



Gaziantep İlinde Bazı Hava Kirleticilerinin Ölçümü, Modellenmesi ve Değerlendirilmesi

Measurement, Modeling and Evaluation of Some Air Pollutants in Gaziantep Province

Gökhan Yaman¹ , Selman Türkeş² , Hakan Güney^{2,*} , Ahmet Enver Sıvacı¹ , Bülent Sarı² ,
Olcayto Keskinan² 

¹Gaziantep Büyükşehir Belediyesi, Çevre Koruma, Sıfır Atık ve İklim Değişikliği Daire Başkanlığı, Gaziantep, Türkiye

²Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Çevre Mühendisliği Bölümü, Adana, Türkiye

Bu çalışma Çukurova Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü bünyesinde hazırlanan aynı isimli doktora tezinden üretilmiştir.

Öz

Kötü hava kalitesinin insan sağlığı üzerinde zararlı etkileri vardır ve havadaki kirlenme düzeylerinin belirlenmesi insan sağlığı ve çevre için önemlidir. Bu çalışmanın temel amacı, Gaziantep ilinin kış hava kirliliğini bazı parametreler (NO_2 ve SO_2) açısından analiz etmek ve alınması gereken önlemleri tartışmaktır. Bu kapsamda 2015-2020 yılları arasında belirlenen 30 noktanın her birinde 5 adet pasif örnekleme yapılmıştır. Ölçüm sonuçlarının istatistiksel analizleri SPSS 17.0 V. programı kullanılarak yapılmış ve sonuçlar arasında anlamlı ilişkiler olduğu belirlenmiştir. SigmaPlot Versiyon 11.0 yazılımıyla sigmoid, lojistik, gompertz ve lineer modeller geliştirilirken, MATLAB R2020a programında ise lineer yapay sinir ağı (ANN) ve lineer olmayan yapay sinir ağı (NARX-ANN) kullanılarak kirlenme değerlerinin gelecek tahminleri gerçekleştirilmiştir. 2040 yılı için yapılan NO_2 ve SO_2 tahminlerinde en güvenilir sonuçlar lineer model ile elde edilmiş olup, kirlenme konsantrasyonları sırasıyla $50,91 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ($R^2=0,9999$) ve $168,48 \mu\text{g}/\text{m}^3$ ($R^2=0,9762$) olarak hesaplanmıştır. Yapay sinir ağları ile geliştirilen modellerden NARX-ANN Bayesian düzenleme algoritmasının tahminler için daha uygun ve güvenilir olduğu görülmüştür (NO_2 için $R^2=0,8785$, SO_2 için $R^2=0,9021$). Lineer modele göre daha düşük R^2 değerine sahip olmasına rağmen, NARX-ANN modeli tahmin hesaplamalarında meteorolojik verileri de dikkate aldığı için daha anlamlı görülmektedir. Çalışmanın sonunda Gaziantep hava kalitesinin iyileştirilmesi ve sürdürülebilirliği için öneriler sunulmuştur. Bunlar; kentsel dönüşüm ve şehir planlama ile nüfus yoğunluğunun homojen dağılımı, trafik yoğunluğunu azaltacak toplu ulaşım gibi altyapıların oluşturulması, alternatif temiz yakıtlara yönelik teşvik ve hibelerin artırılması, bilgi ve iletişimi bütünleştiren akıllı şehir konseptinin, iletişim teknolojileri ve sabit/mobil ölçüm sensörlerinin kurulmasıdır.


Anahtar Kelimeler: NO_2 , SO_2 , Pasif örnekleme, Modelleme, Yapay sinir ağı, Gaziantep


Abstract

Poor air quality has harmful effects on human health and determination of pollutant levels in the air is important for human health and the environment. The main purposes of this study are analyzing the winter air pollution of Gaziantep province in terms of some parameters (NO_2 and SO_2) and the discussing the necessary precautions to be taken. In this context, 5 passive samplings were made at each of the 30 points determined between 2015-2020. Statistical analyzes of the measurement results were made using the SPSS 17.0 V. program and it was determined that there were significant relationships between the results. While sigmoid, logistic, gompertz,

*Sorumlu yazarın e-posta adresi: hkn_gny@hotmail.com

Gökhan Yaman  orcid.org/0000-0003-3250-2278

Selman Türkeş  orcid.org/0000-0001-6420-1002

Hakan Güney  orcid.org/0000-0001-9560-8729

Ahmet Enver Sıvacı  orcid.org/0000-0002-2132-5248

Bülent Sarı  orcid.org/0000-0002-5171-9491

Olcayto Keskinan  orcid.org/0000-0001-8995-756X



Bu eser "Creative Commons Atımlı-GayriTicari-4.0 Uluslararası Lisansı" ile lisanslanmıştır.

and linear models were developed with SigmaPlot Version 11.0 software, future predictions of pollutant values were made using linear artificial neural network (ANN) and non-linear artificial neural network (NARX-ANN) in MATLAB R2020a program. In the NO₂ and SO₂ estimations made for 2040, the most reliable results were obtained with the linear model, and the pollutant concentrations were calculated as 50.91 µg/m³ (R²=0.9999) and 168.48 µg/m³ (R²=0.9762), respectively. Among the models developed with artificial neural networks, NARX-ANN Bayesian regulation algorithm was found to be more suitable and reliable for predictions (R²=0.8785 for NO₂, R²=0.9021 for SO₂). Although it has a lower R² than the linear model, the NARX-ANN model is considered to be more meaningful because it also considers meteorological data in forecast calculations. At the end of the study, suggestions were presented for the improvement and sustainability of Gaziantep's air quality. These are the homogeneous distribution of population density by urban transformation and city planning, the creation of infrastructures such as public transportation that will reduce traffic density, the increase of incentives and grants for alternative clean fuels, and the establishment of a smart city concept integrating information and communication technologies and fixed/mobile measurement sensors.

Keywords: NO₂, SO₂, Passive sampling, Modeling, Neural network, Gaziantep

1. Giriş

Hızla gelişen teknoloji ve endüstrileşme ile yaşam kalitesi ve süresinin artması hedeflenmiş olsa da, sanayi faaliyetleri ve şehir merkezlerindeki yoğun nüfus artışı, kentsel hareketliliği ve fosil yakıtların kullanım oranını yükseltmiştir. Bunun neticesinde de ulaşım, sanayi ve ısınmadan kaynaklı hava kirliliği büyük ölçüde artmıştır (Kentair 2013, Karataş ve Kılıç 2017). Önemli hava kirleticilerden birisi SO₂'dir. Atmosferdeki SO₂'nin %60'ı insan aktiviteleri neticesinde oluşmaktadır (Greenpeace 2019). NO₂ ise özellikle ısınma ve sanayi amaçlı doğal gaz kullanımı ile ulaşımında kullanılan sıvı yakıtlardan kaynaklanmaktadır (Polat 2016).

Hem insan sağlığı hem de iklim değişikliği üzerindeki olumsuz etkileri nedeniyle hava kalitesinin iyileştirilmesi günümüzün öncelikli konuları arasında yer almaktadır. Kyoto Protokolü, Paris İklim Anlaşması ve Avrupa Birliği Yeşil Mutabakatı gibi girişimler bu öncelik sonucu ortaya çıkmış, başta iklim değişikliği ve kaynak kullanımı olmak üzere hava kalitesinin iyileştirilmesine de katkı sunulması hedeflenmiştir. Hava kalitesinin iyileştirilmesi için öncelikli olarak kirlenici ve miktarlarının tespiti (Cox 2003, Kocaman 2010), kaynakların belirlenmesi ve değerlendirilmesi (Doğan ve Kitapçıoğlu 2007, Kara 2016), tahmin modellerinin geliştirilmesi (Yüksek vd. 2007, Arabacı vd. 2010) ve buna göre önlemlerin alınması ve uygulanması gerekmektedir (Sümer 2014, Amini vd. 2017, Akben ve Demirer 2018, Aydoğdu 2021, WWF 2022).

Hava kirlenici emisyonların tahmini hem insanlara hem de izleyici ve denetleyici resmi kurumlara hava kalitesine ilişkin etkili veriler sağlayarak çevre kirliliği eğilimlerini önceden yansıtabilir ve önlemler alınmasını kolaylaştırabilir (Li vd. 2021, Liu vd. 2021). Çoklu Doğrusal Regresyon (MLR) (Ng ve Awang 2018), Yapay Sinir Ağı (YSA) (Cabaneros ve Hughes 2022) ve Derin Sinir Ağı (DNN) (Freeman vd.

2018) gibi veriye dayalı istatistiksel modeller kirlenici emisyonların tahmini için yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Hava kirlenici konsantrasyonlarının tahmini için en çok kullanılan veriye dayalı araçlar arasında YSA modelleri gösterilmiştir (Irmak ve Aydilek 2019, Liu vd. 2021, Cabaneros ve Hughes 2022).

ANN, herhangi bir süreçte girdilerin etkisi ile çıktılarının performansı arasındaki ilişkiyi tanımlayan ve insan sinir sisteminden ilham alan istatistiksel bir modelleme tekniği olarak geliştirilmiştir (Gholizadeh vd. 2021, Benramdane vd. 2021, Sarı vd. 2022). ANN ile; önceden tasarım veya ayarlama olmaksızın mevcut verilerden model türetme (Sabour ve Amiri 2017, Asgari vd. 2020), kolay simülasyon, tahmin ve modelleme (Elmolla vd. 2010), sistem girdi ve çıktıların eğitimi, doğrulama ve test olmak üzere üç adımda etkileşimi (Radwan vd. 2018) ve uyarlanabilir yapıyla performans tahmini (Talwar vd. 2019) mümkündür. NARX-ANN ise ısı eşanjörleri, atık su arıtma, üretim sistemleri, kimyasal prosesler, robotik ve havacılık gibi birçok sistemin analiz, simülasyon, izleme ve kontrol alanlarında kullanılmaktadır. Bu model gelecekteki hava kirlenici verileri tahmin etmek için kullanılan geçmiş verilerin bir tür dinamik filtreleme analizi olan bir zaman serisi uygulamasıdır (Cadenas vd. 2016, Boussada vd. 2018). Yöntemlerin avantaj ve dezavantajları literatürde kapsamlı bir şekilde tartışılmıştır (Masood ve Ahmad 2021). YSA modellerinin avantajları; doğrusal olmayan verileri işleyebilmeleri, tüm girdileri, girdiler arası etkileşimleri, yan etkileşimleri hesaba katması ve büyük ölçekli veri hacimlerini kullanabilmesidir (Liu vd., 2021). Bu sayede, hava kirliliği modellenmesinde doğrusal olmama durumları ve etkileşimli ilişkilerle uğraşarak yaklaşımlarda daha yüksek doğruluk performansı sunabilirler (Zang vd. 2012). Modelleme sürecindeki en önemli dezavantaj ise model belirsizliği olarak ifade edilmiştir. Model belirsizliğinin, özellikle karar verme süreçlerinde YSA modellerinin kullanımını sınırla-

dığı bildirilmiştir (Borrego vd. 2008). Dikkatli bir şekilde tasarlanmamış YSA modellerinin belirsizliği, model sonuçlarının tekrarlanabilirliğini ve güvenilirliğini sınırlamaktadır (Arhami vd. 2013, Cabaneros ve Hughes 2022).

Bu çalışmaya konu olan Gaziantep 2000'li yıllardan itibaren gerek yerleşim ve ulaşım gerekse de sanayileşme açısından son derece hızlı büyüme ve gelişme kat eden bir şehirdir. İl genelinde hava kirliliği özellikle sonbahar, kış ve ilkbahar aylarının başlarında yoğun bir şekilde hissedilmektedir. Şehirde ısınma amaçlı doğalgaz kullanım oranının %58 olduğu bilinmektedir (GAZDAŞ 2022). Bu bağlamda, çalışmamızda öncelikle Gaziantep ilinde pasif örnekleme yöntemi kullanılarak NO₂ ve SO₂ kirlenici konsantrasyonları belirlenmiştir. Elde edilen verilerin neden sonuç ilişkilerinin değerlendirilmesinde istatistiksel yöntemler kullanılmıştır. Ayrıca geliştirilen modeller ile geleceğe yönelik kirlenici tahminlerinin oluşturulması amaçlanmıştır. Bu kapsam ve amaç doğrultusunda Gaziantep hava kalitesinin iyileştirilmesi ve sürdürülebilirliği için yapılacaklarla ilgili önerilerde bulunulmuştur. Gaziantep hava kalitesinin tespiti ve geleceğe yönelik projeksiyonunun yapıldığı bu çalışma ile ülkemizde bu konudaki literatüre katkıda bulunulacağı ve araştırmacılar için veri sağlanacağı düşünülmektedir.

2. Gereç ve Yöntem

2.1. Hava Kalitesi İzleme Sahası

Gaziantep, gelişmiş sanayi ve ticaret altyapısının yanı sıra sınır kapısı kentlerinden biri olması nedeniyle hem bölgenin hem de ülkenin cazibe merkezi haline gelmiştir. Sanayi faaliyetlerinin ve nüfus hareketliliğinin yoğun olması şehrin merkezindeki hava kalitesinde önemli değişimler yaşanmasına neden olmaktadır. Bu nedenle hava kalitesi izleme sahası olarak Gaziantep İl merkezi seçilmiştir.

Gaziantep il merkezi Şahinbey, Şehitkâmil ve Oğuzeli olmak üzere 3 merkez ilçeden oluşmaktadır. Dalgalı ve engebeli bir arazi yapısına sahip olan il merkezinin denizden yüksekliği 850 m'dir. Yüzey alanının %52'sini dağlar, %27'sini ise ovalar kaplamaktadır. İl genelinde Akdeniz ve karasal iklim etkileri hâkimdir. İlin 2021 yılı toplam nüfusu 2 milyonu aşmıştır ve bu nüfusun yaklaşık %85' il merkezinde yaşamaktadır (TÜİK 2019). Şehirde ısınma amaçlı doğalgaz kullanım oranının %58 olduğu bilinmektedir (GAZDAŞ 2022). Ülkemizdeki en büyük sanayi sitesine sahip olan Gaziantep, 8 adet küçük sanayi sitesi ve 9 adet Organize Sanayi Bölgesi (OSB) ile sanayi ve ticaret alanında Türkiye genelinde 7. sıradadır (GSO 2022). Kent sınırları içinden geçen

E-90 ve D-400 karayolları bölgenin en önemli ulaşım akslarıdır (UAB 2020). Gaziantep genelinde 233,737 otomobil, 119,790 motosiklet, 91,152 kamyonet, 35,974 traktör, 18,918 kamyon, 4,203 otobüs, 13,350 minibüs ve 1,156 özel amaçlı araç bulunmaktadır (TÜİK 2019).

2.2. Hava Kirleticileri Örnekleme Noktaları

Gaziantep İl merkezinde hava kalitesinin belirlenmesi amacıyla ile şehrin topografik yapısı, katı yakıt kullanım oranı, nüfus ve trafik yoğunluğu dikkate alınarak 30 örnekleme nokta seçilmiştir. Seçilen noktalarda 5 ölçüm süresince pasif örnekleme çalışmaları yürütülmüştür. Pasif örnekleme noktaları Şekil 1'de, ölçümlere ilişkin ayrıntılar ise Çizelge 1'de verilmiştir.

Çizelge 1. Ölçümlere ilişkin ayrıntılar

Ölçümler	Ölçüm Yılları ve Ayları
1. Ölçüm	2015 Ocak, Şubat, Mart, Nisan
2. Ölçüm	2015 Ekim, Kasım, Aralık 2016 Ocak
3. Ölçüm	2016 Kasım, Aralık 2017 Ocak, Şubat, Mart, Nisan
4. Ölçüm	2017 Kasım, Aralık 2018 Ocak, Şubat, Mart, Nisan
5. Ölçüm	2019 Aralık 2020 Ocak Şubat Mart, Nisan, Mayıs, Haziran, Ekim, Kasım, Aralık

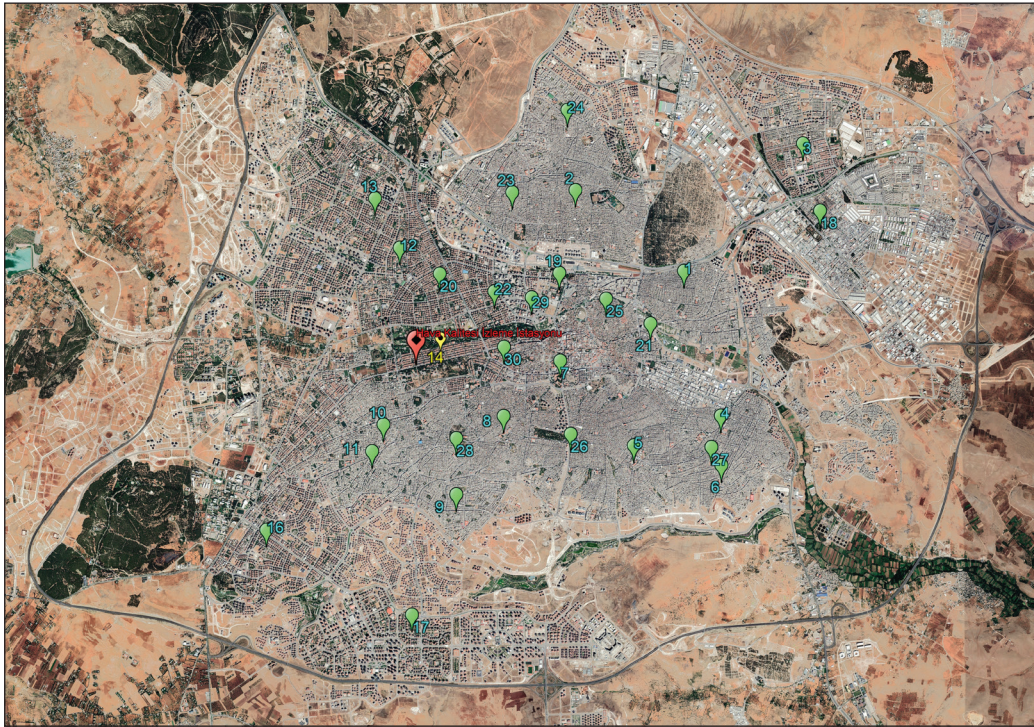
2.3. Pasif örnekleme

Belirlenen 30 örnekleme noktasından ayda iki kez pasif örnekleme yöntemi ve tüpleri (Çizelge 2) kullanılarak hava kalitesi numuneleri toplanmıştır (TS EN 13528 2022). Numunelerdeki NO₂ ve SO₂ Gradko Environmental Ltd. Laboratuvarı (İngiltere) tarafından iyon kromatografi cihazı (Dionex ICS 1100 ICU10, Thermo Fisher Scientific Inc. USA) ile analiz edilmiştir. Toplamda 1308 adet ölçüm yapılmış olup, 654 adedi NO₂ ve 654 adedi SO₂'dir.

2.4. İstatistik Analiz

Ölçüm yılları ve aylarındaki pasif örnekleme sonuçlarının izlenmesi ve değerlendirilmesi amacıyla tek yönlü varyans analizi (ANOVA) kullanılmıştır. ANOVA hesaplamalarında kullanılan denklemler Eşitlik 1, 2, 3'de verilmiştir (Şenoğlu ve Acıtaş 2010).

$$SS_{Toplam} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y})^2 \quad (1)$$



Şekil 1. Pasif örnekleme noktaları.

Çizelge 2. Pasif örnekleme yöntemi ve tüpleri (TS-EN 13528)

Pasif Örnekleme Tüplerinin Özellikleri		
Difüzyon Tüpü Özellikleri	NO ₂	SO ₂
Örnekleme Tipi	Pasif Örnekleme Tüpü	Pasif Örnekleme Tüpü
Difüzyon Katsayısı (cm ² /saniye)	0.154	0.123
Alım Oranı (cm ³ /dakika)	0.89 ^b	9.56 ^c
Örneklemenin Bir Haftada Alabileceği Limit Değer (µg/m ³)	0.400	5.0
Örnekleme Stabilitesi	6 ay	2 ay
Numune Saklama Koşulu	Oda Sıcaklığı	Oda Sıcaklığı
Difüzyon Malzemesi	Triethanolamine	Sodyum Karbonat
Analiz Metodu	İon Kromatografisi	İon Kromatografisi
Ölçüm Standartı	DIF 100 RTU EN13528-1 EN13528-2 EN13528-3	DIF 600 RTU EN13528-1 EN13528-2 EN13528-3
b: Teorik olarak belirlenmiştir.		
c: Deneysel olarak belirlenmiştir.		

$$SS_{Gruplar\ arası} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (\bar{y}_i - \bar{y}_..)^2 \quad (2)$$

$$SS_{Gruplar\ içi} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^n (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \quad (3)$$

Eşitlik 1, 2, 3'de, y_{ij} ; i denemedeki j gözlem değerini, $\bar{y}_..$; tüm gözlemlerin ortalamasını, \bar{y}_i ; i denemedeki gözlemlerin ortalamasını ifade etmektedir.

Yıllar arasındaki farklılığın istatistiksel olarak önemli olup olmadığı seçilen hata payı ($\alpha=0,05$) ile hesaplanan önem seviyesi (p) karşılaştırılarak belirlenmektedir. Eğer p değeri, α değerinden küçükse yıllar arasındaki fark istatistiksel olarak önemlidir.

Çoklu karşılaştırma testlerinden biri olan Tukey testi, varyans analizinde yıllar arası farklılık bulunduğu koşullarda; hangi yılın veya yılların daha etkili olduğunun tespiti için yapılmaktadır. Tukey testi hesaplamasında kullanılan denklem Eşitlik 4'te verilmiştir (Bülbul 2000).

$$Tukey = (q_k) \left[\sqrt{\frac{MSW}{n}} \right] \quad (4)$$

Eşitlik 4'te, q; örneklem dağılımı, k; karşılaştırılan ortalama katsayısı/düzyer sayısını, n; gözlem sayısını, MSW; açıklanamayan varyansı göstermektedir.

NO₂ ve SO₂ arasındaki ilişkiyi tespit etmek için kullanılan Pearson korelasyon katsayısı ise Eşitlik 5'te verilmiştir (Havlice ve Peterson 1977).

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (5)$$

Eşitlik 5'te, r_{xy} ; X ve Y arasındaki korelasyon katsayısını, n; örneklem büyüklüğünü, X_i ; i gözleme ait X değerini, Y_i ; i gözleme ait Y değerini, \bar{X} ; X değerlerinin ortalamasını, \bar{Y} ; Y değerlerinin ortalamasını göstermektedir. Tek yönlü varyans analizi ve korelasyon analizi için SPSS 17.0 V. paket programı kullanılmıştır.

2.5. Model Geliştirme

2.5.1. Sigma Plot sürüm 11.0 Kullanılarak Geliştirilen Modeller

SigmaPlot sürüm 11.0 kullanılarak NO₂ için üç parametrelili sigmoid, üç parametrelili gompertz ve lineer model; SO₂ için ise üç parametrelili sigmoid, üç parametrelili lojistik, üç parametrelili gompertz ve lineer modeller kullanılmıştır. Modellerin karşılaştırılmasında kriter olarak belirtme katsayısı (R²) kullanılmıştır. Üç parametrelili sigmoid, üç parametrelili gompertz, lineer model ve üç parametrelili lojistik model denklemleri sırasıyla Eşitlik 6, 7, 8, 9'da verilmiştir (Oda vd.

2016).

$$y = \frac{a}{(1 + e^{-\frac{x-x_0}{b}})} \quad (6)$$

$$y = a * e^{-\left(\frac{x-x_0}{b}\right)} \quad (7)$$

$$y = ax + b \quad (8)$$

$$y = \frac{a}{(1 + \frac{x}{x_0})^b} \quad (9)$$

Eşitlik 6, 7, 8, 9'da y; tahmin verilerini, x; zaman periyodunu, a ve b; denklem katsayılarını, e ise log fonksiyonunu göstermektedir.

2.5.2. Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Geliştirilen Modeller

Çalışmada ve modellemede kullanılan meteorolojik veriler ölçümlerin yapıldığı dönemde (2015-2020) kış mevsiminde ölçülmüş 5 parametre (Nispi Nem, Sıcaklık, Toplam Güneşlenme Süresi, Toplam Yağış, Yağışlı Gün Sayısı) olarak Gaziantep Meteoroloji İl Müdürlüğü'nden temin edilmiştir. Modellerde rüzgar verisi kullanılmamıştır. Meteorolojik veriler, NO₂ ve SO₂ pasif örnekleme sonuçları kullanılarak ANN ve-NARX-ANN modelleri geliştirilmiştir. Meteorolojik verilerin ortalaması Çizelge 3'de verilmiştir. ANN ve NARX-ANN modellerinin geliştirilmesinde MATLAB R2020a (MathWorks 2020) kullanılmıştır.

Geliştirilen modellerde 1200 (8*150) girdi ve 900 (6*150) çıktı olacak şekilde Levenberg-Marguardt (trainlm), Scaled Conjugate Gradient (trainscg) ve Bayesian Regularization (trainbr) algoritmaları uygulanmıştır. Veri setleri, Levenberg-Marguardt (trainlm), Scaled Conjugate Gradient (trainscg) algoritmaları için %70 Eğitim, %15 Test ve %15 Doğrulama; Bayesian Regularization (trainbr) algoritması için %85 Eğitim, %15 Test olacak şekilde düzenlenmiştir. Modellerde 1000 epoch (iterasyon) sayısı seçilmiştir (Arabacı vd. 2010). Geliştirilen ANN ve NARX-ANN model hücre yapıları sırasıyla Şekil 2 ve 3'te verilmiştir.

ANN ve NARX-ANN modelleri Eşitlik 10, 11, 12 ve 13'e göre geliştirilmiştir (Bishop 1995, Zhang vd. 2020, Di Nunno ve Granata 2020, MathWorks 2020).

$$\Delta w = [J^T(w)J(w) + \lambda I]^{-1} J^T(w) e(w) \quad (10)$$

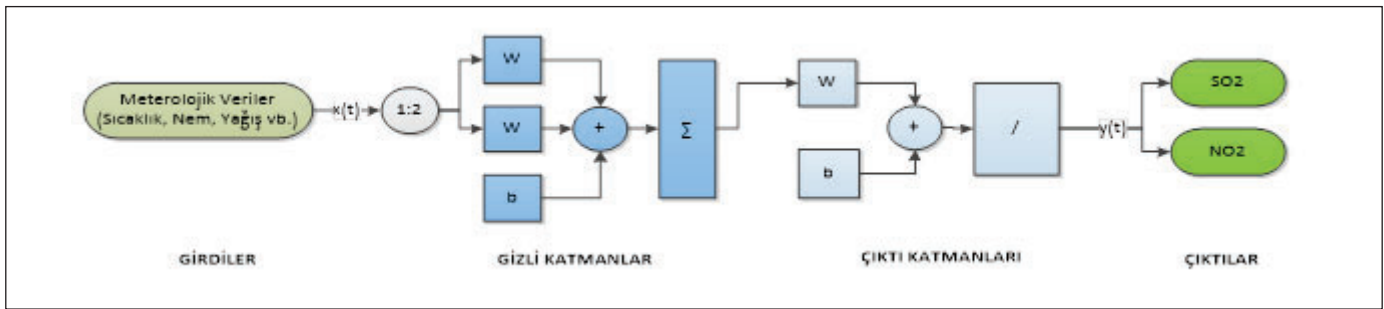
$$\Delta w = w_k - w_{k-1} = \alpha_k d_{k-1} \quad (11)$$

$$y(t) = f(x(t-1), \dots, x(t-d), y(t-1), \dots, y(t-d)) \quad (12)$$

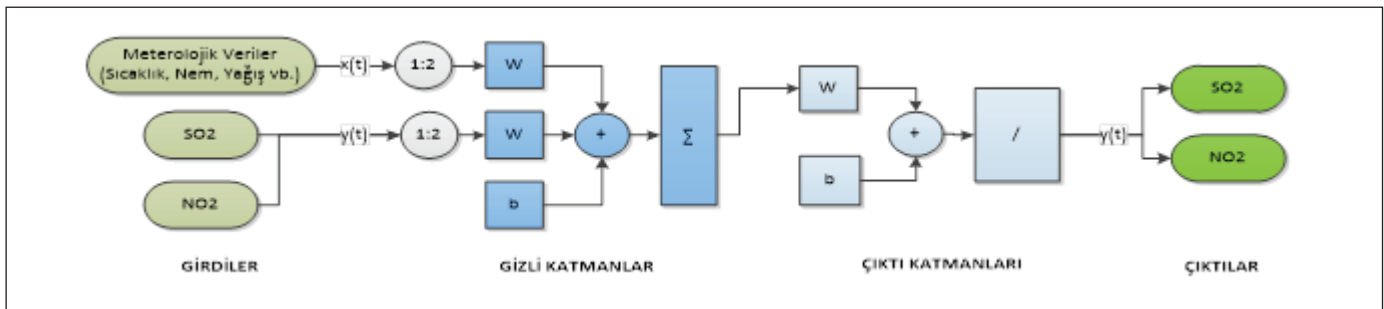
$$y = \frac{(y_{\max} - y_{\min})(x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} + y_{\min} \quad (13)$$

Çizelge 3. Yıllara göre ortalama meteorolojik veriler.

Yıllar	Yıllık Ortalama Maksimum Nispi Nem (%)	Yıllık Ortalama Nispi Nem (%)	Yıllık Ortalama Minimum Sıcaklık (°C)	Yıllık Ortalama Maksimum Sıcaklık (°C)	Yıllık Ortalama Sıcaklık (°C)	Yıllık Ortalama Toplam Güneşlenme Süresi (saat)	Yıllık Ortalama Toplam Yağış (mm)	Yıllık Ortalama Yağışlı Gün Sayısı
2014	89.92	50.37	6.28	28.43	16.84	59.83	35.53	5.83
2015	88.67	51.38	6.91	28.18	16.25	197.10	50.88	11.00
2016	89.42	46.73	5.54	28.73	16.73	206.48	39.20	5.75
2017	87.42	46.83	6.63	28.75	16.71	215.61	29.87	5.67
2018	89.50	53.72	7.64	29.02	17.39	102.85	64.05	8.33
2019	88.67	53.17	7.20	28.91	16.73	-	62.65	8.08
2020	86.75	49.17	6.58	28.82	17.06	-	40.12	6.25



Şekil 2. Geliştirilen ANN modeli hücre yapısı (Akbulut ve Özcan 2020).



Şekil 3. Geliştirilen NARX-ANN modeli hücre yapısı (Heidari vd. 2020).

Eşitlik 10'da, w ağırlık vektörünü, J Jacobian matrisini, J^T devriği, I_w kimlik matrisini, e hata vektörünü ve λ öğrenme sabitini ifade etmektedir. Eşitlik 11'de, k iterasyon indeksi, α_k k iterasyonundaki adım uzunluğu ve d_{k-1} ise arama yönü olarak tanımlanmıştır. Eşitlik 12'de ise ileri ve geri beslemeli modellerde doğrusal olmayan fonksiyonu, $x(t-d)$ girdi, $y(t-d)$ çıktı değerini belirtmektedir. Çalışmada etkin sonuçlar elde etmek için girdi-çıkı verileri (-1,1) aralığındaki

“mapminmax” ölçeklendirme optimizasyonu Eşitlik 13'e göre geliştirilmiştir. Burada, x_{\max} ve x_{\min} , verilerdeki maksimum ve minimum değerleri ifade ederken y_{\max} ve y_{\min} ise sırasıyla 1 ve -1 aralığındaki değerleri almaktadır. Geliştirilen her iki modelde de tahmin edilen değerlerin güvenilirliği ve uygunluğunu değerlendirmek için R^2 ve MSE değerleri dikkate alınmıştır (Bararpour vd. 2018, Kalantary vd. 2019).

3. Araştırma Bulguları ve Tartışma

3.1. Ölçüm Sonuçları

2015-2020 yılları arasında ölçülen en düşük ve en yüksek NO₂ ve SO₂ ölçüm değerleri Çizelge 4'te verilmiştir. En yüksek ölçüm sonuçları NO₂ için, 2017 yılı Kasım-Aralık periyodunda ve 7. Nuktada 86.84 µg/m³, SO₂ için ise yine 2017 yılının Kasım-Aralık periyodunda 2. Nuktada 553.33 µg/m³ olarak ölçülmüştür.

Çizelge 4. Ölçülen en düşük ve en yüksek NO₂ ve SO₂ ölçüm değerleri.

Örnekleme Noktaları	En Düşük (µg/m ³)		En Yüksek (µg/m ³)	
	NO ₂	SO ₂	NO ₂	SO ₂
1	4.15	3.47	56.26	132.59
2	27.53	2.92	53.06	553.33
3	20.23	2.92	44.21	164.81
4	8.24	7.03	53.02	204.06
5	9.5	4.65	56.94	466.66
6	5.65	6.55	48.96	162.56
7	9.69	6.55	86.84	87.07
8	8.99	8.72	51.98	108.06
9	11.13	6.52	52.04	283.52
10	6.08	4.11	52.25	75.46
11	7.83	6.44	84.85	101.66
12	4.83	1.57	53.5	30.67
13	4.84	2.92	46.23	32.01
14	9.79	2.92	49.53	60.61
15	8.37	3.28	40.65	18.13*
16	5.82	3.17	53.84	33.61
17	5.18	2.18	38.21*	20.17
18	7.86	2.92	45.68	21.87
19	1.57	2.02	48.44	35.95
20	7.04	3.92	44.82	50.67
21	2.4	3.59	54.12	96.17
22	4.28	4.5	46.92	68.83
23	4.4	3.86	46.87	107.73
24	2.8	4.26	49.84	105.87
25	1.78	1.92	49.24	91.94
26	2.1	3.52	63.83	168.12
27	2.27	2.27	71.98	158.1
28	2.6	1.07	53.62	116.26
29	2.37	3.24	61.33	35.74
30	30.67	28.65	55.82	62.26

*HKDYY sınır değer aşımı olmayan ölçüm sonuçları

Çizelge 4.'teki ölçüm sonuçları 2015-2020 yıllarındaki Hava Kalitesi Değerlendirme ve Yönetimi Yönetmeliği (HKDYY) kış dönemi sınır değerleri ile (NO₂ için: 56-40 µg/m³; SO₂ için 20 µg/m³) kıyaslanmıştır. Çizelge 4.'ten görüleceği üzere hem NO₂ için hem de SO₂ için 30 örnekleme noktasından 29'unda sınır değer aşımı söz konusudur. SO₂ açısından sınır değerlerin 2 ile 10 kat arasında aşıldığı görülmektedir. Özden vd. (2008) şehirlerdeki kötü hava kalitesinde NO₂'nin trafik, SO₂'nin ise genellikle ısınma amaçlı kömür kullanımından kaynaklandığını bildirmiştir. Benzer bulgular ve tespitler Polat (2016), Cansaran (2017), Battista (2017), Bozkurt vd. (2018), Ielpo vd. (2019) tarafından yayınlanan raporlarla da örtüşmektedir. En yüksek ölçümlerin 2017 yılında elde edilmesi, kış mevsiminin soğuk geçmesi ve bu nedenle de kalitesiz katı yakıt kullanımının artması ile açıklanabilmektedir (Gaziantep Çevre Durum Raporu 2020). Gaziantep'in hızlı gelişimi ve artan nüfusu nedeniyle şehrin neredeyse tüm bölgelerinde araç trafiği yoğunluğu oldukça fazladır ve bu durum 29 ölçüm noktasında NO₂ ölçüm sonuçlarının sınır değeri aşmasının temel nedeni olarak görülmektedir. Bunun yanında bakımsız, sıvasız, yalıtımsız ve bitişik nizam yapılar, şehir içinde hava koridorları oluşturacak planlamanın bulunmaması, kalitesiz katı yakıt tüketimi gibi etkenler nedeniyle sınır değerlerin çok üzerinde SO₂ ölçüm sonuçları elde edilmiştir.

3.2. Ölçüm Sonuçlarının İstatistiksel Değerlendirilmesi

Pasif örnekleme ile belirlenen NO₂ ve SO₂ konsantrasyonlarının yıllara göre değişimlerinin farklı olup olmadığını belirlemek için tek yönlü varyans analizi (ANOVA) kullanılmıştır. Analizde ölçülen uç değerlerin hata payı oluşturacağı düşünülmüş ve hesaplamalara dâhil edilmemiştir. ANOVA sonuçları NO₂ ve SO₂ için sırasıyla Çizelge 5 ve 6'da verilmiştir.

Çizelge 5. NO₂ verilerinin ANOVA analizi.

	Kareler Toplamı	Serbestlik Derecesi	F	Önem Seviyesi (p)
Gruplar arası	369.53	3	1.28	0.278
Gruplar içi	43,125.86	451	-	-
Toplam	43,495.39	454	-	-

Çizelge 6. SO₂ Verilerinin ANOVA Analizi

	Kareler Toplamı	Serbestlik Derecesi	F	Önem Seviyesi (p)
Gruplar arası	30,878.1	3	4.28	0.005
Gruplar içi	1,090,909.8	454	-	-
Toplam	1,121,787.9	457	-	-

Çizelge 5'ten görüleceği üzere NO₂'nin yıllara göre değişimi istatistiksel olarak anlamlı değildir (p>0.05). SO₂'nin yıllara göre değişimi ise istatistiksel olarak anlamlı (p<0.05) bulunmuştur (Çizelge 6). SO₂ anlamlılığının değerlendirilmesi amacıyla çoklu karşılaştırma testi olarak Tukey testi uygulanmıştır (Çizelge 7).

Çizelge 7. SO₂ verilerinin tukey çoklu karşılaştırma analizi.

Yıllar	N (Gözlem Sayısı)	$\alpha = 0.05$ (Alfa alt kümesi)	
		1	2
2015	85	33.3320	
2016	89	36.3285	
2017	141		53.7613
2018	143	48.5397	48.5397

Çizelge 7'de verilen Tukey testi sonuçlarına göre SO₂'nin en yoğun olduğu yıl 2017'dir. 2017 yılında SO₂ konsantrasyonunda bir artış tespit edilmiştir ve bu artışın o yıl şehre giren kaçak ve kalitesiz kömür kullanımı ile ilişkili olduğu anlaşılmıştır (Gaziantep Çevre Durum Raporu 2020).

Çalışmada incelenen NO₂ ve SO₂ arasındaki ilişki Çizelge 8 ile verilmiştir.

Çizelge 8. NO₂ ve SO₂ parametreleri arasındaki korelasyon

		SO ₂	NO ₂
SO ₂	Pearson Korelasyon Katsayısı	1	0.363**
	p	-	0.000
	N	458	455
NO ₂	Pearson Korelasyon Katsayısı	0.363**	1
	p	0.000	-
	N	455	455

**p<0.01.

Çizelge 8'de, NO₂ ve SO₂ arasında istatistiksel olarak anlamlı (p<0.01) ve pozitif bir korelasyon (r=0.363) olduğu görülmektedir. Bu pozitif korelasyon, özellikle kış mevsiminde evsel ısınma amacıyla kullanılan fosil yakıtların ve trafik yoğunluğunun artışı ile ilişkilendirilmektedir. Havalıların soğuması ile ısınma amaçlı kullanılan doğalgaz ve kömür kullanımının artması aynı zamanda ulaşım amacı ile motorlu araçların tercih edilmesi hem NO₂ hem de SO₂'nin aynı süreçte artmasına neden olmaktadır (Gümrükçüoğlu ve Soylu 2011, Akyürek 2012).

Ayrıca bu çalışmada, Gaziantep'te bulunan hava kalitesi izleme istasyonu aktif ölçüm verileri (SO₂ ve PM₁₀) ile istasyona en yakın olan pasif örnekleme verileri (SO₂) arasındaki ilişkiyi tespit etmek için Pearson korelasyon testi yapılmıştır ve sonuçlar Çizelge 9'da verilmiştir. Karşılaştırmada, Şekil 1'de konumları ve koordinatları verilen izleme istasyonu ile bu noktaya en yakın pasif örnekleme noktası olan 14 nolu noktanın ölçüm sonuçları kullanılmıştır.

Korelasyon testi sonuçlarına göre aktif istasyon SO₂ ve PM₁₀ parametreleri arasında istatistiksel olarak anlamlı (p<0.05) ve pozitif bir ilişki (r=0.521) olduğu görülmüştür. Ancak aktif istasyon SO₂ ile pasif örnekleme SO₂ parametreleri arasında istatistiksel olarak anlamsız bir ilişki görülmüştür (p>0.05). Aktif istasyon PM₁₀ ile pasif örnekleme SO₂ parametreleri arasında ise istatistiksel olarak anlamlı (p<0.01) ve pozitif bir ilişki (r=0.621) tespit edilmiştir. Aktif ve pasif örnekleme SO₂ ölçümleri arasındaki anlamsızlık; ölçüm yöntemlerinin farklı olması, rüzgar hızı, yönü ve aktif istasyon ile pasif ölçüm noktasının (14 nolu nokta) aynı alanı temsil etmemesi gibi nedenlerden kaynaklanabilir. SO₂ ve PM₁₀ konsantrasyonları arasındaki doğrusal ilişki ise ısınma amacı ile kömür kullanılmasından kaynaklanmaktadır. Çünkü kömürün yanması ile birlikte kirlenici gazların yanı sıra partikül maddeler de açığa çıkmaktadır (Kunt 2014, Sarı ve Esen 2019). Literatürde pasif örnekleme sonuçları ile aktif-sabit izleme istasyonları arasında güçlü bir ilişki olduğu bildirilse de (Rosario vd. 2016, Üzmez vd. 2017, Dokuz vd. 2020) bu çalışmada benzer sonuca ulaşılamamıştır. Çünkü karşılaştırılan ölçüm sonuçları aynı bölgeyi temsil eden noktalarda, aynı periyotlarda ve aynı anda elde edilmemiştir.

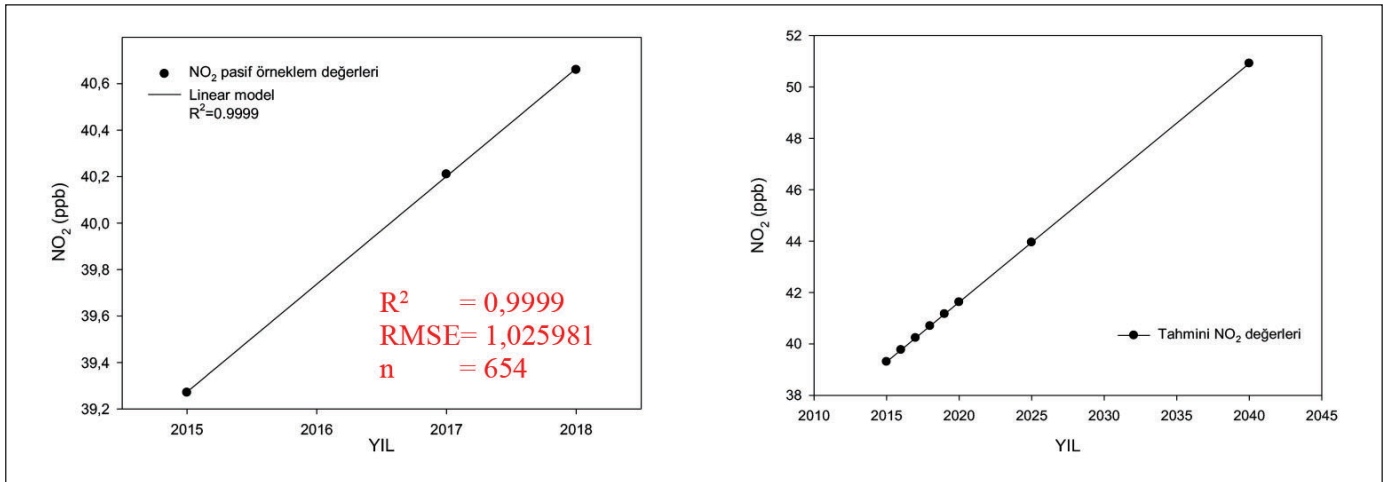
3.3. SigmaPlot Sürüm 11.0 ile NO₂ ve SO₂ Projeksiyonu

NO₂ ve SO₂ parametrelerinin yıllara göre değişiminden yararlanılarak kirlilik yüklerinin gelecek yıllardaki projeksiyonu için SigmaPlot Sürüm 11.0 ile 4 farklı model (Sigmoid, Lojistik, Gompertz ve Lineer) kullanılmıştır. Modellerin karşılaştırılmasında performans kriteri olarak R² değerleri

Çizelge 9. Aktif istasyon verileri ile pasif örnekleme verilerinin korelasyonu.

İstasyon SO ₂		İstasyon SO ₂	İstasyon PM ₁₀	Pasif Örn. SO ₂
		Pearson Korelasyon Katsayısı	1	0.521*
	p		0.013	0.152
	N	22	22	22
İstasyon PM ₁₀	Pearson Korelasyon Katsayısı	0.521*	1	0.621**
	p	0.013		0.002
	N	22	22	22
Pasif Örnekleme SO ₂	Pearson Korelasyon Katsayısı	0.316	0.621**	1
	p	0.152	0.002	
	N	22	22	22

*p<0.05; **p<0.01.

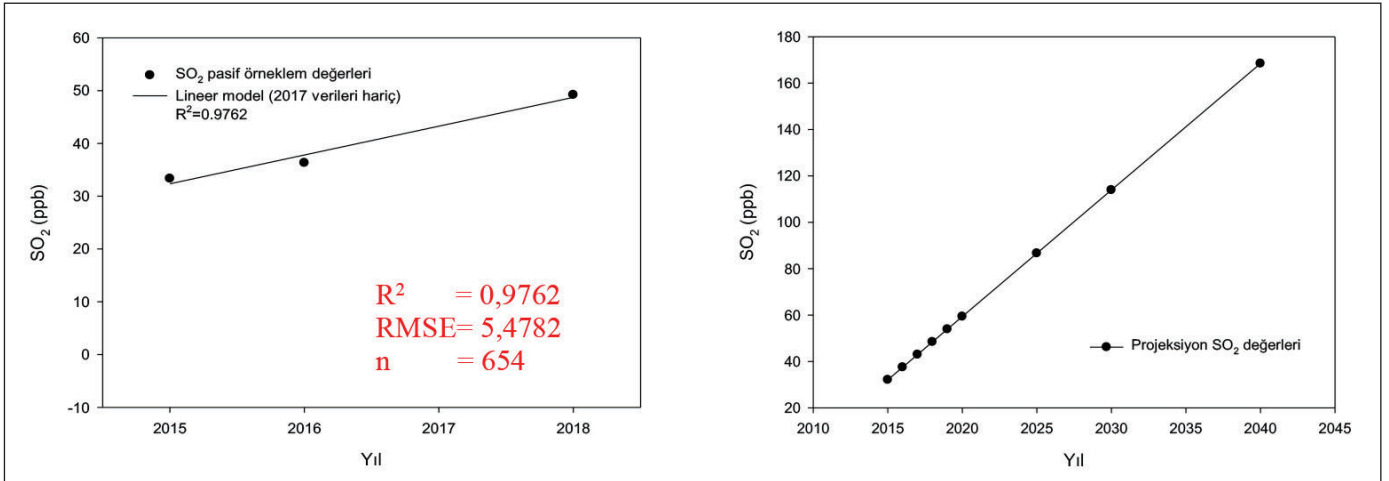
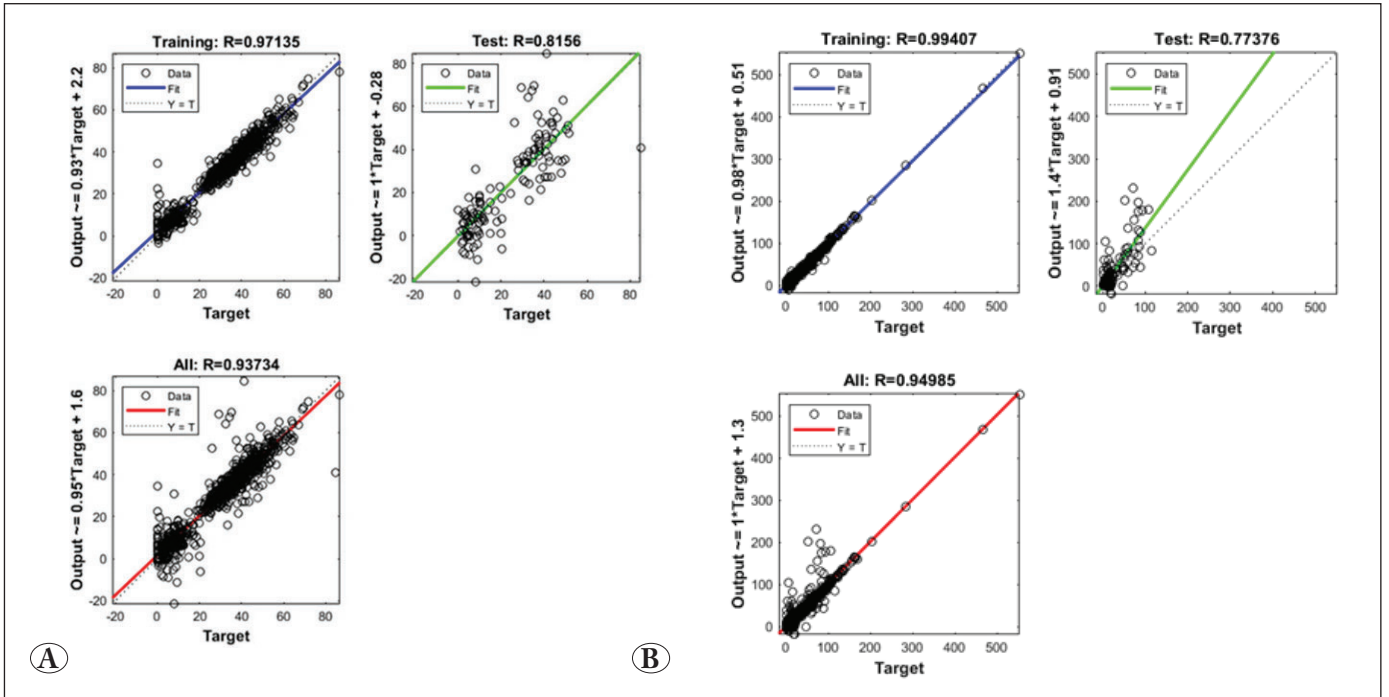
**Şekil 4.** Lineer Model ile NO₂ Projeksiyonu.

dikkate alınmıştır. Kullanılan modeller içerisinde en yüksek güven aralığı Lineer modeller ile elde edilmiştir. Lineer modellerin R² değerleri, NO₂ ve SO₂ için sırasıyla 0.9999 ve 0.9762'dir (Şekil 4 ve 5). Özellikle 2016-2017 kış mevsiminin aşırı soğuk geçmesi, bu dönemde kaçak ve kalitesiz kömür kullanımı (Gaziantep Çevre Durum Raporu 2020) sonucunda aşırı yükselen kirlenici konsantrasyonları yüksek hata paylarına sebep olacağından (Üzmez vd. 2017, Kunt 2014) hesaplamalarda kullanılmamıştır. Şekil 4 ve 5'te de görüleceği üzere 2040 yılı için yapılan projeksiyonda NO₂ ve SO₂ konsantrasyonları sırasıyla 50.91 µg/m³ ve 168.48 µg/m³ olarak tahmin edilmiştir. Bu sonuçlar Gaziantep hava kalitesi için endişe verici olmakla birlikte önlem alınması için de bir fırsat sunmaktadır. Temiz yakıtla çalışan toplu ulaşım araçlarının ve kullanımının yaygınlaştırılması, ısınma amaçlı doğal gaz kullanımının artırılması ve şehirde yeni

hava koridorlarının oluşturulması bu fırsatlar arasında sayılabilir.

3.4. ANN ve NARX-ANN ile NO₂ ve SO₂ Projeksiyonu

NO₂ ve SO₂ kirlenici konsantrasyonlarının projeksiyonu için MATLAB R2020a matematiksel yazılım programı ile geliştirilen ANN ve NARX-ANN modellerinin karşılaştırılmasında, NARX-ANN modeline ait Bayesian Regularization (trainbr) algoritması ile elde edilen tahminlerin daha güvenilir olduğu belirlenmiştir. Şekil 6a ve 6b'de NARX-ANN modeline ait Bayesian Regularization (trainbr) algoritması NO₂ ve SO₂ için en etkin sonuçları vermiştir. Geliştirilen modeller için oluşturulan grafiklerde "X" eksenine deneysel verilerden, "Y" eksenine tahmini değerlerden oluşmaktadır. "Fit çizgisi" girdi verileri ile tahmini değer arasındaki ilişkiyi göstermektedir. "Y=T" çizgisi gerçek değer ile tahmini değer

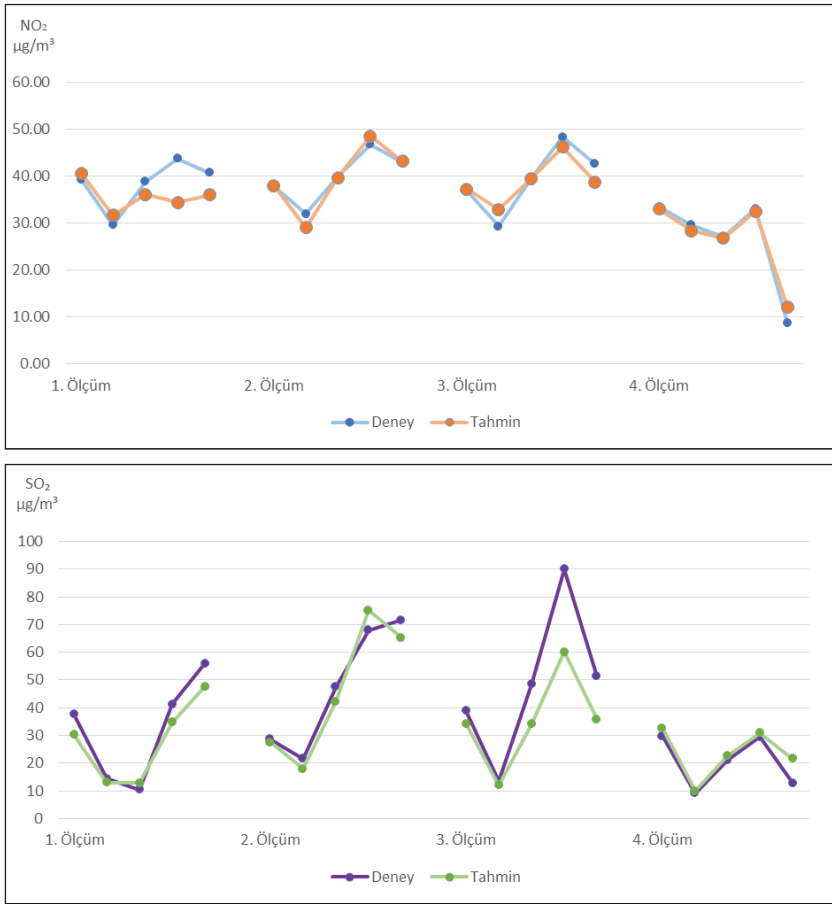
Şekil 5. Linear Model ile SO₂ Projeksiyonu.Şekil 6. NARX-ANN Bayesian Algoritması Regresyon Sonuçları; A) NO₂ ve B) SO₂.

eşit olduğu yani hedef (Target) çizgisidir. “Data” göstergesi ise elde edilen modelin tahmin değerlerini ifade etmektedir (Erdem 2019).

Şekil 6a ve 6b’de görüleceği üzere NO₂ için R=0.93734 (R²=0.8786) ve MSE=13.1; SO₂ için ise R= 0.94985 (R²=0.9022) ve MSE=21.5 olarak bulunmuştur.

Geliştirilen NARX-ANN modelinde regresyonlar için etkin sonuçlar elde edilirken, MSE için yüksek değerler ortaya çıkmıştır. Bilgi akışının ve işlenmesinin yönüne göre ANN’ler ileri beslemeli sinir ağlarında (FNN) tek yönlü

bir bilgi akışı ile katmanlar halinde düzenlenirken, NARX-ANN gibi tekrarlayan ağlarda, bilgi aynı veya önceki katmanlardaki nöronlar arasında bağlantılara izin vererek hem ileri hem de geri yönde akmaktadır (ASCE 2000, Yetkin ve Kim 2019, Di Nunno ve Granata 2020). Dolayısıyla çalışmada girdi/çıkıtlı parametrelerinin yüksek sayıda olması, çıktı verilerinin girdi verileriyle beraber yeniden kullanılması, verilerin alındığı numune noktaları ile bunların alınma periyotlarındaki sıklığın uyumsuzluğu gibi nedenlerle modelin sağlıklı bir şekilde eğitilmesi neticesinde MSE’lerin yüksek çıktığı düşünülmektedir.



Şekil 7. Ölçülen yıllık ortalama NO₂ ve SO₂ değerleri ile NARX-ANN tahminlerinin karşılaştırılması.

Çalışmada ayrıca NO₂ ve SO₂ pasif örnekleme ölçüm sonuçlarının yıllık ortalamaları ile NARX-ANN modeli tarafından tahmin edilen değerler 4 ölçüm dönemi (2015-2019) için Şekil 7'de karşılaştırılmıştır. Şekil 7'de ölçülen yıllık ortalama NO₂ ve SO₂ değerleri ile NARX-ANN tahmin değerlerinin uyumlu olduğu görülmektedir. Covid-19 salgını nedeniyle 2020 verileri çok sağlıklı olmadığı için kullanılmamıştır.

Literatürde geliştirilen ANN ve NARX-ANN modelleri ile yapılan projeksiyon çalışmalarında güven aralıklarının 0.66 ile 0.99 arasında değiştiği görülmüştür (Kunt 2014, Yorkor vd. 2017, Ayturan vd. 2017, Fırat 2020). Bu değişimin veri toplamada kullanılan yöntem farklılıklarından (aktif ve pasif örnekleme yöntemleri, otomatik online analizörler, uzaktan algılayıcılar ve biyoindikatörler) ve yöntemlerin güvenilirlik oranlarından kaynaklandığı düşünülmektedir.

4. Sonuç ve Öneriler

Gaziantep'in 2015-2020 yılları arasındaki hava kalitesini NO₂ ve SO₂ kirlenmelerinin açısından inceleyen bu çalışmada; pasif örnekleme yöntemi ile kirlenmelerin konsan-

trasyonları ölçülmüş, sonuçlar istatistiksel açıdan yorumlanmış ve geleceğe yönelik kirlenmelerin projeksiyonları oluşturulmuştur.

NO₂ ve SO₂ konsantrasyonlarının ölçüm yapılan yıllarda artış gösterdiği ve özellikle kış mevsiminde HKDYY sınır değerleri aştığı tespit edilmiştir. Kirlenmelerin konsantrasyonlarındaki artışın; başta kış mevsiminin soğuk geçmesi, ısınma amaçlı kaçak ve kalitesiz katı yakıt kullanımı, araç sayısındaki artış ve trafik yoğunluğu, bakımsız, sıvasız, yalıtımsız ve bitişik nizam yapıların çokluğu ve şehir içerisinde yeterli hava koridorlarının bulunmaması ile ilişkili olduğu düşünülmektedir. Yapılan istatistiksel değerlendirmede NO₂'nin yıllara göre değişiminin anlamlı olmadığı (p>0.05), SO₂ değişiminin anlamlı olduğu (p<0.05) görülmüştür. Ayrıca NO₂ ve SO₂ parametreleri arasında istatistiksel olarak anlamlı (p<0.01) ve pozitif bir ilişkinin olduğu, yani parametrelerin biri artarken diğersinin de paralel olarak arttığı tespit edilmiştir. NO₂ ve SO₂ projeksiyonu için SigmaPlot 11.0 kullanılarak geliştirilen lineer modelde R² değeri sırasıyla 0.9999 ve 0.9762 olarak elde edilmiştir. 2040 yılı için yapılan projeksiyonda ise kirlenmelerin konsantrasyonları yine sırasıyla 50.91

$\mu\text{g}/\text{m}^3$ ve $168.48 \mu\text{g}/\text{m}^3$ olarak tahmin edilmiştir. Geliştirilen ANN ve NARX-ANN modelleri içerisinde uygun model NARX-ANN yapısı ve Bayesian Regularization Algoritması olarak tespit edilmiştir. NO_2 için $R=0.93734$ ($R^2=0.8786$) ve $\text{MSE}=13.1$; SO_2 için ise $R= 0.94985$ ($R^2=0.9022$) ve $\text{MSE}=21.5$ olarak hesaplanmıştır.

Bu tespitler doğrultusunda Gaziantep'in hava kalitesinin iyileştirilmesi ve sürdürülebilir olması açısından, geleceğe yönelik kentsel dönüşüm ve şehir planlamalarının yapılması, nüfus yoğunluğunun homojen olarak dağıtılması, trafik yoğunluğunu azaltacak toplu ulaşım gibi altyapıların oluşturulması, alternatif temiz yakıtlara ilişkin teşvik ve hibe çalışmalarının artırılması, bilgi ve iletişim teknolojileri ile sabit/mobil ölçüm sensörleri entegre edilen akıllı şehir konsepti kurulması ve meteorolojik faktörlerin dikkate alınması önem arz etmektedir.

5. Kaynaklar

- Akben, İ., Demirer, Y. 2018.** Lojistik sektöründe çevreci araç uygulamaları. *Türk Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 3 (2), 47-56. Hasan Kalyoncu Üniversitesi.
- Akbulut, İ., Özcan, B. 2020.** Hava kirliliği tahmini: yapay sinir ağları ve regresyon yöntemleriyle bir karşılaştırma. *Kocaeli Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 3(1), 12-22.
- Akyürek, Ö. 2012.** Trabzon kent merkezi için hava kirliliği ile meteorolojik koşullar arasındaki ilişkinin 2006-2011 arası verilerine dayalı olarak incelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, *KTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü*, 157 s.
- Amini, A., Başlamışlı, Ç., İnce, BC. 2017.** Elektrikli/hibrit otobüslerin enerji yöntemi algoritmalarının optimal kontrol yöntemleriyle tasarlanması: Ankara şehri için bir örnek durum incelemesi ve maliyet analizi, https://www.researchgate.net/profile/Selahattin_Baslamisli/publication/321170615.
- Arabacı M., Bayram M., Yüceer, M., Karadurmuş, E. 2010.** Tuğla ve kiremit fabrikalarının hava kirliliğine katkılarının yapay sinir ağı modellemesi ile araştırılması. *9. Ulusal Kimya Mühendisliği Kongresi*, s. 727-728, Ankara.
- Arhami, M., Kamali, N., Rajabi, MM. 2013.** Predicting hourly air pollutant levels using artificial neural networks coupled with uncertainty analysis by Monte Carlo simulations. *Environmental Science and Pollution Research*, 20(7), 4777-4789. <http://dx.doi.org/10.1007/s11356-012-1451-6>.
- ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology, 2000.** Artificial neural networks in hydrology. I: preliminary concepts. *Journal of Hydrologic Engineering*, 5(2), 115-123. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699\(2000\)5:2\(115\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699(2000)5:2(115))
- Asgari, G., Shabanloo, A., Salari, M., & Eslami, F. 2020.** Sonophotocatalytic treatment of AB113 dye and real textile wastewater using ZnO/persulfate: Modeling by response surface methodology and artificial neural network. *Environmental Research*, 184, 109367. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.109367>.
- Aydoğdu, Ç. 2021.** Yenilenebilir enerji sektöründe ve enerji verimliliğinde kamusal destekler ve türkiye'de yansımaları. *Akademik İzdüşüm Dergisi*, 6(1), 52-74 ISSN:2547-9725.
- Ayturan, YA., Öztürk, A., Ayturan, ZC. 2017.** Modelling of pm10 pollution in karatay district of konya with artificial neural networks. *J. Int. Environmental Application & Science*, 12(3), 256-263.
- Bararpour, ST., Feylizadeh, MR., Delparish, A., Qanbarzadeh, M., Raeciszadeh, M., Feilizadeh, M. 2018.** Investigation of 2-Nitrophenol solar degradation in the simultaneous presence of $\text{K}_2\text{S}_2\text{O}_8$ and H_2O_2 : using experimental design and artificial neural network. *Journal Of Cleaner Production*, 176, 1154-1162. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.11.191>
- Battista, G. 2017.** Analysis of the air pollution sources in the city of rome (Italy). *Energy Procedia*, 126, 392-397. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.08.271>
- Benramdane, I. K., Nasrallah, N., Amrane, A., Kebir, M., Trari, M., Fourcade, F., ... & Maachi, R. 2021.** Optimization of the artificial neuronal network for the degradation and mineralization of amoxicillin photoinduced by the complex ferrioxalate with a gradual and progressive approach of the ligand. *Journal of Photochemistry and Photobiology A: Chemistry*, 406, 112982. <https://doi.org/10.1016/j.jphotochem.2020.112982>
- Bishop, CM. 1995.** Neural networks for pattern recognition. *Oxford University Press*. ISBN: 0 19 853864 2
- Borrego, C., Monteiro, A., Ferreira, J., Miranda, AI., Costa, AM., Carvalho, AC., Lopes, M. 2008.** Procedures for estimation of modelling uncertainty in air quality assessment. *Environment International*, 34, 613-620. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envint.2007.12.005>.
- Boussaada, Z., Curea, O., Remaci, A., Camblong, H., & Mrabet Bellaaj, N. 2018.** A nonlinear autoregressive exogenous (NARX) neural network model for the prediction of the daily direct solar radiation. *Energies*, 11(3), 620. <https://doi.org/10.3390/en11030620>.
- Bozkurt, Z., Üzmez, ÖÖ., Döğeroğlu, T., Artun, G., & Gaga, EO. 2018.** Atmospheric concentrations of SO_2 , NO_2 , ozone and VOCs in Düzce, Turkey using passive air samplers: sources, spatial and seasonal variations and health risk estimation. *Atmospheric Pollution Research*, 9(6), 1146-1156. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2018.05.001>

- Bülbül, ES. 2000.** Çoklu karşılaştırma testleri ve bir örnek uygulama. *Öneri Dergisi*, 3(14), 95-100.
- Cabaneros, SM., Hughes, B. 2022.** Methods used for handling and quantifying model uncertainty of artificial neural network models for air pollution forecasting. *Environmental Modelling and Software*, 158, 105529. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2022.105529>.
- Cadenas, E., Rivera, W., Campos-Amezcuca, R., Heard, C. 2016.** Wind speed prediction using a univariate ARIMA model and a multivariate NARX model. *Energies*, 9(2), 109. <https://doi.org/10.3390/en9020109>.
- Cansaran, D. 2017.** Bir çevre sorunsalı olarak hava kirliliği: Kırıkkale ili örneği. *Bingöl Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 7(7), 16. <https://doi.org/10.29029/busbed.336094>
- Cox, RM. 2003.** The use of passive sampling to monitor forest exposure to O₃, NO₂ and SO₂: a review and some case studies. *Environ Pollution*, 126: 301-311. DOI:10.1016/s0269-7491(03)00243-4.
- Di Nunno, F., Granata, F. 2020.** Groundwater level prediction in apulia region (Southern Italy) using NARX neural network. *Environmental Research*, 190, 110062. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.110062>
- Doğan, F., Kitapçioğlu, G. 2007.** İzmir ilinde hava kirliliğinin yıllar itibariyle karşılaştırılması. *Ege Tıp Dergisi*, 46, 129-133.
- Dokuz, Y., Bozdağ, A., Gökçek, ÖB. 2020.** Hava kalitesi parametrelerinin tahmini ve mekansal dağılımı için makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanılması. *NÖHÜ Müh. Bilim. Derg.*, 9(1), 37-47, ISSN: 2564-6605.
- Elmolla, ES., Chaudhuri, M., Eltoukhy, MM., 2010.** The use of artificial neural network (ANN) for modeling of COD removal from antibiotic aqueous solution by the Fenton process. *Journal Of Hazardous Materials* 179(1-3), 127-134. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2010.02.068>
- Erdem, F. 2019.** S. Cerevisiae ile Remazol Sarı (Rr) giderimine yapay sinir ağı (YSA) yaklaşımı. *Uludağ University Journal Of The Faculty Of Engineering*, 24(2), 289-298. <https://doi.org/10.17482/uumfd.461122>.
- Fırat, Y., 2020.** NARX modellerini kullanarak hava kalitesi tahmin analizinin uygulanması. *Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 10(2), 442-455. DOI: 10.17714/gumusfenbil.605649
- Freeman BS., Taylor G., Gharabaghi B., Thé J. 2018.** Forecasting air quality time series using deep learning. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 68, 866-886, <https://doi.org/10.1080/10962247.2018.1459956>.
- GAZDAŞ, 2022.** 2021 entegre faaliyet raporu. *Zorlu Enerji*, 344 Sayfa. <https://www.zorluenerji.com.tr/uploads/pdf/pdflist/yillik-faaliyet-raporu-20.pdf> (Erişim tarihi 01.05.2022).
- Gaziantep Çevre Durum Raporu, 2020.** Gaziantep Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüğü, 141 sayfa. https://webdosya.csb.gov.tr/db/ced/icerikler/gaz-antep_2019_-cdr_son-20210108090747.pdf. (Erişim tarihi: 15.12.2022)
- Gholizadeh, AM., Zarei, M., Ebratkhahan, M., & Hasanzadeh, A. 2021.** Phenazopyridine degradation by electro-Fenton process with magnetite nanoparticles-activated carbon cathode, artificial neural networks modeling. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 9(1), 104999. <https://doi.org/10.1016/j.jece.2020.104999>
- Greenpeace, 2019.** <https://www.greenpeace.org>. <https://www.greenpeace.org/static/planet4-turkey-stateless/f3bcd604-greenpeace-afsin-maras-hava-olcum-raporu-2020.pdf>. (Erişim tarihi: 20.12.2022).
- GSO (Gaziantep Sanayi Odası), 2022.** Sanayi bölgeleri. <https://gso.org.tr/tr/genel-sayfa/gaziantep-sanayisi/sanayi-bolgeleri-56.html>, 2022. (Erişim tarihi 01.05.2022).
- Gümrükçüoğlu, M., Soylu, S. 2011.** Adapazarı'nda ısınma kaynaklı hava kirliliğinin incelenmesi. *TMMOB Coğrafi Bilgi Sistemleri Kongresi*, Antalya.
- Havlicek, LL., Peterson, NL. 1977.** Effect of the violation of assumptions upon significance levels of the Pearson r. *Psychological Bulletin*, 84(2), 373-377. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.84.2.373>.
- Heidari, E., Daeichian, A., Sobati, MA., Movahedirad, S. 2020.** Prediction of the droplet spreading dynamics on a solid substrate at irregular sampling intervals: nonlinear auto-regressive exogenous artificial neural network approach (NARX-ANN). *Chemical Engineering Research and Design*, 156, 263-272, DOI: 10.1016/j.cherd.2020.01.033.
- Ielpo, P., Mangia C., Marra, GP., Comite, V., Rizza, U., Uricchio, VF., Fermo, P. 2019.** Outdoor spatial distribution and indoor levels of NO₂ and SO₂ in a high environmental risk site of the south Italy. *Science of The Total Environment*, 648, 787-797. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.08.159>.
- Irmak, ME., Aydılek, İB. 2019.** Hava Kalite İndeksinin Tahmin Başarısının Artırılması için Topluluk Regresyon Algoritmalarının Kullanılması. *Academic Platform Journal of Engineering and Science*, 7(3), 507-514. <https://doi.org/10.21541/apjes.478038>.
- Kalantary, RR., Moradi, M., Pirsahab, M., Esrafilı, A., Jafari, AJ., Gholami, M., Vasseghian, Y., Antolini, E., Dragoi, EN. 2019.** Enhanced photocatalytic inactivation of E. coli by natural pyrite in presence of citrate and EDTA as effective chelating agents: experimental evaluation and kinetic and ANN models. *Journal Of Environmental Chemical Engineering*, 7(1), 102906. <https://doi.org/10.1016/j.jece.2019.102906>.
- Kara, G. 2016.** Konya'daki hava kalitesi, AB ve HKDY standartları ile karşılaştırılması, *Selçuk Teknik Dergisi*, 15(2), ISSN 1302-6178.

- Karataş, A., Kılıç, S. 2017.** Sürdürülebilir kentsel gelişme ve yeşil alanlar. *Journal of Political Sciences*, 26(2), 53-78. DOI: 10.26650/siyasal.2017.26.2.0003.
- Kentair, 2013.** Gaziantep hava kalitesi değerlendirme raporu. *Çevre ve Şehircilik Bakanlığı*, s. 85. <https://docplayer.biz.tr/8822858-Kentlerde-hava-kalitesinin-gelistirilmesi-projesi-kentair-gaziantep-hava-kalitesi-degerlendirme-raporu.html> (Erişim tarihi 01.05.2022).
- Kocaman, Ö. 2010.** Erzurum'da pasif örnekleme yöntemiyle alansal hava kalitesinin tahmini. Yüksek Lisans Tezi, Atatürk Üniversitesi, s. 58.
- Kunt, F. 2014.** Bulanık mantık ve yapay sinir ağları yöntemleri kullanılarak Konya il merkezi hava kirliliği modellenmesi. Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, s. 151.
- Li, X., Hussain, SA., Sobri, S., & Said, MSM. 2021.** Overviewing the air quality models on air pollution in Sichuan Basin, China. *Chemosphere*, 271, 129502. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2020.129502>
- Liu, H., Yan, G., Duan, Z., Chen, C. 2021.** Intelligent modeling strategies for forecasting air quality time series: A review. *Applied Soft Computing Journal*, 102, 106957. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106957>.
- Masood A., Ahmad K. 2021.** A review on emerging artificial intelligence (AI) techniques for air pollution forecasting: Fundamentals, application and performance. *Journal of Cleaner Production*, 322, 129072. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.129072>.
- Mathworks, 2020.** MATLAB Deep Learning Toolbox Release 2020a. Natick, Massachusetts, United States.
- Ng, KY., Awang. N. 2018.** Multiple linear regression and regression with time series error models in forecasting PM10 concentrations in Peninsular Malaysia. *Environmental Monitoring and Assessment*, 190, 63. <https://doi.org/10.1007/s10661-017-6419-z>.
- Oda, V., Korkmaz, M., Özkurt, E. 2016.** Büyüme eğrilerinin tahmininde kullanılan bazı sigmoidal modeller ve elde edilen biyolojik parametreler: Bertalanffy modeli örneği. *Ordu Üniv. Bil. Tek. Derg.*, 6(1), 54-66.
- Özden, Ö., Yay, OD., Altuğ, H., Gaga, E., Demirel, G., Ögeroğlu, D., Örnektekin, S., Meliefste, K., Doorn, WV. 2008.** Eskişehir'de hava kirliliği ön değerlendirme çalışmalarının pasif örnekleme yöntemiyle gerçekleştirilmesi. *Hava Kirliliği ve Kontrolü Ulusal Sempozyumu*, s. 631-642, Hatay.
- Polat, N. 2016.** Kütahya bölgesinde inorganik kirleticilerin alansal dağılımlarının ve mevsimsel değişimlerinin pasif örnekleme metodu ile belirlenmesi. Yüksek Lisans Tezi. Eskişehir Anadolu Üniversitesi, s. 115.
- Radwan, M., Alalm, MG., & Eletriby, H. 2018.** Optimization and modeling of electro-Fenton process for treatment of phenolic wastewater using nickel and sacrificial stainless steel anodes. *Journal of Water Process Engineering* 22, 155-162. <https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2018.02.003>.
- Rosario, L., Pietro, M., Francesco, SP. 2016.** Comparative analyses of urban air quality monitoring systems: passive sampling and continuous monitoring stations. *Energy Procedia*, 101, 321 – 328. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2016.11.041>
- Sabour, MR., Amiri, A. 2017.** Comparative study of ANN and RSM for simultaneous optimization of multiple targets in Fenton treatment of landfill leachate. *Waste management*, 65, 54-62. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.03.048>.
- Sarı, B., Türkes, S., Güney, H., Keskinan, O., 2022.** The Utilization and Modeling of Photo-Fenton Process as a Single Unit in Textile Wastewater Treatment. *Clean – Soil, Air, Water*, 2100328. <https://doi.org/10.1002/clen.202100328>.
- Sarı, MF., Esen, F. 2019.** PM10 ve SO2 konsantrasyonları ve meteorolojik parametrelerin konsantrasyonlar üzerine etkileri. *NÖHÜ Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 8(2), 689-697. Doi: 10.28948/Ngumuh.598226.
- Sümer, ÇG. 2014.** Hava kirliliği kontrolü: Türkiye'de hava kirliliğini önlemeye yönelik yasal düzenlemelerin ve örgütlenmelerin incelenmesi. *Uluslararası İktisadi ve İdari Akademik Araştırmalar Dergisi*, 7(13), 38-56, ISSN 1307-9832
- Şenoğlu, B., Acıtaş, Ş. 2010.** İstatistiksel deney tasarımı: sabit etkili modeller. *Nobel Yayın Dağıtım*, s. 22, İstanbul.
- Talwar, S., Verma, AK., Sangal, VK. 2019.** Modeling and optimization of fixed mode dual effect (photocatalysis and photo-Fenton) assisted Metronidazole degradation using ANN coupled with genetic algorithm. *Journal of Environmental Management* 250, 109428. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.109428>
- TS EN 13528- 2022.** Laboratuvarlararası karşılaştırma ile yeterlilik deneyinde kullanılan istatistiksel yöntemleri, <https://intweb.tse.org.tr/Standard/Standard/Standard.aspx>.
- TÜİK, 2019.** İstatistik veri portalı, nüfus ve demografi verileri, <https://data.tuik.gov.tr/Kategori/GetKategori?p=nufus-ve-demografi-109&dil=1>, (Erişim Tarihi, 01.05.2022).
- UAB (Ulaştırma ve Altyapı Bakanlığı), 2020.** Ulaşım ve iletişimde gaziantep raporu. s. 55. <https://www.uab.gov.tr/uploads/cities/gaziantep/27-gaziantep.pdf>. (Erişim tarihi 01.05.2022).
- Üzmez, Ö., Ercan, Ö., Gaga, E., Döğeroğlu, T. 2017.** İnorganik (NO₂, SO₂ ve O₃) pasif örnekleme sonuçlarının saha koşullarında otomatik analizör verileriyle karşılaştırılması. *VII. Ulusal Hava Kirliliği ve Kontrolü Sempozyumu*, s. 9.

- WWF (World Wildlife Fund), 2022.** İklim değişikliği ve enerji. https://www.wwf.org.tr/ne_yapiyoruz/iklim_degisikligi_ve_enerji/iklim_degisikligi.
- Yetkin, M., Kim, Y. 2019.** Time series prediction of mooring line top tension by the NARX and Volterra model. *Applied Ocean Research*, 88, 170-186. <https://doi.org/10.1016/j.apor.2019.04.013>.
- Yorkor, B., Leton, TG., Ugbebor, JN. 2017.** Prediction and modeling of seasonal concentrations of air pollutants in semi-urban region employing artificial neural network ensembles. *International Journal of Environment And Pollution Research*, 5(3), 1-18.
- Yüksek, AG., Bircan, H., Zontul, M., Kaynar, O. 2007.** Sivas ilinde yapay sinir ağları ile hava kalitesi modelinin oluşturulması üzerine bir uygulama. *C.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 8(1), 97- 112.
- Zang, Y., Bocquet, M., Mallet, V., Seigneur, C., Baklanov, A. 2012.** Real-time air quality forecasting, part I: History, techniques, and current status. *Atmospheric Environment*, 60, 632–655. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2012.06.031>
- Zhang, T., Barthorpe, RJ., Worden, K. 2020.** On treed gaussian processes and piecewise-linear NARX modelling. *Mechanical Systems And Signal Processing*, 144, 106877. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.106877>.