonu Doğrusal ve gizli katman nöron sayısı 8 olan YSA modelinin (Model 13) en iyi performansa sahip olduğu görülmüştür. Model 13’ün diğer modeller ile kıyaslandığında en düşük hata düzeyine sahip olduğu belirlenmiştir. Bu modele ait MSE değeri 1807.39 ve MAPE değeri ise %11.34 olarak elde edilmiştir. Model 13’ün ağ yapısı Şekil 2’de görülmektedir.

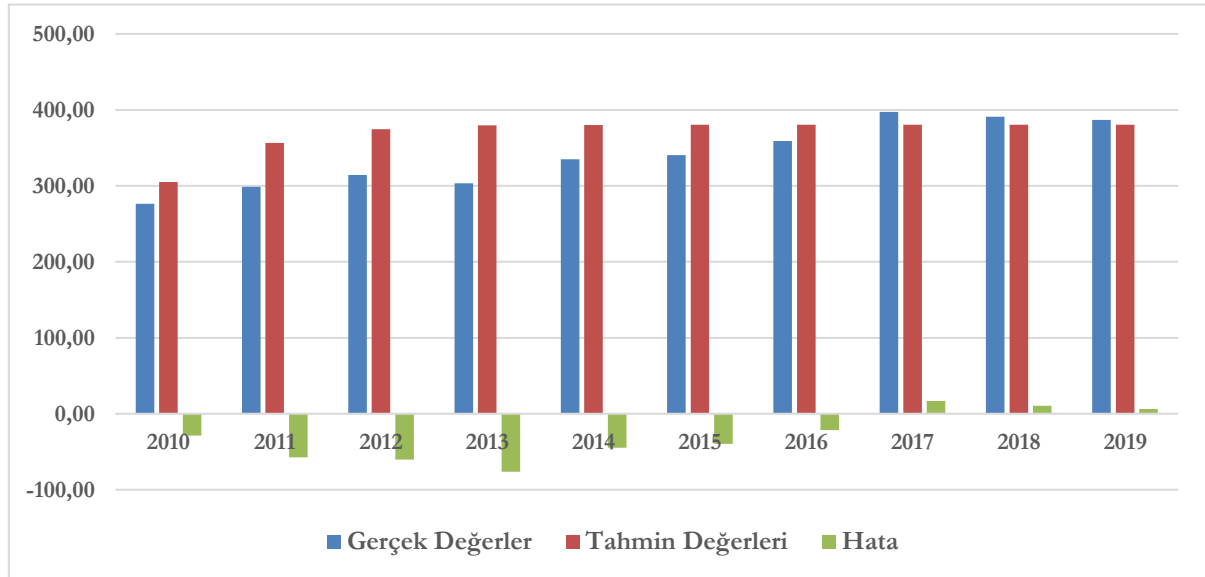
**Şekil 2.** Model 13’ün Ağ Yapısı

Eğitim, doğrulama ve test verileri dikkate alındığında, hedeflerin çıktılara göre doğrusal regresyon grafikleri Şekil 3’te yer almaktadır. En iyi performansa sahip Model 13’e ait tüm veriler göz önünde bulundurulduğunda R değerinin 0.99 olduğu sunucuna ulaşılmıştır.



Şekil 3. YSA Eğitim Regresyonu

Şekil 4'te test verisinde bulunan CO<sub>2</sub> emisyonu gerçek değerleri, Model 13 ile elde edilmiş CO<sub>2</sub> emisyonu tahmin değerleri ve hata değerleri verilmiştir. Şekil 3 incelendiğinde CO<sub>2</sub> emisyonu tahmin değerlerinin gerçek değerlere oldukça yakın olduğu görülmektedir. Bu durumda YSA yöntemi ile elde edilen tahmin performansının yüksek kalitede olduğu ifade edilebilmektedir. Elde edilen sonuçlar bir bütün olarak değerlendirildiğinde, YSA yönteminin CO<sub>2</sub> emisyonu tahmininde kullanılabilecek başarılı bir yöntem olduğu sonucuna ulaşılmıştır.



Şekil 4. Gerçek Değerler, Elde Edilen Tahmin ve Hata Değerleri

Girdi değişkenlerinin bağıl önemi, bağımlı değişkeni tahmin etmek için her bir değişkenin katkısıdır. Bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin belirlenmesine katkısının derecesini belirlemek için seçilen en iyi ağ kullanılarak duyarlılık analizi yapılmıştır. Duyarlılık analizi sonuçlarına dayanarak, geliştirilen ÇKA modelinin her bir girdi değişkeninin tahmin edilen çıktı üzerindeki etkisi, normleştirilmiş duyarlılık ağırlıklarına göre sıralanmıştır. Tablo 3'te Model 13 ile elde edilen nihai bağlantı ağırlıkları, Tablo 4'de ise Garson Algoritması kullanılarak elde edilen bağlantı ağırlıkları hesapları ve bağıl önemleri verilmiştir.



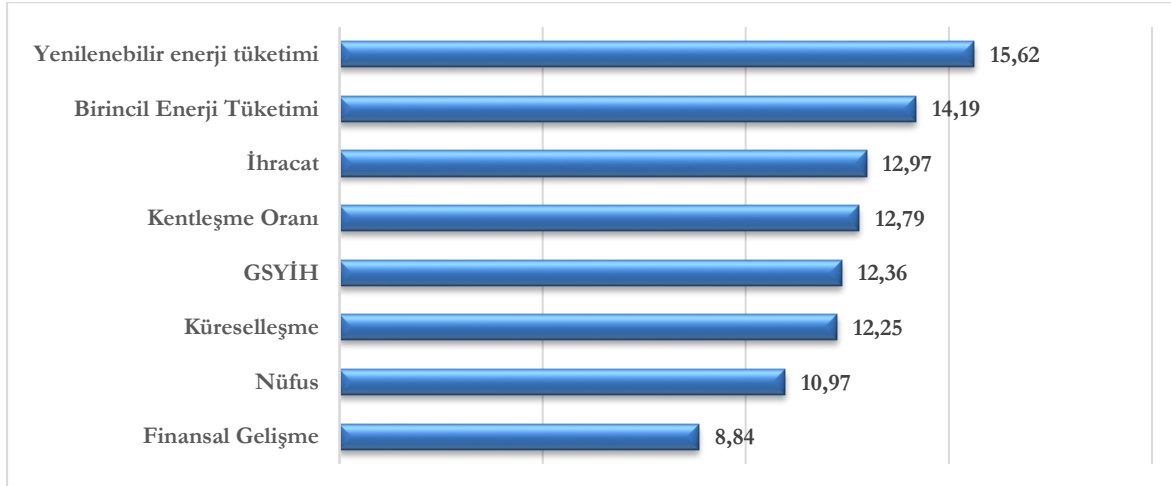
**Tablo 3. Nihai Baęlantı Aęırlıkları**

<i>Girdi Katmanı - Gizli Katman</i>								
Deęiřken	Gizli Katman 1	Gizli Katman 2	Gizli Katman 3	Gizli Katman 4	Gizli Katman 5	Gizli Katman 6	Gizli Katman 7	Gizli Katman 8
$x_1$	0.127	0.630	-0.608	0.282	0.798	-0.284	-0.939	0.872
$x_2$	-0.120	-0.950	-0.722	-0.491	-0.244	1.231	0.657	-0.617
$x_3$	0.775	0.207	-0.328	0.673	0.703	-0.128	-0.211	-0.793
$x_4$	-0.411	-1.082	-0.139	0.558	0.850	0.194	0.408	0.412
$x_5$	-0.120	0.165	0.001	0.333	-0.393	1.452	0.409	0.081
$x_6$	-0.362	-0.458	1.138	0.131	-0.204	0.491	0.084	-0.804
$x_7$	-0.940	-0.148	-0.726	-0.262	0.896	0.340	0.022	0.897
$x_8$	0.521	0.371	-0.465	0.221	-0.964	-0.837	-0.430	-0.233
<i>Gizli Katman - Çıktı Katmanı</i>								
Deęiřken	Gizli Katman 1	Gizli Katman 2	Gizli Katman 3	Gizli Katman 4	Gizli Katman 5	Gizli Katman 6	Gizli Katman 7	Gizli Katman 8
$y$	0.100	-0.264	0.353	0.397	0.386	-0.050	0.228	-0.443

**Tablo 4. GA için Baęlantı Aęırlıkları Hesapları ve Baęlı Önemleri**

Deęiřken	Gizli Katman 1	Gizli Katman 2	Gizli Katman 3	Gizli Katman 4	Gizli Katman 5	Gizli Katman 6	Gizli Katman 7	Gizli Katman 8	Toplam	Baęlı Önem
$x_1$	0.04	0.16	0.15	0.10	0.16	0.06	0.30	0.19	1.14	%14.19
$x_2$	0.04	0.24	0.17	0.17	0.05	0.25	0.21	0.13	1.25	%15.62
$x_3$	0.23	0.05	0.08	0.23	0.14	0.03	0.07	0.17	0.99	%12.36
$x_4$	0.12	0.27	0.03	0.19	0.17	0.04	0.13	0.09	1.04	%12.97
$x_5$	0.04	0.04	0.00	0.11	0.08	0.29	0.13	0.02	0.71	%8.84
$x_6$	0.11	0.11	0.28	0.04	0.04	0.10	0.03	0.17	0.88	%10.97
$x_7$	0.28	0.04	0.18	0.09	0.18	0.07	0.01	0.19	1.02	%12.79
$x_8$	0.15	0.09	0.11	0.08	0.19	0.17	0.14	0.05	0.98	%12.25
<b>Toplam</b>									8	%100

CO<sub>2</sub> emisyonunu tahmin etmek amacıyla oluşturulan ÇKA modelinde, Tablo 4 ile verilen ve her bir girdi deęiřkeni için elde edilen baęlı önem, baęımsız deęiřkenlerin baęımlı deęiřken üzerindeki önemini ifade etmektedir. Tablo 4 ile elde edilen baęlı önem kullanılarak elde edilen Baęımsız Deęiřken Önem Analizi Şekil 5'te verilmiştir.

**Şekil 5. Baęımsız Deęiřken Önem Analizi**

Şekil 5'te Türkiye'de CO<sub>2</sub> emisyonunu etkileyen deęiřkenlerin önem sıralaması yer almaktadır. Baęımsız deęiřkenlerin aęırlıklı deęerleri dikkate alındığında, Türkiye'de CO<sub>2</sub> emisyonunu etkileyen en önemli deęiřkenin yenilenebilir enerji tüketimi deęiřkeni olduęu sonucuna ulařılmıştır. Türkiye'de CO<sub>2</sub> emisyonunu en önemli üç deęiřken sırasıyla yenilenebilir enerji tüketimi ile beraber birincil enerji tüketimi ve ihracat deęiřkenleridir. Ayrıca finansal gelişmenin CO<sub>2</sub> emisyonunu üzerinde dięer deęiřkenlere göre daha az öneme sahip olduęu belirlenmiştir.

## Sonuç

YSA, çeşitli endüstriyel alanlarda karmaşık ve doğrusal olmayan sorunları çözmek ve doğru tahminleri modelleyebilmek amacıyla son yıllarda daha popüler ve kullanışlı bir araç haline gelmiştir. Ancak YSA'nın çevre ekonomisinde uygulanması oldukça sınırlıdır. Bu çalışmanın en önemli katkısı YSA yöntemi kullanılarak Türkiye’de CO<sub>2</sub> emisyonu tahmini yapılması ve Garson Algoritması kullanılarak bağımsız değişkenlerin CO<sub>2</sub> emisyonları üzerindeki bağıl öneminin belirlenmesidir. Literatürde konu ile ilgili çalışmalar dikkate alınarak YSA modelinin girdi değişkenleri birincil enerji tüketimi, yenilenebilir enerji tüketimi, GSYİH, toplam ihracat, finansal gelişme, toplam nüfus, kentleşme oranı ve küreselleşme düzeyi olarak belirlenmiştir. En iyi mimariyi elde edebilmek amacıyla farklı aktivasyon fonksiyonları ve farklı gizli katman nöron sayıları denenmiştir. Bu temelde, MAPE değerlerini kullanılmış, gerçek ve tahmin edilen CO<sub>2</sub> değerleri karşılaştırılarak modellerin tahmin performansları elde edilmiştir. YSA yöntemi ile yapılan analiz sonucunda gizli katmana ait aktivasyon fonksiyonunun hiperbolik tanjant, çıktı katmana ait aktivasyon fonksiyonunun Doğrusal ve gizli katmana ait nöron sayısının 8 olduğu modelin (Model 13) en iyi performansa sahip YSA modeli olduğu belirlenmiştir. Bu modele ait MAPE değeri %11.34 olarak elde edilmiştir. Lewis (1982), MAPE değeri %10’dan az olan tahmin modellerini “çok iyi”, %10 ile %20 arasında olan tahmin modellerini “iyi”, %20 ile %50 arasında olan tahmin modellerini “kabul edilebilir” ve %50’nin üzerinde olan tahmin modellerini ise “yanlış ve hatalı” olarak sınıflandırmaktadır. Witt ve Witt (1992), MAPE değeri %10’un altında olan modelleri “yüksek doğruluk” derecesine sahip modeller, %10 ile %20 arasında olan modelleri ise “doğru” modeller olarak nitelendirmektedir. Bu sınıflamalar dikkate alındığında, en düşük hata değerine sahip YSA modelinin (Model 13) “iyi” ve “doğruluk” derecesine sahip bir model olduğu ifade edilebilmektedir. Çalışmadan elde edilen bu bulgular, YSA’nın CO<sub>2</sub> emisyonu tahmininde kullanılabilir bir yöntem olduğunu göstermektedir.

En iyi performansa sahip YSA modeli ile CO<sub>2</sub> emisyonu tahmini yapıldıktan sonra bağımsız değişkenlerin bağıl önemini değerlendirmek amacıyla Garson Algoritması kullanılmıştır. Yapılan önem analizi sonucunda Türkiye’de CO<sub>2</sub> emisyonunu etkileyen en önemli faktörün yenilenebilir enerji tüketimi olduğu belirlenmiştir. Türkiye’de CO<sub>2</sub> emisyonunu üzerinden en büyük öneme sahip ikinci ve üçüncü değişken ise sırasıyla birincil enerji tüketimi ve ihracat değişkenleridir. Ayrıca finansal gelişmenin CO<sub>2</sub> emisyonunu üzerinde diğer değişkenlere göre daha az öneme sahip olduğu belirlenmiştir. Bu çalışmadan elde edilen bulgular, Türkiye örneğinde yapılan diğer çalışmalardan elde edilen bulgular ile benzerlik göstermemektedir. Bu çalışma Türkiye’de CO<sub>2</sub> emisyonunu etkileyen en önemli faktör olarak yenilenebilir enerji tüketiminin elde edilmesi bakımından diğer çalışmalardan ayrılmaktadır.

Yenilenebilir enerji üretimi ve tüketimi, ülkelerin çevresel sürdürülebilirlik sorunlarının aşılmasında önemli bir faktör olarak kabul edilmektedir. Türkiye’de fosil yakıtı dayalı enerji üretiminin yenilenebilir enerji üretimi ile ikame edilmesi ile yenilenebilir enerji tüketiminin yaygınlaştırılması ve enerji verimliliğinin artırılması ile karbon salınımının azaltılması, çevre kirliliği ile ilgili sorunların çözümünde önemli bir role sahip olacaktır.

## Etik Beyan

“Türkiye’de CO<sub>2</sub> Emisyonlarının Belirleyicileri: Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları ile Bir Uygulama” başlıklı çalışmanın yazım sürecinde bilimsel kurallara, etik ve alıntı kurallarına uyulmuş; toplanan veriler üzerinde herhangi bir tahrifat yapılmamış ve bu çalışma herhangi başka bir akademik yayın ortamına değerlendirme için gönderilmemiştir. Bu makale için etik kurul izni alma zorunluluğu bulunmamaktadır.

## Araştırmacıların Katkı Oranı Beyanı

Yazarların çalışmadaki katkı oranları eşittir.

## Çatışma Beyanı

Çalışmada herhangi bir potansiyel çıkar çatışması söz konusu değildir.

## Kaynakça

- Acheampong, A. O. ve Boateng, E. B. (2019). Modelling carbon emission intensity: Application of artificial neural network. *Journal of Cleaner Production*, 225, 833-856.
- Adebayo, T. S., Awosusi, A. A. ve Adeshola, I. (2020). Determinants of CO<sub>2</sub> emissions in emerging markets: an empirical evidence from MINT economies. *International Journal of Renewable Energy Development*, 9(3), 411.
- Aggarwal, C. C. (2018). *Neural networks and deep learning*. Springer, 10(978), 3.
- Ataseven, B. (2013). Yapay sinir ağları ile öngörü modellemesi. *Öneri Dergisi*, 10(39), 101-115.

- Atay Polat M. (2022). Türkiye’de CO<sub>2</sub> emisyonunun belirleyicisi olarak cinsiyet, istihdam ve yenilenebilir enerjinin rolü üzerine bir uygulama. *Öneri Dergisi*, 17(58), 638-664.
- Behrang, M. A., Assareh, E., Assari, M. R. ve Ghanbarzadeh, A. (2011). Using bees algorithm and artificial neural network to forecast world carbon dioxide emission. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 33(19), 1747-1759.
- Cetin, M., Ecevit, E., ve Yucel, A. G. (2018). The impact of economic growth, energy consumption, trade openness, and financial development on carbon emissions: empirical evidence from Turkey. *Environmental Science and Pollution Research*, 25(36), 36589-36603.
- Dođanlar, M., Mike, F., Kızılkaya, O. ve Karlılar, S. (2021). Testing the long-run effects of economic growth, financial development and energy consumption on CO<sub>2</sub> emissions in Turkey: new evidence from RALS cointegration test. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(25), 32554-32563.
- Dong, K., Dong, X. ve Dong, C. (2019). Determinants of the global and regional CO<sub>2</sub> emissions: what causes what and where?. *Applied Economics*, 51(46), 5031-5044.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of neural networks: Architecture, algorithms and applications*. New Jersey: Printice Hall.
- Fischer, A. (2015). How to determine the unique contributions of input-variables to the nonlinear regression function of a multilayer perceptron. *Ecological Modelling*, 309, 60-63.
- Garson, G. D. (1991). Interpreting neural-network connection weights. *AI Expert*, 6(4), 46-51.
- Gevrey, M., Dimopoulos, I. ve Lek, S. (2003). Review and comparison of methods to study the contribution of variables in artificial neural network models. *Ecological Modelling*, 160(3), 249-264.
- Haliciođlu, F. (2009). An econometric study of CO<sub>2</sub> emissions, energy consumption, income and foreign trade in Turkey. *Energy Policy*, 37(3), 1156-1164.
- Ibrahim, O. M. (2013). A comparison of methods for assessing the relative importance of input variables in artificial neural networks. *Journal of Applied Sciences Research*, 9(11), 5692-5700.
- Jena, P. R., Managi, S. ve Majhi, B. (2021). Forecasting the CO<sub>2</sub> emissions at the global level: A multilayer artificial neural network modelling. *Energies*, 14(19), 6336.
- Kemp, S. J., Zaradic, P. ve Hansen, F. (2007). An approach for determining relative input parameter importance and significance in artificial neural networks. *Ecological Modelling*, 204(3-4), 326-334.
- Lewis, C. D. (1982), *Industrial and business forecasting method*. Butterworth Scientific. London.
- Lippmann, R.P.(1987), *An introduction to computing with neural nets*, IEEE ASSP Magazine, April, 4-22.
- Olden, J. D. ve Jackson, D. A. (2002). Illuminating the “Black Box”: A randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks. *Ecological Modelling*, 154(1-2), 135-150.
- Olden, J. D., Joy, M. K. ve Death, R. G. (2004). An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data. *Ecological Modelling*, 178(3-4), 389-397.
- Öztemel, E. (2012). *Yapay sinir ađlari*. Papatya Yayıncılık. İstanbul.
- Pabuçcu, H. ve Bayramođlu, T. (2016). Yapay sinir ađlari ile CO<sub>2</sub> emisyonu tahmini: Türkiye örneđi. *Garzi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 18(3), 762-778.
- Paliwal, M. ve Kumar, U. A. (2011). Assessing the contribution of variables in feed forward neural network. *Applied Soft Computing*, 11(4), 3690-3696.
- Rezaei, M. H., Sadeghzadeh, M., Alhuyi Nazari, M., Ahmadi, M. H. ve Astaracai, F. R. (2018). Applying GMDH artificial neural network in modeling CO<sub>2</sub> emissions in four nordic countries. *International Journal of Low-Carbon Technologies*, 13(3), 266-271.
- Söyler, H. ve Kızılkaya, O. (2018). Para krizlerinin yapay zeka yöntemleri ile tahmini: Türkiye örneđi. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 18. EYİ Özel Sayısı, 649-666.
- Tang, Z. ve Fishwick, P. A. (1993), Feedforward neural nets as models for time series forecasting, *ORSA Journal on Computing*, 5(4):374-385.
- Witt, S. F. ve Witt, C. A. (1992). *Modeling and forecasting demand in tourism*. Londra: Academic Press.
- Wong, F. S.(1991), Time series forecasting using backpropagation neural networks, *Neurocomputing*, 2:147-159.
- Xu, G., Schwarz, P. ve Yang, H. (2019). Determining China's CO<sub>2</sub> emissions peak with a dynamic nonlinear artificial neural network approach and scenario analysis. *Energy Policy*, 128, 752-762.

## EXTENDED ABSTRACT

The threats and risks of climate change have manifested themselves in the form of many adverse climate events (tsunamis, melting of glaciers, rising sea levels and warming of the atmospheric temperature, etc.) in recent years. In this context, various greenhouse gas elements, especially carbon dioxide emissions, are the main causes of global warming and climate change. The efforts of various international organizations on a global scale to reduce the negative impacts of global warming mainly focus on policies to reduce carbon emissions. Although many countries have begun to develop climate policies to reduce greenhouse gases, scenario studies show that greenhouse gas emissions will increase in the future in many regions of the world. In developing countries, these expected increases in future emissions are undoubtedly closely related to rapid economic growth and population growth. Given the rapid economic growth in many developing countries, this will only be possible if the industrialized world significantly reduces its

emissions. To date, GHG emissions from the industrialized world have not been even stabilized, let alone reduced. In this study, CO<sub>2</sub> emission estimation is carried out in Turkey using Artificial Neural Networks (ANN) method and Garson Algorithm is used to investigate the relative importance of the independent variables discussed in the study. Accordingly, the model used in the study is given in Equation (1):

$$y = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8) \quad (1)$$

In Equation (1),  $y$  is carbon dioxide emissions;  $x_1$  indicates primary energy consumption;  $x_2$  is renewable energy consumption;  $x_3$  is the level of gross domestic product (GDP) as a measure of economic growth;  $x_4$  shows total exports;  $x_5$  is financial development;  $x_6$  is total population;  $x_7$  indicates the rate of urbanization and  $x_8$  indicates the level of globalization. Artificial neural networks (ANNs) are computer systems that are inspired by the learning mechanisms of the human brain, and are developed to automatically perform features such as creating and discovering new information through learning, without any assistance. Similar to the capabilities of the human brain, it has successful applications in learning, association, classification, generalization, feature determination and optimization. In ANN models, it may not be easy to determine the contribution of input variables on output variables, as in linear regression models. There are some studies in the literature on how to determine the relative contribution of input variables (or independent variables) for ANN estimation. Garson (1991) proposed a method for partitioning ANN connection weights in order to determine the relative importance of each input variable in the network. The Garson Algorithm (GA) is based on obtaining the final connection weights after training the network. While calculating the contributions of the input variables in the Garson Algorithm, the absolute values of the last link weights are used. As a result of the analysis made with the ANN method, it is determined that the Model 13 had the best performance. The MAPE value of this model is obtained as 11.34%. Lewis (1982) classifies estimation models with a MAPE value of less than 10% as “very good”, prediction models between 10% and 20% as “good”, and prediction models between 20% and 50% as “acceptable”. Witt and Witt (1992) characterize models with a MAPE value of less than 10% as “high accuracy” models, and models with a MAPE between 10% and 20% as “correct” models. Considering these classifications, it can be stated that the ANN model with the lowest error value (Model 13) is a model with “good” and “accuracy” degrees. These findings obtained from the study show that ANN is a successful method that can be used in the estimation of CO<sub>2</sub> emissions. After estimating the CO<sub>2</sub> emission using the best performing ANN model, the Garson Algorithm is used to investigate the relative importance of the independent variables. As a result of the importance analysis, it is determined that the most important factor affecting the CO<sub>2</sub> emission in Turkey is the renewable energy consumption. The second and third variables with the greatest importance over CO<sub>2</sub> emissions in Turkey are primary energy consumption and export variables, respectively. In addition, it has been determined that financial development has less importance on CO<sub>2</sub> emissions than other variables. Another important contribution of this study is to highlight the impact of renewable energy consumption on CO<sub>2</sub> emissions. Renewable energy production and consumption is accepted as an important factor in overcoming the environmental sustainability problems of countries. Substituting fossil fuel-based energy production with renewable energy production in Turkey, expanding renewable energy consumption, increasing energy efficiency and reducing carbon emissions will have an important role in solving environmental pollution problems.