

Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini

Estimation of Carbon Dioxide Emissions on Turkey's Highways by Artificial Intelligence
Methods

Hande Kocabaş*

İskenderun Teknik Üniv. Mühendislik ve Doğa Bil. Fakültesi, İnşaat Müh. Bölümü, Hatay, TÜRKİYE

<https://orcid.org/0009-0000-1825-3987>

Fatih Üneş

İskenderun Teknik Üniv. Mühendislik ve Doğa Bil. Fakültesi, İnşaat Müh. Bölümü, Hatay, TÜRKİYE

<https://orcid.org/0000-0001-5751-6970>

Bestami Taşar

İskenderun Teknik Üniv. Mühendislik ve Doğa Bil. Fakültesi, İnşaat Müh. Bölümü, Hatay, TÜRKİYE

<https://orcid.org/0000-0003-4842-3937>

Ömer Faruk Cansız

İskenderun Teknik Üniv. Mühendislik ve Doğa Bil. Fakültesi, İnşaat Müh. Bölümü, Hatay, TÜRKİYE

<https://orcid.org/0000-0001-6857-2513>

Araştırma Makalesi

Geliş Tarihi

21/09/2023

Kabul Tarihi

18/10/2023

DOI

10.5281/zenodo.10117637

Özet

Günümüzde global bir tehdit olan küresel ısınmaya çevreye yayılan karbondioksit (CO₂), Metan (CH₄) ve diazot monoksit (N₂O) gibi sera gazlarının salınımı neden olmaktadır. Yaşanabilir bir dünya için CO₂ emisyon salınımının en aza indirgenmesi önemlidir. Bu çalışmada, karayolu ulaşımından kaynaklanan CO₂ emisyonlarının tahmin modelleri geliştirilmiştir. Karayolu emisyonu tahmin modellerinde, Motorlu Kara Taşıt Sayısı (MKTS), Taşıt Kilometre (TK), Yolcu Kilometre (YK) ve Karayolu Uzunluğu (KU) verileri girdi ve çevreye yayılan Karbondioksit Emisyonu (Milyon Ton) çıktı olarak kullanılmıştır. Tahmin modellemeleri için Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR), Interaction-Çoklu Regresyon (I-ÇR), Quadratik-Çoklu Regresyon (Q-ÇR), Pure Quadratik-Çoklu Regresyonu (PQ-ÇR) Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) ve Bulanık mantık- Basit üyelik fonksiyonları ve bulanık kurallar oluşturma tekniği (Bulanık SMRGT) yöntemleri kullanılmıştır. Çalışma alanı olarak Türkiye'deki tüm iller ele alınmıştır. 2001-2020 yılları arasındaki yirmi yıllık veri seti kullanılmıştır. Modellerin performansları, determinasyon katsayısı (R²), ortalama mutlak hata (MAE) ve karesel hataların ortalamasının karekökü (RMSE) değerlerine göre karşılaştırılmıştır. Performans değerlerine göre en iyi model Q-ÇR ve PQ-ÇR yöntemleriyle elde edilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Emisyon, SMRGT, ÇDR, ANFIS

Research Article

Received

21/09/2023

Accepted

18/10/2023

DOI

10.5281/zenodo.10117637

Abstract

Global warming, which is a global threat today, is caused by the release of Greenhouse Gases such as Carbon Dioxide (CO₂), Methane (CH₄) and Diazot monoxide (N₂O) emitted into the environment. For a livable world, carbon dioxide emissions are important to minimize. This study has developed an estimation model for the carbon dioxide emissions from road transport. The number of Motor Vehicles (MV), Vehicles Kilometers (VKM), Passenger Kilometers (PKM), length of road (LR) as input and the Carbon Dioxide Emission (Million Tons) released into the environment have been used as output. The methods of Multiple Linear Regression (MLR), Interaction-Multiple Regression (I-MR), Quadratic-Multiple Regression (Q-MR), Multiple Pure Quadratic-Multiple Regression (PQ-MR), Adaptive Neural-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) and Simple Membership Functions and Fuzzy Rules Generation Technique (Fuzzy SMRGT) have been applied for the estimation models. All provinces in Turkey are considered as the study area. Twenty years of data set between 2001-2020 is being used. The performances of the models are compared according to values of Coefficient of Determination (R²), Mean Absolute Error (MAE), and Root Mean Square Error (RMSE). According to performance values, the best model is obtained by Q-MR and PQ-MR methods.

Keywords: Emission, SMGRT, MLR, ANFIS.

1. Giriş

Dünya nüfusunun gelişmesiyle birlikte beraberinde gelen ihtiyaçlar nedeniyle hava ve çevre kirliliğinde yüksek oranda artış görülmektedir. Artan hava kirliliği ve beraberinde gelen insan faaliyetleri sonucu sera etkisinin artması, dünya sıcaklığını her geçtiğimiz gün artırmakta ve küresel ısınmaya sebep olmaktadır (1). Küresel ısınma, ekosistemin bozulup kuraklık ve aşırı yağış gibi beklenmedik doğa olaylarını meydana getirmektedir (1). Atmosfer ısıyı tutabilme özelliğine sahiptir ve bu sayede yeryüzünün sıcaklığını dengede tutar ancak okyanus, akarsu gibi kaynakların donmasını engellemiş olur (2). Atmosferde ısı tutma özelliğine sahip olan bileşiklere de sera gazı denmektedir. Bu şekilde atmosfer kaynaklı etkilere sera etkisi adı verilmektedir.

Türkiye’de karayollarındaki araç sayısı nüfus artışı ile beraber her geçen gün artmaktadır. Karayollarının artışı ve teknolojinin gelişimi ile birlikte yenilenemez kaynakların fazla kullanımıyla karayolları enerji tüketimi dikkate alınması gerekmektedir. Ulaştırma emisyonunun belirlenmesinde karayolu, deniz taşımacılığı, demiryolu, havayolu gibi ulaştırma türleri dikkate alınarak araştırma yapılmaktadır. Dünya nüfusunun hızlı bir şekilde artmasıyla birlikte karayolu ulaştırma sektöründen kaynaklanan sera gazı emisyonları içinde karbondioksit (CO₂), Metan (CH₄) ve diazot monoksit (N₂O) gazları tanımlanmaktadır. Genellikle karayolu ulaşımında otobüs, minibüs, kamyonet, kamyon, motosiklet gibi araçlar kullanılmaktadır. Motorlu araçların kullanımı esnasında oluşturdukları çevresel etkiler; atmosferik emisyonlar, katı ve sıvı atıklar olarak bilinmektedir (3). Sera gazı emisyonlarını kontrol altına almakta uygulanan en etkin yaklaşımlardan biri de karayolu ulaştırma politikalarının düzenlenmesi sonucu karayolu ulaşımının yönetimi ve kontrolüdür. Şehir planlaması ve kontrolü bu politikalarında başında gelmektedir. Bununla birlikte sera gazı emisyonlarının azaltılması için toplu taşımacılık payının artırılması, demiryolu ve denizyolu gibi kişi başına sera gazı emisyonu düşük olan ulaşım yöntemlerine eğilim, seyahat gereksinimlerinin planlanması veya azaltılması, karayolu ulaşımında araç doluluk oranlarının artırılması da önemli önlemler arasında yer almaktadır (4). Ayrıca

Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini

karayolu ulaşımında yakıt tüketiminin fazla olmaması için hız sınırları, trafik akışları ya da sıkışıklık gibi durumların da dikkate alınması gerekmektedir.

Emisyon envanteri ve azaltılması çalışmalarında öncelikle mevcut Türkiye koşullarına uygun politikalar belirlenmeli, emisyon neden olan etkin parametreler saptanmalıdır. Çevreye yayılan emisyon miktarını azaltmaya yönelik çalışmaları incelemeye ek olarak, yapılan emisyon tahmin modelleri gelecekteki emisyon envanterleri için oldukça önem göstermektedir. Karayolu sektöründe emisyon neden olan birçok etmen bulunmaktadır. Söz konusu emisyon tahmini için aralarında uyum olan bağımsız değişkenlerin seçimi ile gerçek emisyon değerlerine yakın sonuçlar veren bir emisyon tahmin modeli geliştirmek oldukça önem taşımaktadır. Literatürde karayolu ve ulaştırma sektörüne ait birçok değerlendirme ve emisyon tahmin modeli geliştirilmektedir. Borge vd. (5) Madrid'deki Karayolu Taşımacılığında Kaynaklanan Emisyonları hesaplamak için Bilgisayar Programı (COPERT4 v.8.1) ve Karayolu Taşımacılığı için El Kitabı Emisyon Faktörleri (HBEFA v.3.1), 'ortalama hız' ve 'trafik durumu' model türlerini karşılaştırmıştır. Smit, Dia ve Morawska (6) Karayolu trafiği emisyonu ve yakıt tüketimi için modellemeler elde etmişlerdir. Smit, Ntziachristos ve Boulter (7) Karayolu taşıtı ve trafik emisyon modelleri için altı model tekniği ve istatistiksel yöntemler kullanarak hata oranlarını araştırmışlardır. Ozen ve Yaman-Tüydeş (8) Şehirlerarası yük trafiği ile 2000-2009 yılları arasındaki CO₂ emisyonları COPERT 4 programı kullanılarak hesaplamışlardır. Ceylan ve Bulkan (9) Türkiye'de yıllık ulaşım kaynaklı enerji ihtiyacının modellenmesi ve tahmin edilmesi için hibrit bir yöntem olan Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemleri ile Parçacık Sürü Optimizasyon algoritması birlikte kullanmışlardır. Ötken ve Gümüşay (10) Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) kullanarak çeşitli marka ve tipteki taşıtların emisyonlarının miktarını, sürekliliğini, hangi durumlarda değiştiğini belirli güzergâhlarda hareket halindeki araçların egzoz emisyonu ve GPS ölçümleri yapıldıktan sonra CBS ortamına aktarılıp analizler için ArcGIS ortamında Visual Basic programlama dili kullanılarak arayüzler oluşturulmuştur. Geçmiş yıllarda, bulanık mantık ve yapay zeka yöntemleri ile ilgili yapılmış birçok mühendislik çalışması bulunmaktadır (11-16). Cansız, Erginer ve Genç (17) Karayolları enerji tüketimi tahmini için yapay sinir ağları (YSA) ve uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), regresyon tekniklerinden çok değişkenli lineer regresyon (MLR) yöntemleri kullanılarak modeller oluşturmuşlardır.

Bu çalışmada, Türkiye için karayolu ulaştırma sektöründe ANFIS, Bulanık SMRGT ve ÇDR, ÇR yöntemleri kullanılarak emisyon tahmin modeli geliştirilmiştir. Bu çalışmanın literatürden farkı karayolu ulaşımına ait Bulanık SMRGT kullanılarak karayolu emisyonu tahmin modeli geliştirilmiştir. Tahmin modelinde kara ulaşımına ait girdiler yer almaktadır. Model girdileri ile literatürdeki girdiler arasındaki farkın yanı sıra çalışmada farklı yapay zekâ yöntemleri ve çoklu doğrusal regresyon ve diğer regresyon teknikleri kullanılıp birbirleriyle karşılaştırılmıştır.

2. Çalışma Alanı

Bu çalışmada kullanılan tahmin modeli için TÜİK ve KGM den elde edilen Türkiye karayolu ulaşım verileri kullanılmaktadır. Tahmin modellerinde, toplam Motorlu Kara Taşıt Sayısı (MKTS), Karayolu Uzunluğu (KU) Taşıt Kilometre (TK) ve Yolcu Kilometre (YK) bağımsız değişken, karayolu ulaşımından kaynaklanan karbon emisyon değerleri bağımlı değişken olarak kullanılmıştır. Kullanılan bağımlı değişkenler ve bağımsız değişkenlerin arasındaki çapraz korelasyon, yıllara göre değişimi ve istatistiksel parametreler sırasıyla Tablo 1, Şekil 1 ve Tablo 2' de verilmiştir.

Tablo 1. Bağımlı ve bağımsız değişken arasındaki çapraz korelasyon bilgileri

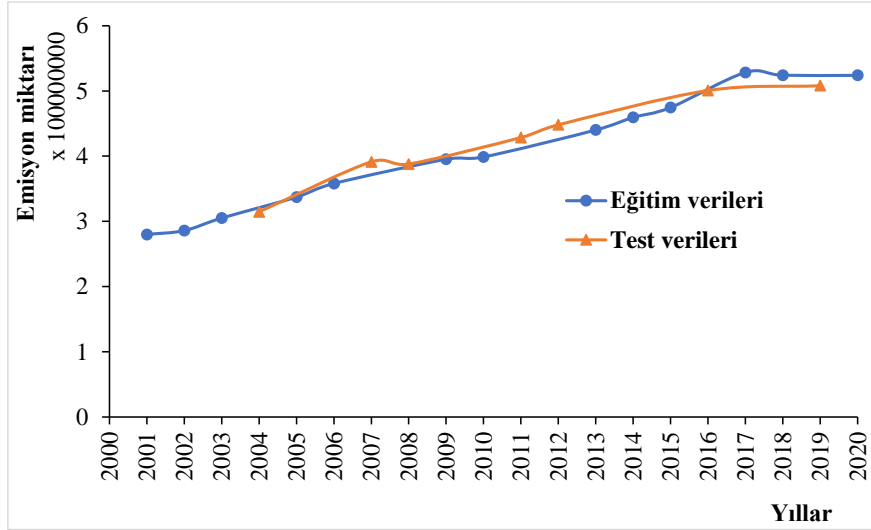
	Taşıtl-Km	Karayolu uzunluğu	Toplam taşıt sayısı	Yolcu-km	Emisyon
Taşıtl-Km	1				
Karayolu uzunluğu	-0.878	1.000			
Toplam taşıt sayısı	0.990	-0.879	1.000		
Yolcu-km	0.990	-0.868	0.974	1.000	
Emisyon	0.986	-0.887	0.995	0.977	1.000

Tablo 2. Kullanılan tüm değişken verilerine ait istatistiksel kriterler

	Taşıtl-Km	Karayolu uzunluğu (Km)	Toplam taşıt sayısı	Yolcu-km	Emisyon (CO2 eşdeğeri, ton)
Ortalama	8.84E+04	3.31E+05	1.60E+07	2.40E+05	4.14E+08
Standart Hata	6.54E+03	1.55E+04	1.15E+06	1,31E+04	1.84E+07
Ortanca	8.28E+04	3.50E+05	1.56E+07	2.35E+05	4.14E+08
Standart Sapma	2.92E+04	6.92E+04	5.16E+06	5.84E+04	8.23E+07
Örnek Varyans	8.55E+08	4.79E+09	2.67E+13	3.41E+09	6.77E+15
Basıklık	-1.42E+00	-1.44E+00	-1.27E+00	-1.33E+00	-1.17E+00
Çarpıklık	3.01E-01	-2.28E-01	7.65E-02	1.94E-01	-1.71E-01
Aralık	8.38E+04	1.92E+05	1.56E+07	1.76E+05	2.49E+08
En Büyük	5.17E+04	2.37E+05	8.52E+06	1.63E+05	2.80E+08
En Küçük	1.35E+05	4.28E+05	2.41E+07	3.40E+05	5.28E+08
Güvenirlilik Düzeyi(95.0%)	1.37E+04	3.24E+04	2.42E+06	2.73E+04	3.85E+07

Şekil 1 incelendiğinde 2004, 2007, 2008, 2011, 2012, 2016 ve 2019 yıllarındaki veriler test verisi olarak, diğer veriler ise eğitim verisi olarak kullanılmıştır.

Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini



Şekil 1. Emisyon verilerinin yıllara göre değişimi

3. Kullanılan Metotlar

Bu çalışmada karbon emisyon modellerini oluşturmak için Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR), Çoklu Regresyon (ÇR) yöntemlerinde Interaction-Çoklu Regresyon (I-ÇR), Quadratik-Çoklu Regresyon (Q-ÇR), Pure Quadratik-Çoklu Regresyon (PQ-ÇR), Uyarlanabilir Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) ve Bulanık SMRGT yöntemleri kullanılmaktadır.

3.1. Çoklu doğrusal regresyon (ÇDR)

Çoklu Doğrusal Regresyon analizleri, iki veya daha çok değişken arasındaki ilişkiyi neden-sonuç ilişkisine göre modellemek için kullanılan yöntemler arasında yer almaktadır. Bağımlı değişkeni tahmin etmek için kurulan modelde giriş olarak tek bir bağımsız değişken kullanılıyor ise tekli regresyon, birden fazla bağımsız değişken kullanılıyor ise çoklu regresyon analizi olarak adlandırılmaktadır (18). Mühendislik problemlerinde genelde iki veya daha fazla değişkenin aldıkları değerler arasında birbirlerinden bağımsız olmadıkları görülmektedir (19). Değişkenler arasındaki ilişkiyi incelemek için Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) sıklıkla kullanılmaktadır. ÇDR yönteminde bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkisi denklemde regresyon katsayısı ile ifade edilmektedir. Bu katsayı regresyon denkleminde bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkene etkisinin derecesini göstermektedir. Çoklu Doğrusal Regresyon, aşağıda yer alan Eşitlik 1'de verilmiştir.

$$Y_i = (\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n) + \varepsilon_i \quad (1)$$

Bu denklemde doğrusal ifadeler yer almaktadır. Bu eşitlikte, X_i ($i = 1, \dots, n$) bağımsız değişkenleri, Y_i bağımlı değişkeni, β regresyon katsayılarını ve ε hatayı temsil etmektedir.

3.2. Interaction-çoklu regresyon (I-ÇR)

Interaction Çoklu Regresyon (I-ÇR) modelinde doğrusal ifadelerin yanında etkileşimli ifadeler de yer almaktadır. I-ÇR aşağıda yer alan Eşitlik 2' de verilmektedir.

$$Y_{I-ÇR} = (\beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_2 + \beta_3 * x_3 + \beta_4 * x_4 + \beta_5 * x_1 * x_2 + \beta_6 * x_1 * x_3 + \beta_7 * x_1 * x_4 + \beta_8 * x_2 * x_3 + \beta_9 * x_2 * x_4 + \beta_{10} * x_3 * x_4) + \varepsilon_i \quad (2)$$

Eşitlikteki 'x' değerleri bağımsız değişkenleri ' β ' regresyon katsayılarını ve ε hatayı temsil etmektedir.

3.3. Quadratik-çoklu regresyon (Q-ÇR)

Quadratik Çoklu Regresyon (Q-ÇR) modelinde doğrusal ve etkileşimli ifadelerin yanında ikinci dereceden üslü ifadeler de yer almaktadır. Q-ÇR aşağıda yer alan Eşitlik 3'te verilmiştir.

$$Y_{Q-ÇR} = (\beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_1^2 + \beta_3 * x_3 + \beta_4 * x_4 + \beta_5 * x_1 * x_2 + \beta_6 * x_1 * x_3 + \beta_7 * x_1 * x_4 + \beta_8 * x_2 * x_3 + \beta_9 * x_2 * x_4 + \beta_{10} * x_3 * x_4 + \beta_{11} * x_1^2 + \beta_{12} * x_2^2 + \beta_{13} * x_3^2 + \beta_{14} * x_4^2) + \varepsilon_i \quad (3)$$

Eşitlikteki 'x' değerleri bağımsız değişkenleri ' β ' regresyon katsayılarını ve ε hatayı temsil etmektedir.

3.4. Pure-quadratik-çoklu regresyon (PQ-ÇR)

Pure-Quadratik Çoklu Regresyon (PQ-ÇR) modelinde doğrusal ifadelerin yanında ikinci dereceden üslü ifadelerde yer almaktadır. PQ-ÇR aşağıda yer alan Eşitlik 4'te verilmiştir.

$$Y_{PQ-ÇR} = (\beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_2 + \beta_3 * x_3 + \beta_4 * x_4 + \beta_5 * x_1^2 + \beta_6 * x_2^2 + \beta_7 * x_3^2 + \beta_8 * x_4) + \varepsilon_i \quad (4)$$

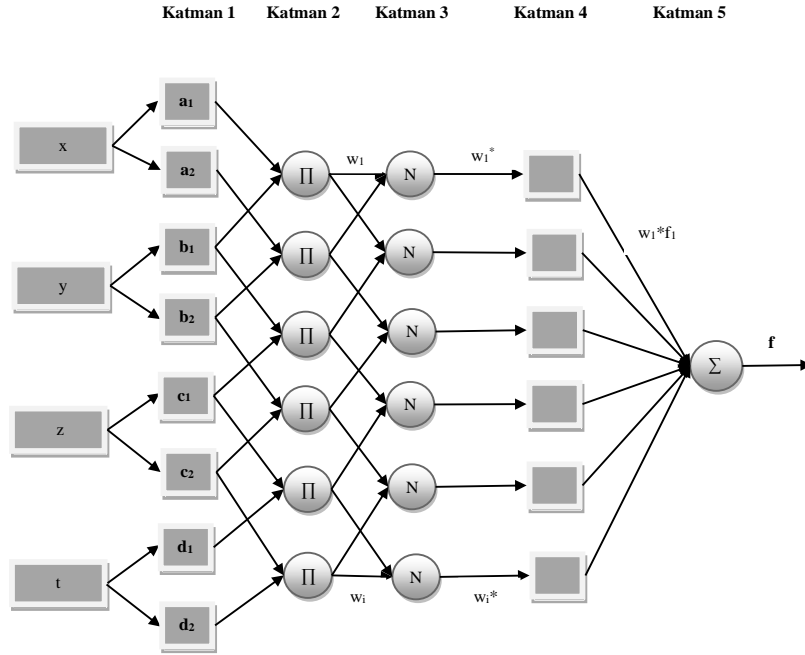
Burada gösterilen regresyon denklemleri MATLAB bilgisayar programları kullanılarak regresyon katsayıları elde edilerek modeller oluşturulmuştur. Elde edilen denklemlere göre modeller kalibre edilerek sonuçlar gözlem değerleri ile karşılaştırılmıştır.

3.5. Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi (ANFIS)

Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) bulanık çıkarım sistemine dayalı bir yapay sinir ağı yöntemi olarak kullanılmaktadır. ANFIS modeli Jang tarafından 1990 yılları başlarından itibaren geliştirilmiş olup doğrusal olmayan fonksiyonların modellenmesinde ve kaotik zaman serilerinin tahmininde kullanılmaktadır (20-21). ANFIS birbirine doğrudan bağlı düğümlerden oluşur ve her düğüm bir işlem birimini temsil etmektedir (17). ANFIS hem yapay sinir ağlarını hem de bulanık mantık çıkarım yöntemlerini kullandığı için hibrit öğrenme algoritmasını kullanmaktadır (11). Bulanık çıkarım sistemleri için iki yaklaşım vardır. Bu yaklaşımlar Mamdani ve Assilian, Takagi ve Sugeno'nun yaklaşımıdır (22). Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemini (ANFIS) uygulayabilmek için genelde girdi ve çıktıya sahip veri setlerine ihtiyaç duyulmaktadır. ANFIS metodu bulanık kümelerin üyelik fonksiyonlarının en iyi değerlerini hataların azalımı ilkesi ile modeli eğiterek bulmaktadır. Ayrıca FIS için bulanık kurallarını oluşturmaktadır. Uyarlamalı Sinirsel Çıkarım Sisteminin (ANFIS) yapısı Şekil 2'de gösterilmektedir. Burada; "x, y, z, t" bağımsız değişkenlerimizi "a₁, a₂, b₁, b₂, c₁, c₂, d₁, d₂" girdi

Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini

parametrelerini, " Π (π)" üyelik fonksiyonlarını "N" kuralları ve " w_i " parametrelerin ağırlıklarını göstermektedirler.



Şekil 2. Dört girişli bir çıkışlı ANFIS modeli

Şekilde; 1. Katmanda, üyelik fonksiyonu seçilir, sözel değişkenlerin üyelik dereleri belirlenir. Yapılan bu çalışmanın ANFIS modelinde üyelik fonksiyon sayısı her bağımsız değişken için iki tane bulunmaktadır.

2. Katmanda, İkinci katmandaki tüm düğümler " Π " sembolü ile gösterilen sabit düğümlerdir. Birinci katmanın çıktılarının çarpımları, oluşan bulanık kuralları temsil etmektedir.

3. Katmanda, burada da katmandaki düğümler sabit düğümlerdir ve "N" sembolü ile gösterilmektedir. ANFIS ağ yapısında değerleri normalleştirmektedir. Ve bu değerler çıktı olarak alınmaktadır.

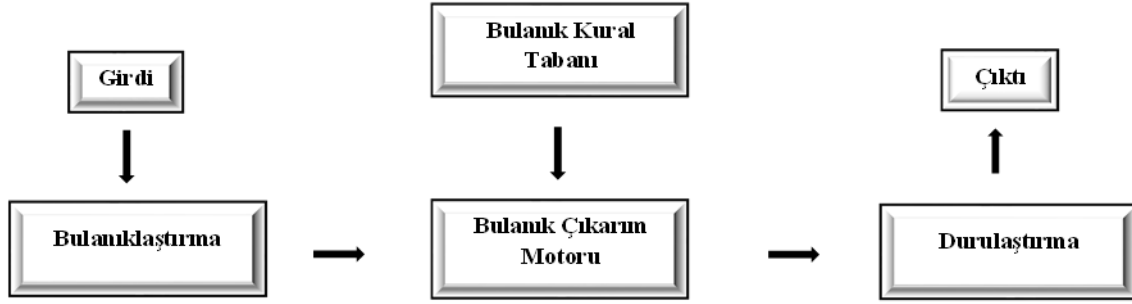
4. Katmanda, bu katmanda tüm düğümler normalleştirilmiş düğümlerdir ve üçüncü katmandan gelen ağırlık değerleri (w) birinci dereceden polinom denklemi ile çarpılmaktadır. " w_1*f_1 " katman çıktısıdır.

5. Katmanda, bu katmanda tek bir sabit düğüm bulunmaktadır. " Σ " olarak gelen tüm işlemlerin toplam sonucunu vermektedir.

3.6. Bulanık mantık - basit üyelik fonksiyonu ve bulanık kural üretme tekniği (Bulanık SMRGT)

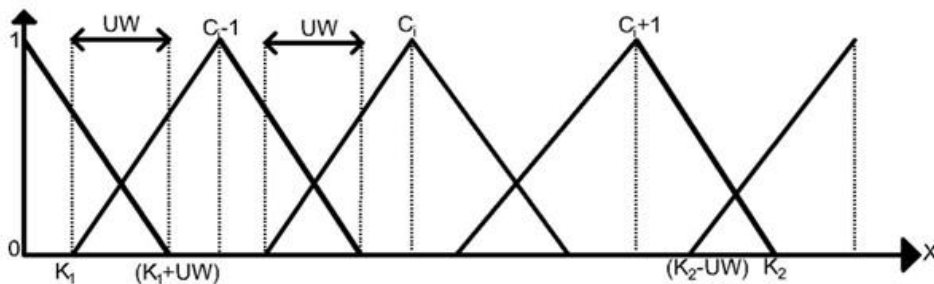
Bulanık Mantık ilk olarak 1965 yılında Zadeh (23) tarafından bulanık küme teorisi ile ortaya çıkmaktadır. Günlük yaşantıda insanlar birtakım iç içe girmiş kesin sınırları olmayan problemlerle karşılaşmaktadır. Bulanık Mantık, problemi sınırları kesin sınırlar yerine sınıflandırma ya da kümeleme olarak belirlemektedir. Gerçek hayatta bazı olaylar matematiksel olarak ifade edilememektedir. Tüm

teoriler ve denklemlerde benzer şekilde gerçek hayatta yaklaşık olarak ifade edilmektedir. Bu yaklaşımdan ilk olarak Zadeh 1965 yılında "Bulanık Küme" makalesinde bahsedilmektedir. Bulanık Mantık Sistemi; girdi, veri tabanı, bulanıklaştırma, bulanık çıkarım, kural tabanı, durulaştırma ve çıktıdan oluşmaktadır. Bulanık Mantık Sistemi Şekil 3' te verilmektedir.



Şekil 3. Bulanık mantık sistemi

Bulanık modellemede bulanık kümelerin ve bulanık kuralların doğru şekilde oluşturulması önemlidir (24). Bu önemli iki hususu birlikte belirleme imkânını veren Bulanık SMRGT yöntemi ilk kez Toprak (25) tarafından sunulmuştur. Bulanık modellemede, üyelik fonksiyonları ve bulanık kuralların uygun bir şekilde belirlenmesi, modelin başarısı açısından son derece önemli kabul edilmektedir. Bulanık SMRGT, hem üyelik fonksiyonlarının üçgen, trapez vb. seçilmesi hem de bulanık kuralların belirlenmesinde sadece ağırlık merkezi durulaştırma yöntemiyle beraber kullanılmıştır (25). Bulanık SMRGT yönteminde öncelikle bağımlı değişkene etkiyen bağımsız değişkenler belirlenir ve her değişken için maksimum ve minimum değer aralıkları girilir. Daha sonra üyelik fonksiyonunun üçgen, trapez vb. şekline karar verilir. Üyelik fonksiyonlarının merkezi ve genişliği, her bir argüman için anahtar değerleri ile belirlenir. Bu anahtar değerler, bulanık modelin bağımsız değişkenleri olan girdilerdir. Bu nedenle, Bulanık SMRGT modeli, her bir bağımsız değişken için ilk ve son üyelik fonksiyonunun merkezine karşılık gelen değer aralığı için geçerli olmaktadır. Üyelik fonksiyonlarının şeklini ve yapısını oluşturmak için aşağıdaki denklemlerle hesaplanmıştır (26). Bulanık SMRGT' ye dayalı tahmin modelinin yapısı Şekil 4' te verilmektedir.



Şekil 4: Bulanık SMRGT Yönteminin Sınır Parametreleri

Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini

$$XR = X_{max} - X_{min} \quad (5)$$

$$UW = \frac{XR}{n_u} \quad (6)$$

$$EUW = \frac{3 \times UW}{2} + O \quad (7)$$

$$O = \frac{UW}{2} \quad (8)$$

$$K_1 = X_{min} + \frac{EUW}{3} \quad (9)$$

$$K_5 = X_{max} - \frac{EUW}{3} \quad (10)$$

$$C_i = K_i = \frac{XR}{2} + X_{min} \quad (11)$$

$$C_{i+1} = K_{i+1} = X_{max} - \left(\frac{X_{max} - K_i}{2} \right) \quad (12)$$

$$C_{i-1} = K_{i-1} = \left(\frac{K_i - X_{min}}{2} \right) + X_{min} \quad (13)$$

Bu çalışmada Bulanık SMRGT yöntemi karayolu karbon emisyonu hesabı için kullanılmıştır.

Toprak ve ark. (25,26) ve Toprak (27) çalışmalarını incelenerek üyelik fonksiyonları tüm girdi ve çıktılar için 3'lü seçilmiştir. Deneme-yanılma, deneyimler ve model performans sonuçları dikkate alınarak 5'li üyelik fonksiyonlar kullanılmıştır. Şekil 4 ve yukarıda verilen eşitlikler (5-13) ile Bulanık kümeler oluşturulmuştur. Eğitim veri seti incelenerek uygun Bulanık kurallar elde edilmiş ve Bulanık SMRGT modeli oluşturulmuştur.

4. Model Sonuçları ve Değerlendirmeler

Bu çalışmada, Bulanık SMRGT, ÇDR, I-ÇR, Q-ÇR, PQ-ÇR ve ANFIS yöntemleri kullanılmıştır. Elde edilen modellerin sonuç performansları karşılaştırılmıştır. Modeller için 20 yıllık veri seti kullanılmıştır. Çalışmada yıllık verilerin 13'ü eğitim, 7'si test olarak ayrılmıştır. Bulanık SMRGT, ÇDR, I-ÇR, Q-ÇR, PQ-ÇR ve ANFIS modellerinde, TK, YK, KU ve MKTS bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken olan karbon emisyon tahmini yapılmıştır.

Modellerin performansları, Determinasyon Katsayısı (R^2), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Karesel Hataların Ortalamasının Karekökü (RMSE) değerlerine göre karşılaştırılmıştır. Modellerde R^2 değerinin bire yakın olması tercih edilir. MAE ve RMSE hata oranlarının modelin performansı için

düşük değerler elde edilmesi istenir. Ancak hata oran sonuçları kullanılan veri setlerine göre dikkate alınmalıdır. R^2 , MAE ve RMSE hesaplamaları denklem (14), (15) ve (16)' da verilmiştir.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{ölçülen}} - Y_{\text{ihesplanan}})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{ölçülen}} - Y_{\text{ihesplanan}})^2} \quad (14)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Q_{\text{ölçülen}} - Q_{\text{Tahmin}}| \quad (15)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{\text{ölçülen}} - Q_{\text{Tahmin}})^2} \quad (16)$$

Elde edilen tahmin sonuçları karbon emisyon sonuçları ile karşılaştırılmaktadır. Bu karşılaştırmalara göre sonuçlar Tablo 3'de verilmektedir.

Tablo 3: Test verileri için tahmin modellerin istatistiksel sonuçları

MODEL	MAE (10 ⁶ ton)	RMSE (10 ⁶ ton)	R ²
ÇDR	13.236	14.970	0.9594
I-ÇR	5.335	7.031	0.9890
Q-ÇR	2.229	2.499	0.9987
PQ-ÇR	5.685	6.899	0.9897
ANFIS	8.691	11.331	0.9883
Bulanık SMRGT	20.508	23.336	0.9092

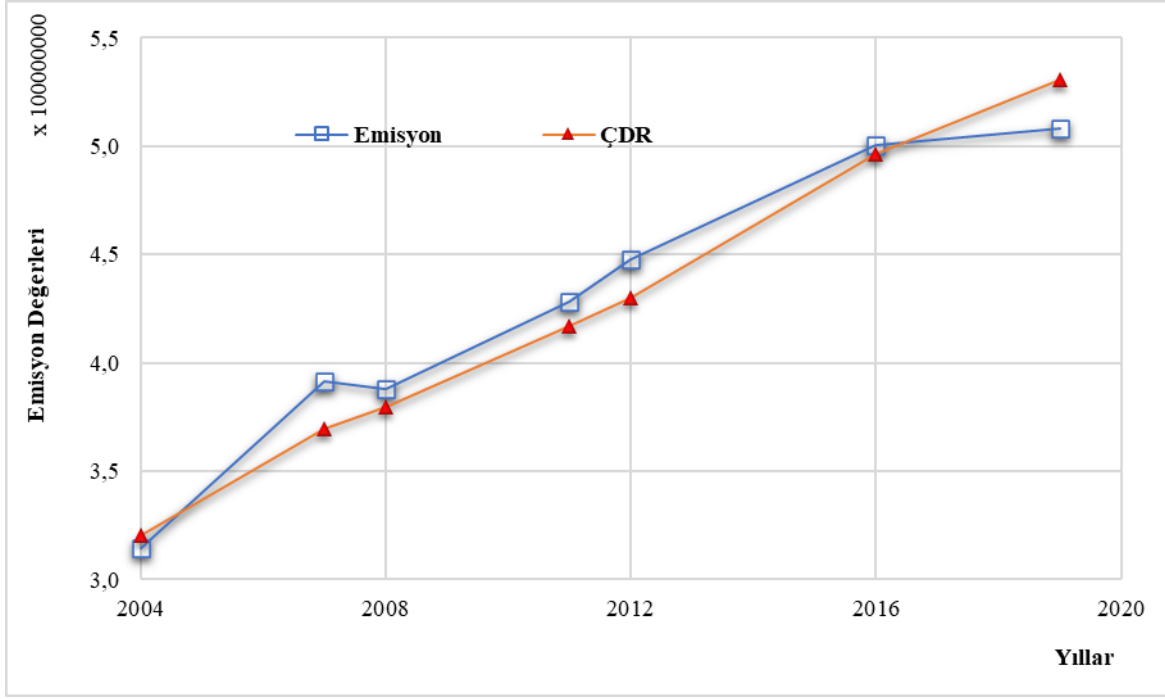
Tablo 3 incelendiğinde ÇDR, I-ÇR, Q-ÇR, PQ-ÇR modellerinde, R^2 değerleri birbirlerine yakın ve iyi sonuçlar elde etmiştir. R^2 için en iyi sonucu veren Q-ÇR modeldir. Ayrıca MAE ve RMSE değerlerinde en düşük sonucu veren Q-ÇR modeldir.

4.1. Çoklu doğrusal regresyon model sonuçları

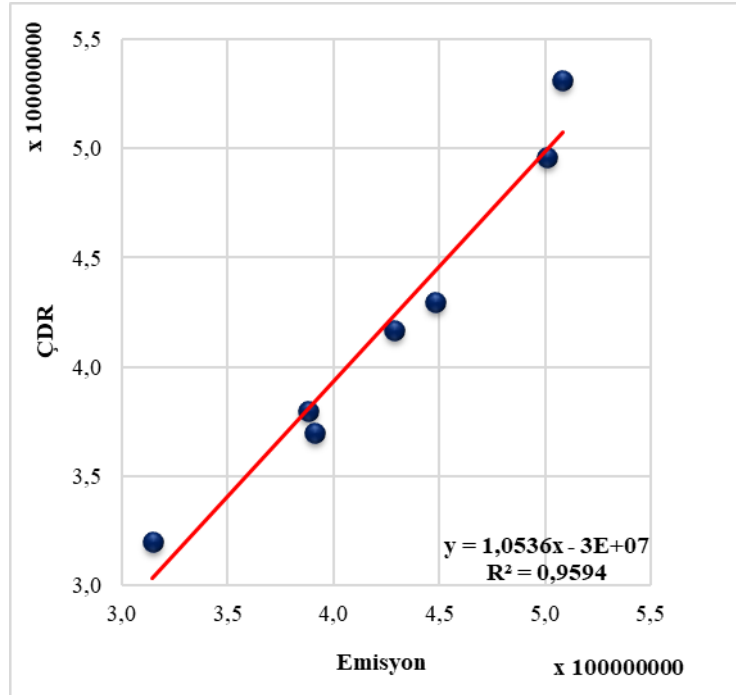
Bu çalışmada, TK, YK, KU, MKTS bağımsız değişken ve bağımlı değişken olarak karbon emisyon değerleri ile ÇDR modelleri oluşturulmuştur. Modelde 20 yıllık veri seti kullanılmıştır. ÇDR modelin Şekil 5' te yıllık gerçek karbon emisyon değerleri ile tahmini değerler arasında dağılım grafiği verilmiştir. Şekil 6' da ise karbon emisyon değerleri ile ÇDR değerleri arasındaki korelasyon verilmiştir. Şekil 5' te görüldüğü gibi gerçek emisyon değerleri ile ÇDR model değerleri arasında sapmalar gözlenmiştir. Şekil 6' da R^2 değerinin 0.9594 olduğu görülmüştür. ÇDR model formülü Eşitlik 17' de verilmiştir.

$$Emisyon_{(ÇDR)} = 151521719.88 - 1178.642225 * x_1 - 60.385332456 * x_2 + 16.0859530609036 * x_3 + 535.17634974153 * x_4 \quad (17)$$

Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini



Şekil 5: Test aşamasındaki Gerçek Emisyon Değerleri ile ÇDR Dağılım Grafiği



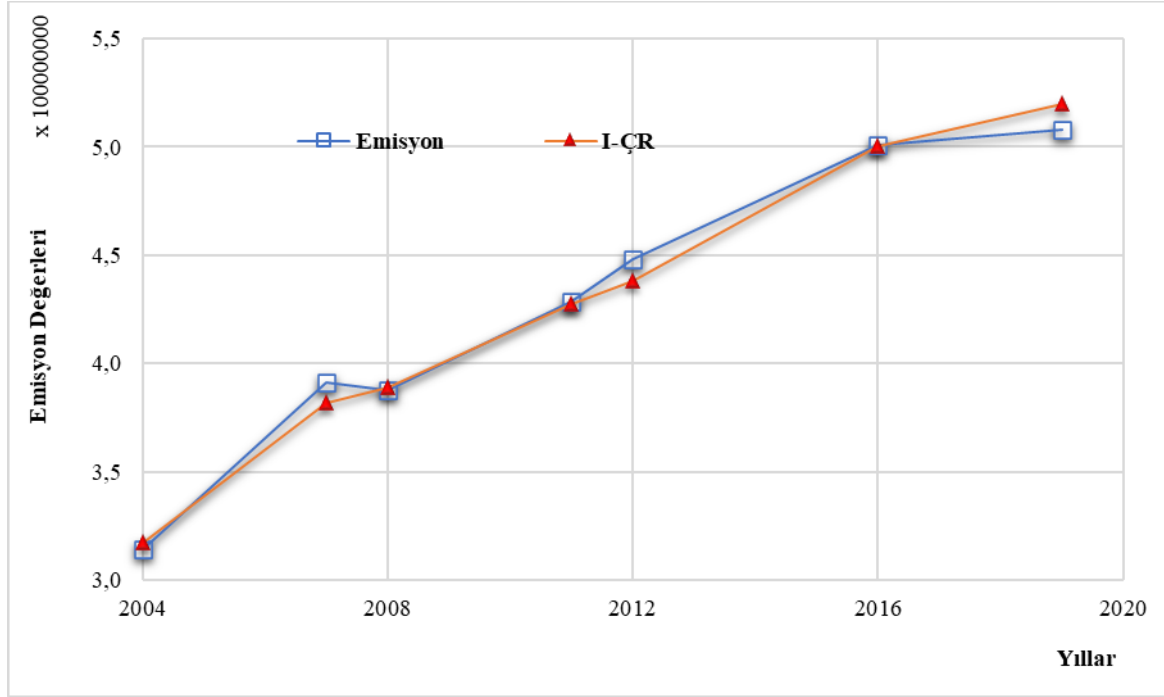
Şekil 6. Test aşamasındaki emisyon değerleri ile ÇDR değerleri arasındaki korelasyon

4.2. I-ÇR model sonuçları

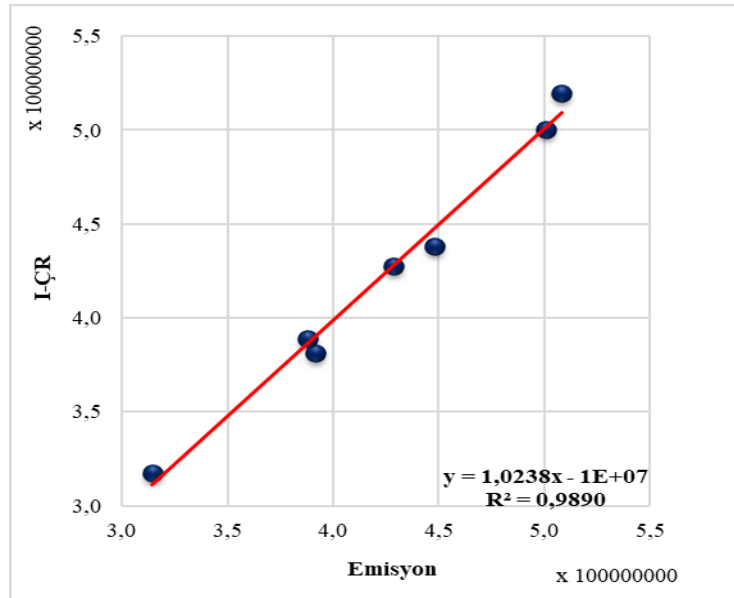
I-ÇR model sonuçları gerçek karbon emisyon değerleriyle karşılaştırıldığında Şekil 7' de görüldüğü üzere sapmalar gözlenmiştir. Bu sapmaların korelasyon üzerindeki etkisi Şekil 8' de verilmiştir. ÇDR dağılım grafiği ile karşılaştırdığımızda I-ÇR modeli gerçek sonuçlara daha yakın bir

dağılım modeli elde etmiştir. I-ÇR modelde R^2 değeri 0.9890 çıkmıştır. I-ÇR model formülü Eşitlik 18' de verilmiştir.

$$Emisyon_{(I-ÇR)} = 37896028.07 + 10442.19599 * x_1 - 434.7676964 * x_2 + 13.15070002 * x_3 - 1906.459757 * x_4 - 0.046878692 * x_1 * x_2 + 0.000106745 * x_1 * x_3 + 0.013528198 * x_1 * x_4 + 0.000091764 * x_2 * x_3 + 0.012755052 * x_2 * x_4 - 0.000186244 * x_3 * x_4 \quad (18)$$



Şekil 7. Test aşamasındaki gerçek emisyon değerleri ile I-ÇR değerleri dağılım grafiği



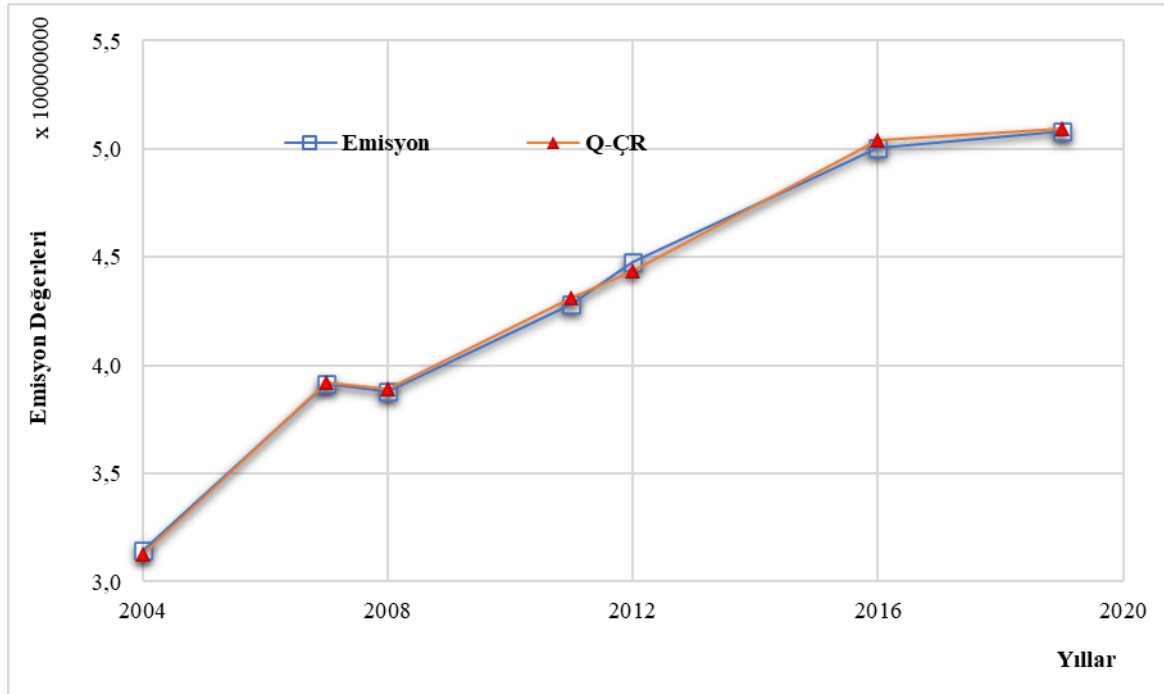
Şekil 8. Test aşamasındaki emisyon değerleri ile I-ÇR değerleri arasındaki korelasyon

Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini

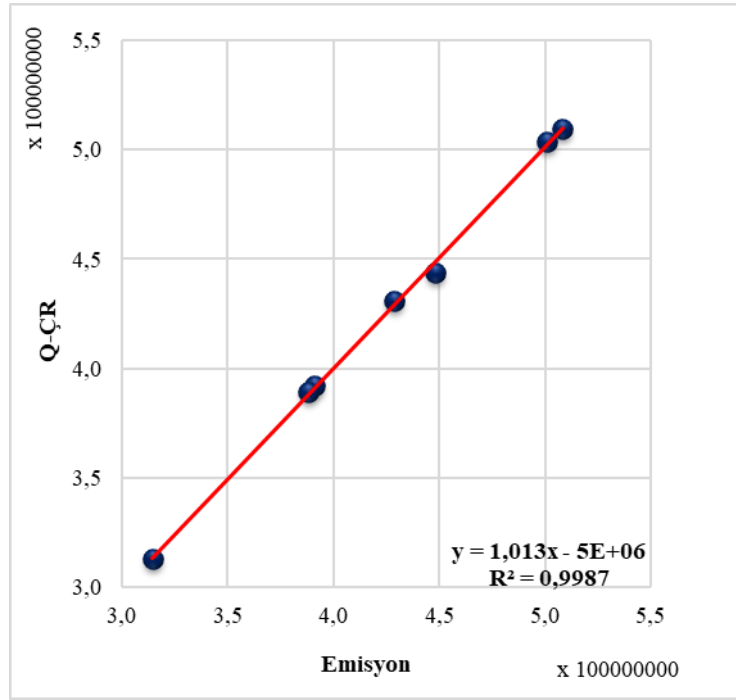
4.3. Q-ÇR model sonuçları

Q-ÇR modeli gerçek karbon emisyon değerleriyle karşılaştırıldığında 2012 ve 2016 yılında bir miktar sapma görülmüştür. Ancak gerçeğe çok yakın bir dağılım grafiği göstermiştir ve diğer regresyon modelleri ile kıyasladığımızda en iyi dağılımı Q-ÇR tahmin modeli elde etmiştir. Şekil 9' da model ve gerçek değerlerin dağılım grafiği verilmiştir. Bu saptamaların R^2 üzerindeki etkisi Şekil 10' da gösterilmiştir. Q-ÇR modelde R^2 değeri 0.9987 çıkmıştır. Q-ÇR model formülü Eşitlik 19' da verilmiştir.

$$\begin{aligned} Emisyon_{(Q-\text{ÇR})} = & 1933951667 + 40640.20888 * x_1 - 3823.991635 * x_2 + 191.1749029 * \\ & x_3 - 36299.33801 * x_4 - 0.06475928 * x_1 * x_2 + 0.004974995 * x_1 * x_3 - 0.632030915 * \\ & x_1 * x_4 - 0.000396985 * x_2 * x_3 + 0.062391735 * x_2 * x_4 + 0.00156959 * x_3 * x_4 + \\ & 0.261342088 * x_1^2 + 0.001137612 * x_2^2 - 0.000026462 * x_3^2 + 0.100326675 * x_4^2 \end{aligned} \quad (19)$$



Şekil 9. Test aşamasındaki gerçek emisyon değerleri ile Q-ÇR değerleri dağılım grafiği



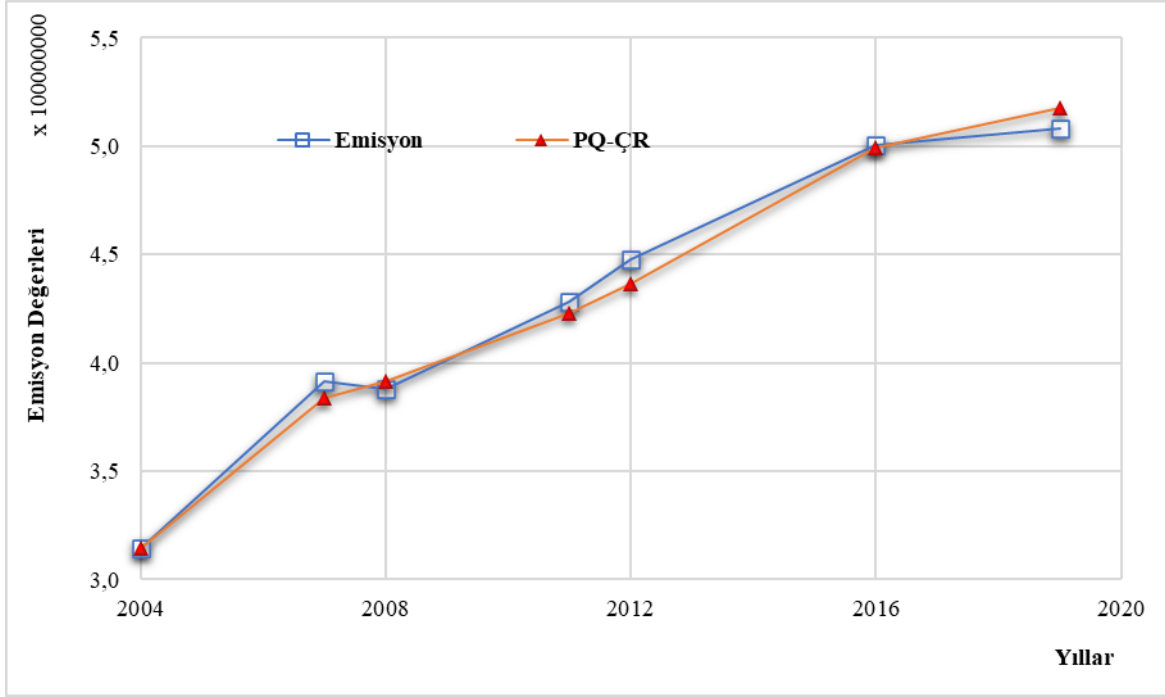
Şekil 10. Test aşamasındaki emisyon değerleri ile Q-ÇR değerleri arasındaki korelasyon

4.4. PQ-ÇR model sonuçları

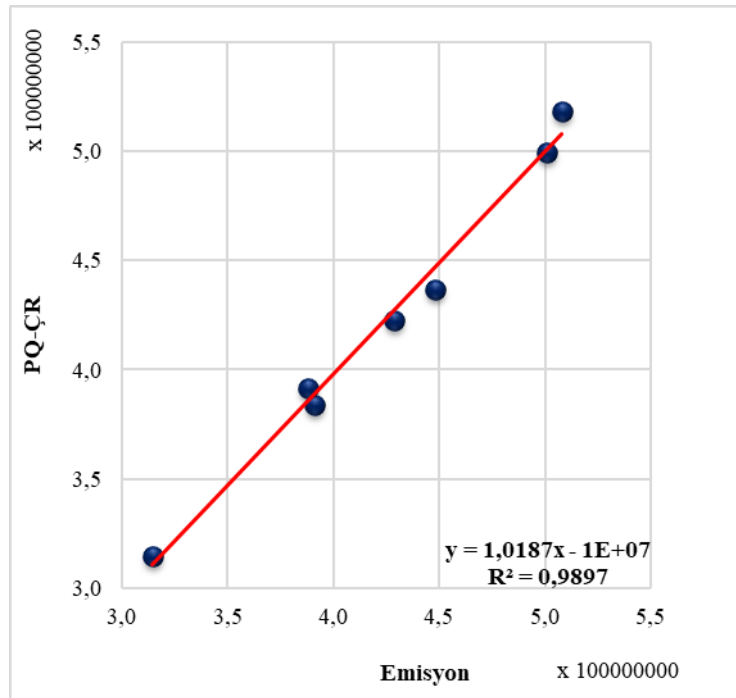
PQ-ÇR model çıktıları gerçek emisyon değerleriyle karşılaştırıldığında yıllara göre dağılımı Şekil 11' de verilmiştir. Bu sapmaların R^2 üzerindeki etkisi Şekil 12' de gösterilmiştir. Modelde R^2 değeri 0.9897 çıkmıştır. R^2 , RMSE ve MAE sırasıyla PQ-ÇR (0.9897;6.899;5.685) ÇDR (0.9594;14.970;13.236) I-ÇR (0.9890;7.031;5.335) ve Q-ÇR (0.9987;2.499;2.229) modelleri sonuçları vermiştir. Şekil 11 ve Şekil 12 incelendiğinde model iyi bir sonuç vermiştir. PQ-ÇR model formülü Eşitlik 20' de verilmiştir.

$$Emisyon_{(PQ-\text{ÇR})} = -242439410 - 15435.77174 * x_1 - 539.8800793 * x_2 + 54.9349328 * x_3 + 7307.905711 * x_4 + 0.092059833 * x_1^2 + 0.000828042 * x_2^2 - 1.478362977 * 10^{-6} * x_3^2 - 0.014879393 * x_4^2 \quad (20)$$

Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini



Şekil 11. Test aşamasındaki gerçek emisyon değerleri ile PQ-ÇR değerleri dağılım grafiği

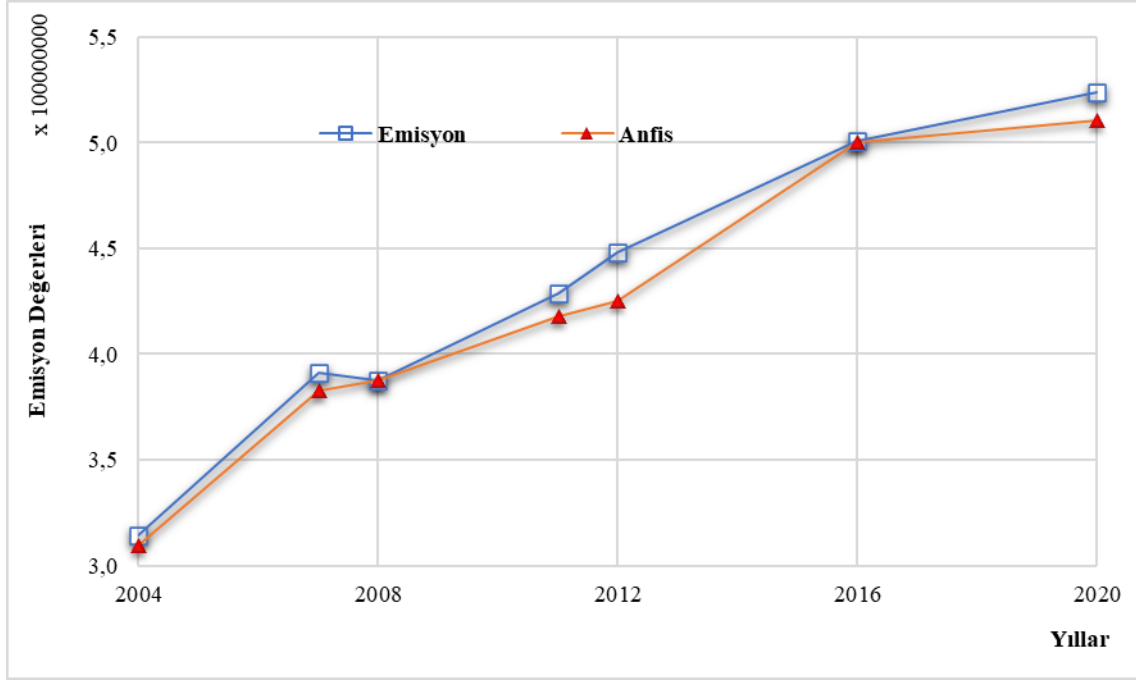


Şekil 12. Test aşamasındaki emisyon değerleri ile PQ-ÇR değerleri arasındaki korelasyon

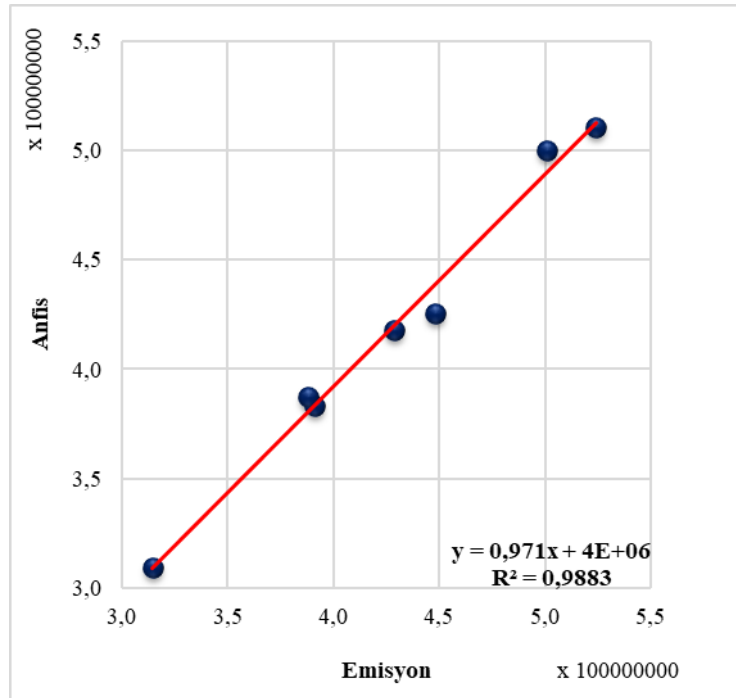
4.5. Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

ANFIS analiz çalışmasında, bulanık kümeleri elde etmek için “Grid partition” FIS kullanılmış, girdiler için 3x2x2x3 üçgen boyutundaki üyelik fonksiyonları ve çıktı için doğrusal olmayan üyelik fonksiyonları seçilerek, 100 iterasyon işlem adımları ile analiz yapılmıştır. ANFIS model dağılımı ve

korelasyon grafikleri sırasıyla Şekil 13 ve 14' te gösterilmiştir. Şekil 14' te R^2 değerinin 0.9883 olduğu görülmektedir. Modelde R^2 değerinde iyi bir sonuç elde edilmiştir. Elde edilen bu sonuç modelin uyumluluğunu göstermiştir.



Şekil 13. Test aşamasındaki gerçek emisyon değerleri ile ANFIS dağılım grafiği

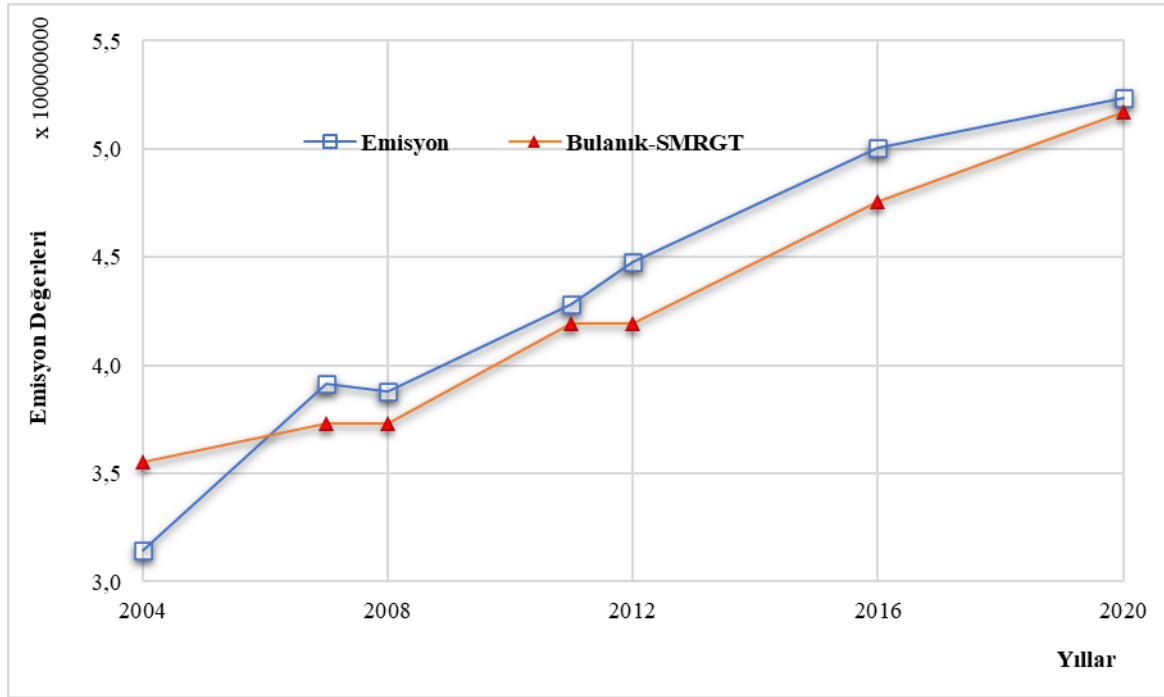


Şekil 14. Test aşamasındaki emisyon değerleri ile ANFIS değerleri arasındaki korelasyon

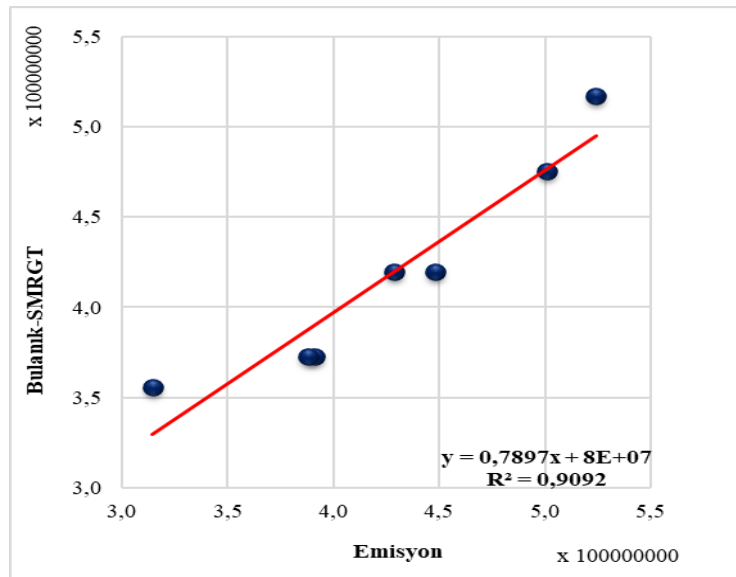
Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini

4.6. Bulanık SMRGT sonuçları

Bulanık SMRGT model dağılımı ve korelasyon grafikleri sırasıyla Şekil 15 ve Şekil 16' da gösterilmektedir. Şekil 15 ve Şekil 16' da görüldüğü gibi Bulanık SMRGT test verilerine uygulandığında sapmalar gözlenmiştir. Ancak model sonuçlarının gerçek değerlere yaklaştığı noktalar da bulunmuştur. R^2 değeri 0.9092 çıkmıştır. Bu sonuç, model ile gerçek değerler arasında belirli bir uyum olduğunu vermiştir. R^2 , RMSE, MAE sırasıyla Bulanık SMRGT (0.9092;23.336;20.508) ve ANFIS (0.9883;11.331;8.691) model değerlerine göre karşılaştırıldığında ANFIS hata oranlarının daha düşük ve R^2 değerinin yüksek çıkması ile daha iyi bir sonuç elde etmiştir.



Şekil 15. Test aşamasındaki gerçek emisyon değerleri ile Bulanık SMRGT dağılım grafiği



Şekil 16: Test aşamasındaki emisyon değerleri ile Bulanık SMRGT değerleri arasındaki korelasyon

Tablo 3, saçılım ve dağılım grafikleriyle beraber tüm model sonuçları incelendiğinde, Q-ÇR modelinin hem regresyon hem de tüm modeller içerisinde yüksek determinasyon katsayısı ve en düşük hataya sahip olduğu gözlenmiştir. Bu çalışmada, en yüksek hata oranlarıyla beraber düşük performans gösteren modeller ise ÇDR ve Bulanık SMRGT modelinde tespit edilmiştir. ÇDR yöntemi klasik kullanılan bir metot olmakla beraber Bulanık SMRGT metodunun ise geliştirildiğinde hata oranı azalması düşünülmektedir.

5. Sonuçlar

Bu çalışmada, karayolu ulaşımından kaynaklanan karbon emisyonu tahmini için ANFIS, Bulanık SMRGT, ÇDR, I-ÇR, Q-ÇR, PQ-ÇR modelleri kullanılmıştır. Tahmin modellerinde 2001-2020 yılları arasında MKTS, TK YK ve KU verileri kullanılmıştır. Modellerde karayolu sektöründeki karbon emisyon miktarı için denklemler oluşturulmuştur. Tahmin modelleri R^2 , MAE ve RMSE performans kriterlerine göre karşılaştırılmaktadır. Bu çalışmada yapılacak çıkarımlar:

- ANFIS ve Bulanık SMRGT sonuçlarına bakıldığında ANFIS modeli Bulanık SMRGT modele göre daha iyi dağılım göstermiştir. Bulanık SMRGT ve ANFIS modellerinde korelasyon uyumluluğu elde edilmiştir.

- ÇDR ve ÇR modelleri olan I-ÇR, Q-ÇR, PQ-ÇR değerleri kıyaslandığında ÇDR diğer modellere göre en düşük sonucu vermiştir. Q-ÇR modeli R^2 değeri, gerçek değerlere göre gösterdiği dağılım ve RMSE, MAE değerlerinde diğer modellerden daha az hata oranları elde ederek istenilen sonuca göre en iyi sonucu vermiştir.

- Modellerin R^2 değerlerini incelediğimizde bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken olan karbon emisyonuna etkili olduğu, bütün algoritmalarındaki yüksek değerler ile sonuçlanmıştır. Bunun sonucunda KU, MKTS, TK ve YK olan bağımsız değişkenlerin karbon emisyonuna direkt etkili olduğu kanıtlanmıştır.

- Modellerde RMSE değerlerini incelediğimizde karşılaştığımız en düşük hata oranı Q-ÇR modelinde elde edilmiştir. En yüksek hata oranını Bulanık SMRGT model vermiştir.

- Bulanık SMRGT yöntemi, ÇDR, I-ÇR, Q-ÇR, PQ-ÇR, ve ANFIS modellerine göre hata oranı daha yüksek sonuçlar vermektedir. Bu sonuçlar, Bulanık SMRGT yöntemi için iyileştirme çalışmalarının yapılacağını göstermektedir.

Etkiyen bağımsız değişkenlerle beraber modelleri ve kuralları geliştirerek karbon emisyon politikalarının geliştirilmesinde destek sağlayacağı düşünülmektedir. Bundan sonraki yapılacak çalışmalarda veri setinin çoğaltılması ve bağımsız değişkenlerin de artırılıp tekrar modellenip incelenmesi gerektiği düşünülmüştür.

Türkiye Karayollarındaki Karbondioksit Emisyonunun Yapay Zekâ Yöntemleri ile Tahmini

Kaynaklar

1. Dündar AO. Türkiye'deki büyükşehirlerin karayolu ulaşımı kaynaklı sera gazı emisyon miktarının karşılaştırmalı analizi. *Artvin Çoruh Üniversitesi Doğal Afetler ve Çevre Dergisi* 2021;7(2):318-337.
2. Oral O, Uğuz S. Türkiye'deki farklı sektörlerle ait sera gazı emisyon değerlerinin çok katmanlı algılayıcılar ve topluluk öğrenmesi yöntemleri ile tahmin edilmesi. *Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi* 2020;12(2):464-478.
3. Kâtip A, Karaer F, Özen N. Otomotiv sektörünün çevresel açıdan değerlendirilmesi. *Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi* 2014;19(2):51-65.
4. Soruşbay C, Ergeneman M, Pekin MA, Kutlar A, Arslan H. Karayolu Ulaşımından Kaynaklanan Sera Gazı Emisyonları: Türkiye'deki Durumun Değerlendirilmesi. 2008.
5. Borge R, vd. Comparison of road traffic emission models in Madrid (Spain). 2012; 62:461-471.
6. Smit R, Dia H, Morawska L. Road traffic emission and fuel consumption modelling: Trends New Developments and Future Challenges; 2009: s. 29-68.
7. Smit R, Ntziachristos L, Boulter P. Validation of Road vehicle and traffic emission models a review and meta-analysis. *Atmospheric Environment* 2010; 44(25):2943-2953.
8. Ozen M, Tüdeş Yaman H. Türkiye'de şehirlerarası yük trafiği CO₂ emisyonlarının tahmini. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi* 2013;17(3):56-64.
9. Ceylan Z, Bulkan Ş. Türkiye ulaşım kaynaklı enerji ihtiyacının Hibrit ANFIS-PSO metodu ile tahmini. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi* 2018;18(2):740-750
10. Ötken B, Gümüşay MÜ. Karayolunda hareket halindeki taşıtların çevreye yaydıkları emisyonların analizi için CSB'de arayüzlerin hazırlanması. *Jeodezi ve Jeoinformasyon Dergisi* 2010;101(0):91-95.
11. Üneş F, Kaya YZ, Mamak M. Daily reference evapotranspiration prediction based on climatic conditions applying different data mining techniques and empirical equations. *Theoretical and Applied Climatology* 2020;141(1-2):763-773.
12. Üneş F, Demirci M, Taşar B, Kaya YZ, Varçin, H. Modeling of dam reservoir volume using generalized regression neural network, support vector machines and M5 decision tree models. *Applied Ecology and Environmental Research* 2019;17(3):7043-7055.
13. Unes F, Gumuscan FG, Demirci M. Prediction of dam reservoir volume fluctuations using adaptive neuro fuzzy approach. *EJENS* 2017;2(1):144-148.
14. Üneş F, Demirci M. Generalized regression neural networks for reservoir level modeling. *International Journal of Advanced Computational Engineering and Networking* 2015;3(8): 81-84.
15. Üneş F, Demirci M, Zelenakova M, Çalışıcı M, Taşar B, Vranay F, Kaya YZ. River flow estimation using artificial intelligence and fuzzy techniques. *Water* 2020;12(9):2427.
16. Cansız ÖF, Üneş F, Erginer İ, Taşar B. Modeling of highways energy consumption with artificial intelligence and regression methods. *International Journal of Environmental Science and Technology* 2022;19: 9741-9756.
17. Cansız ÖF, Erginer İ, ve Genç GG. Ulaştırma sektöründe karayollarının payına düşen enerji tüketiminin yapay sinir ağları ve çok değişkenli lineer regresyon yöntemleri ile tahmini. *International Eurasian Conference on Science, Engineering and Technology* 2018:627-633; Ankara.
18. Gabralı D, Zafer A. Güneş enerjisi potansiyelinin çoklu lineer regresyon ve yapay sinir ağları ile modellenmesi. *Aurum Mühendislik Sistemleri ve Mimarlık Dergisi* 2020;4(1):27-32.
19. Cansız ÖF, Ünsalan K, Erginer İ. Karayolları enerji tüketiminin yapay zekâ ve regresyon yöntemleri ile modellenmesi. *Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi* 2020;25(3):1301-1312.

20. Jang JSR. Fuzzy modeling using generalized neural networks and kalman filter algorithm. Proceedings of the 9th National Conference on Artificial Intelligence, Anaheim, CA, USA, 1991 July 14–19. p.762–767.
21. Jang JSR. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 1993;23(3):665-685.
22. Demirci M, Unes F, Kaya YZ, Tasar B, Varçin H. Modeling of dam reservoir volume using adaptive neuro-fuzzy method, in: 10th international Water and Air Components Conference, 2018 March 145–152; Sovata, ROMANIA.
23. Zadeh LA. Fuzzy sets. Information and Control 1965; 8:338-353.
24. Dayan F, Demirci M, Üneş F, Taşar B. Nehirlerdeki katı madde miktarının bulanık SMRGT yöntemi ile tahmini. KSÜ Mühendislik Bilimleri Dergisi 2021;24(4):294-307.
25. Toprak A, Aykaç Z, Toprak ZF. Bulanık SMRGT yönteminin pratik uygulamaları. Mühendislik Dergisi 2017;8(1):123-132.
26. Yalaz S, Atay A. Fuzzy linear regression for the time series data which is fuzzified with SMRGT Method. Süleyman Demirel University Journal of Natural and Applied Sciences 2016; 20(3):405-413.
27. Toprak ZF. Flow discharge modeling in open canals using a new fuzzy modeling technique (SMRGT). CLEAN–Soil, Air Water 2009; 37(9):742-752.