

**Atf İçin:** Sidal, F. ve Altun, Y. (2023). Atık Su Arıtma Tesislerinde Biyokimyasal Oksijen İhtiyacının Yapay Sinir Ağı ve Regresyon Analiziyle Tahmin Edilmesi. *İğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 13(4), 2934-2944.

**To Cite:** Sidal, F.& Altun, Y. (2023). Prediction of Biochemical Oxygen Demand in Wastewater Treatment Plants Using Artificial Neural Network and Regression Analysis. *Journal of the Institute of Science and Technology*, 13(4), 2934-2944.

**Atık Su Arıtma Tesislerinde Biyokimyasal Oksijen İhtiyacının Yapay Sinir Ağı ve Regresyon Analiziyle Tahmin Edilmesi**

Furkan SİDAL<sup>1</sup>, Yener ALTUN<sup>2</sup>

**Öne Çıkanlar:**

- Çoklu regresyon analizi
- Yapay sinir ağları

**ÖZET:**

Atık su arıtma tesislerinde su kalitesini takip edip müdahale etmek, tesislerin yönetiminde önemli bir rol oynar. Atık su arıtma tesisleri yapılırken ve işletilirken, biyolojik oksijen ihtiyacı değerlerine gereksinim duyulmaktadır. Bu değerlerin ölçülmesi diğer parametrelere göre daha uzun sürelerde gerçekleşmekte ve deneylerin yapılması da zahmetli ve maliyetli olmaktadır. Bu çalışmada biyolojik oksijen değerinin, atık su arıtma tesislerinde kolayca ölçülebilen diğer parametreler aracılığıyla yapay sinir ağları ve çoklu regresyon analizi teknikleriyle tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada kullanılan ölçüm sonuçları 2021-2022 yılları arasında Van iline ait bir atık su arıtma tesisinde ölçülen verileri kapsamaktadır. Kullanılan tahmin girdi parametreleri pH, elektriksel iletkenlik, sıcaklık, çözünmüş oksijen, kimyasal oksijen ihtiyacı, askıda katı madde, toplam azot ve toplam fosfor değerleri bağımsız değişken ve biyolojik oksijen değeri ise bağımlı değişken olarak seçilmiştir. Yapılan tahminlerde yapay sinir ağı modeli için MAPE değeri %0.12, MAD değeri 0.04, R değeri %99.83 ve R<sup>2</sup> değeri %99.68 olarak elde edilmiştir. Aynı şekilde çoklu regresyon analizi yöntemi ile BOİ tahmin modelinde MAPE değeri %0.68, MAD değeri 0.06, R değeri %96.40 ve R<sup>2</sup> değeri %92.92 olarak bulunmuştur. Çalışmada elde edilen bulgular biyolojik oksijen değerinin kolayca ölçülebilen parametreler yardımıyla ileri beslemeli yapay sinir ağları ve doğrusal çoklu regresyon analizi teknikleri ile oluşturulmuş olan modeller kullanılarak tahmin edilmesi mümkündür. Her iki model karşılaştırıldığında ise yapay sinir ağları ile geliştirilmiş olan modelin çoklu regresyon analizi ile geliştirilmiş olan modele göre daha iyi performans sergilediği tespit edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:**

- Yapay sinir ağları,
- Çoklu regresyon analizi,
- Biyolojik oksijen ihtiyacı,
- Atık su arıtma

**Prediction of Biochemical Oxygen Demand in Wastewater Treatment Plants Using Artificial Neural Network and Regression Analysis**

Furkan SİDAL<sup>1</sup>, Yener ALTUN<sup>2</sup>

**Highlights:**

- Artificial neural networks
- Regression analysis

**ABSTRACT:**

Monitoring and intervening in water quality at wastewater treatment plants play a crucial role in their management. When designing and operating wastewater treatment plants, the biological oxygen demand (BOD) values are essential. However, measuring this parameter takes longer compared to other parameters, and conducting experiments for BOD measurement can be both laborious and costly. In this study, the aim was to predict the biological oxygen demand value using artificial neural networks and multiple regression analysis techniques through easily measurable parameters in wastewater treatment plants. The measurement data used in the study covered the years 2021-2022 and was obtained from a wastewater treatment plant in Van province, Turkey. The selected input parameters for prediction were pH, electrical conductivity, temperature, dissolved oxygen, chemical oxygen demand, suspended solids, total nitrogen, and total phosphorus, while the biological oxygen demand value was chosen as the dependent variable. The results of the predictions using artificial neural network model were as follows: Mean Absolute Percentage Error (MAPE) was 0.12%, Mean Absolute Deviation (MAD) was 0.04, the coefficient of determination (R) was 99.83%, and R-squared (R<sup>2</sup>) was 99.68%. Likewise, using multiple regression analysis, the prediction model for BOD yielded a MAPE of 0.68%, MAD of 0.06, R of 96.40%, and R<sup>2</sup> of 92.92%. The findings obtained in the study, it is possible to predict the biological oxygen demand value using feedforward artificial neural networks and linear multiple regression analysis techniques with the help of easily measurable parameters. When comparing both models, it was determined that the model developed using artificial neural networks performed better than the one developed using multiple regression analysis..

**Keywords:**

- Artificial neural networks,
- Regression analysis,
- Biological oxygen demand,
- Wastewater treatment

<sup>1</sup> Furkan SİDAL ([Orcid ID: 0000-0002-9670-2618](https://orcid.org/0000-0002-9670-2618)), Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Van, Türkiye

<sup>2</sup> Doç. Dr. Yener ALTUN ([Orcid ID: 0000-0003-1073-5513](https://orcid.org/0000-0003-1073-5513)), Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Van, Türkiye

\*Sorumlu Yazar/Corresponding Author: Yener ALTUN, e-mail: yeneraltun@yyu.edu.tr

## GİRİŞ

Su, insanların ve diğer canlıların sağlıklı yaşaması için önemli bir kaynak olduğundan kalitesi, kontrolü ve takibi çok önemlidir. Atık su arıtma tesislerinde de biyolojik oksijen ihtiyacı (BOİ) miktarının doğru tahmin edilmesi, su kalitesi yönetimi ve planlanmasında çok önemli bir rol oynamaktadır.

BOİ, atık su yönetim ve planlamasında yararlanılan ana parametrelerden birisidir. BOİ testini inşa etmek, sorumluluk gerektirmekle birlikte hazırlık ve analiz aşamalarını içerir. Bu işlem için yaklaşık beş gün kadar bir zaman gereklidir. Ölçümlerin karmaşıklığı ve uzunluğu da analiz maliyetlerini artırır. Numune alımından sonraki üç saat içinde kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ) testi yapılabilir. BOİ değeri kısa bir ölçüm süresi içerisinde diğer parametreler ile ilişkilendirilebiliyorsa atık su arıtma tesisi işletim ve kontrolünde kolaylık sağlayabilecektir (Baki ve Aras, 2018).

BOİ değerini hızlı bir şekilde elde etmek, zaman ve maliyetleri en aza indirmek ve analiz sırasında olumsuz koşulları etkilemek için birçok modelleme çalışmaları yapılmıştır. İstatistiksel modeller hayatın her alanında olduğu gibi bu modellerin geliştirilmesinde de yaygın olarak kullanılmaktadır. Ayrıca, su kalitesi parametreleri arasındaki ilişkileri aydınlatmak için son yıllarda yapay sinir ağları (YSA) teknikleri kullanılmaya başlanmıştır. Son araştırmalara bakıldığında YSA tarafından oluşturulan tahmin modellerinin baskın olduğu ve bu modellemelerde girdi parametresi olarak tesis giriş debisi (Q), sıcaklık (t), KOİ, pH, askıda katı madde (AKM) miktarı gibi parametrelerin kullanıldığı görülmektedir (Erdem, 2021; Sinan, 2010).

Atık su arıtma tesislerinde ön arıtım ile biyolojik arıtım çıkış parametrelerini YSA teknikleri ile tahmin etmek mümkündür (Sinan, 2010).

Literatürdeki çalışmalarda (Yılmaz, 2009), bir atık su arıtma tesisinin girişindeki BOİ değeri YSA kullanılarak modellediği ve ayrıca YSA sonuçlarının çoklu doğrusal regresyon analizi (ÇRA) sonuçları ile karşılaştırmıştır. Performans sonuçları incelendiğinde, YSA modelinin BOİ tahmininde ÇRA'ya göre çok daha etkili bir model olduğu ve gerçeğe çok yakın sonuçlara ulaştığı görülmüştür.

Benzer şekilde Doğan ve arkadaşları (Doğan ve ark., 2008), YSA ve ÇRA kullanarak bir atık su arıtma tesisinin girişindeki BOİ tüketimini modellemiştir. Modellerin karşılaştırılması sonucunda YSA'nın ÇRA'ya göre çok daha doğru ve verimli sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Özkan ve arkadaşları (Özkan ve ark., 2009), Kayseri ilindeki gelişmiş biyolojik atık su arıtma tesisi tarafından 2004-2007 yıllarına ait günlük giriş verileri kullanılarak, çıktı olarak BOİ değerini tahmin etmişlerdir. YSA modelinin oluşturulmasında, t, Z, P, AKM, KOİ ve ÇÖ parametreleri giriş olarak BOİ parametresi ise çıktı olarak kullanılmıştır. Levenberg-Marquardt algoritması kullanılarak 5 girişli ve 2 gizli katmanlı bir YSA modeli en iyi sonucu vermiştir.

BOİ değeri, atık su arıtma tesislerinde su kalitesinin ölçüsünü belirlemek amacıyla rahatlıkla ölçülebilen farklı parametreler aracılığıyla YSA ve ÇRA teknikleriyle tahmin edilmiştir. Çalışmada kullanılan ölçüm sonuçları 2021-2022 yılları arasında Van iline ait bir atık su arıtma tesisinde ölçülen günlük verileri kapsamaktadır. Kullanılan girdi parametreleri pH, t, ÇÖ, Ç, AKM, KOİ, Z ve P değerleri bağımsız değişken, BOİ değeri ise bağımlı değişken olarak seçilmiştir.

Bu çalışmanın amacı, atık su arıtma tesislerinin yönetiminde kullanılan parametrelerin kullanılarak BOİ değerinin tahmin edilmesine yönelik pratik bir yaklaşım sunmaktır. Çalışmanın literatüre katkısı, atık su arıtma tesislerinde BOİ tahmininde YSA ve regresyon analizinin kullanılabilirliği konusunda bilgi sağlaması ve daha hızlı, ekonomik ve güvenilir bir yöntem sunmasıdır.

## MATERYAL VE METOT

### Tahmin Yöntemleri

Tahmin yöntemleri istatistiksel ve akıllı metotlar olarak iki farklı gruba ayrılabilir. İstatistiksel metotlar olarak regresyon analizi, zaman serileri analizi, hareketli ortalamalar analizi, yüzeysel verileri ile tahmin metotları ve ekonomik verilere dayalı tahmin metotları olarak sayılabilir.

### Yapay sinir ağları (YSA)

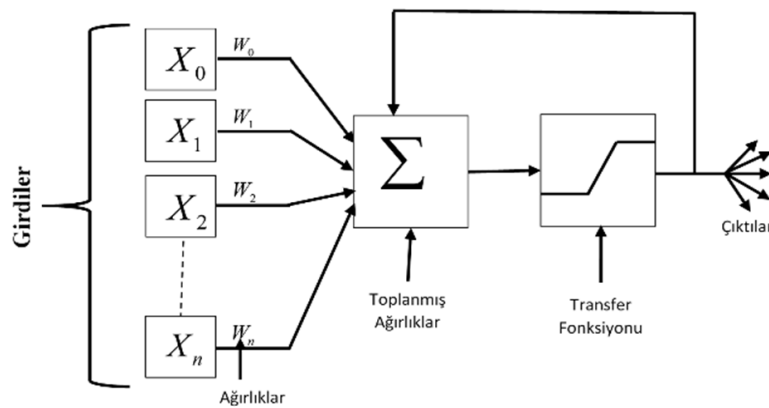
YSA'lar insan beyninin öğrenme yolunu taklit ederek bilgisayarların olayları öğrenmelerini sağlayan ve bu öğrendiği bilgiler ile yeni veriler üreten sistemlerdir. İnsan beyninden esinlenerek, biyolojik ve düşünce özelliklerinin matematiksel modellemesine dayanır. YSA'lar biyolojik sinir yapısıyla canlı organizmalardan esinlenerek oluşturulmuş bir modeldir (Nabiyev, 2021).

İnsanlarda öğrenme, nöronlar arasındaki sinaptik (synaptic) bağlantıları ayarlayarak gerçekleşir. Nöronlar, birçok dendritleri aracılığıyla giriş sinyallerini alır. Dendritlere giriş, harekete geçirici (uyarıcı) veya engelleyici olabilir. Sonuçlar toplanır ve nöronal gövdeye yerleştirilir. Bu girdi belirli bir eşiği aştığında, hücre bu etkiyi aksonu aracılığıyla diğer hücelere iletir. Bu basit açıklama, yapay bir nöron modeli oluşturur (Ersoy ve Karal, 2012).

### Çizelge 1. Biyolojik Nöron Yapısı ve YSA Yapısındaki Karşılıkları

Biyolojik Nöron Yapısı	Yapay Nöron Yapısı
Nöron	İşlem Elemanı
Dendrit	Toplama Fonksiyonu
Hücre Gövdesi	Aktivasyon Fonksiyonu
Akson	Çıkış Değeri

YSA'ların temel elemanları, doğal nöronların işleyişlerini taklit eden yapay nöronlardan oluşmaktadır. Bu nöronların aralarında oluşturdukları bağ, katmanlar halinde gruplandırılarak YSA'ları oluşturmaktadır. Şekil 1'de bir beyin hücre yapısını matematiksel olarak modelleyen bir grafik gösterim yer almaktadır (Haykin, 1998).



Şekil 1. Biyolojik Nöronun Matematiksel Gösterimi (Haykin, 1998)

Dış dünyadan gelen bilgiler ( $X_i$ ) toplanarak girdi katmanına gelir. Yani ağız öğrenmesini istenen bilgiler girdi katmanında toplanır. Ağırlık değerleri ( $W_i$ ) hücreye gelen girdilerin önemini ve etkisini gösterir. Bu etki pozitif veya negatif olabilir (Caner ve Akarlan, 2009). Bu katmanda her bir girdi değeri kendine ait ağırlıkları ile yani net girdi değeri olarak hücreye bağlanır. Transfer fonksiyonuna gönderilmek için hazırlanan bu net girdi değerleri farklı metotlar ile hesaplanır.

Birleştirme (Toplama) Fonksiyonu yardımıyla girdiler ile ağırlıkların çarpılması sonucu ağa gelen gizli katmandaki her bir hücrenin toplam girdi değeri bulunur. Bu değer hesaplanmasında birkaç yöntem kullanılabilir.

$$NET(S) = \sum_{i=1}^n X_i \cdot W_i \quad (1)$$

Eşitlik 1.  $X$  değerleri modelde kullanılan her bir girdiyi  $W$  değerleri ise bu girdilerin ağırlıklarını göstermektedir. 1. girdiden n. girdiye kadar her birinin kendilerine verilmiş rastgele ağırlık değerleri ile çarpılıp elde edilen sonuçlar toplanarak değer hesaplanmaktadır.

Birleştirme fonksiyonundan sonra yapay hücrede ulaşılan değer ile bir sonraki aşamadaki aktivasyon fonksiyonuna geçilir. Birleştirme fonksiyonun sonuçları aktivasyon fonksiyonu vasıtası ile çıktıya dönüştürülür. Hücreye gelen bu fonksiyon net girdiyi işleyerek hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı ortaya koyar.

Aktivasyon fonksiyonundan çıkan değer hücrenin çıktı değeri olmaktadır. Çıkış katmanından çıkan söz konusu bu bilgi başka bir hücre veya hücrelere girdi olacaktır ya da doğrudan bilgi olarak hücreden çıkacaktır. Bir hücreden uygun sadece bir adet çıktı elde edilir. Sürecin tamamlanması için diğer süreç elemanlarına giden bilgi hep aynıdır. Bir hücrenin çıktısı başka bir hücreye girdi olur. Sürec tamamlandığında YSA görevini başarmış ve üretmesi gereken bilgiyi üretmiştir (Sönmez Çakır, 2020).

YSA'nın modelleme sürecini başarılı bir şekilde uygulayabilmesi için ağ mimarisi çok önemlidir. Bu konfigürasyon sırasında giriş ve çıkış değerlerinin seçimi önemlidir (Erdem, 2021).

Verilerin ağa sunulma aşamasında bölümlendirme işlemi yapılır. Hangi değişkenlerin giriş hangilerinin çıkış değişkenleri olduğunun, verilerin ne kadarlık kısmının eğitim ne kadarlık kısmının test için kullanılacağı kurulacak olan ağa tanıtılır. Çalışmalarda değişken seti; Train (Eğitim), Testing (Test) olmak üzere iki bölüme ayrılmaktadır. Bu bölümlendirme işlemi literatürde genelde %90'ı eğitim verisi, %10'u test verisi; %80'i eğitim verisi, %10'u test verisi, %10'u doğrulama verisi veya %70'i eğitim verisi, %15'i test verisi, %15'i ise doğrulama verisi kullanılmaktadır (Zhange ve ark., 1998).

### Regresyon analizi (RA)

En az iki değişken arasındaki ilişki için bir denklem ifadesi regresyon olarak tanımlanır (Çil, 2014). Benzer şekilde regresyon analizinde iki değişkenden birinin bağımlı, diğerinin bağımsız kabul edildiğinde ilişkiyi ifade eden bir denklemi ifade eder (Köksal, 2003).

Doğrusal regresyon “y” olarak adlandırılan sayısal bir bağımlı değişkenle “x” olarak tanımlanan bir veya birden çok bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi modellemenin bir yoludur (Kılıç, 2013). Regresyon analizinde, tüm veriler (ana kitle) yerine, o verilerden seçilen örneklerle analiz yapılır. Bu verilerin miktarı çok büyük olduğu için, zaman ve araştırma maliyetleri göz önünde bulundurularak, ana popülasyondan elde edilen tüm veriler yerine, bu ana popülasyondan rastgele seçilen belirli sayıda veri üzerinde istatistiksel analizler yapılmaktadır. Örnek veriler ile elde edilen sonuçlar ana kitledeki ilişkinin tahmininde kullanılmaktadır (Yüzük, 2019).

Basit doğrusal regresyon modeli, tek bir açıklayıcı(bağımsız)  $x$  değişkeni ile açıklanan(bağımlı)  $Y$  değişkeni arasında doğrusal(lineer) bir ilişki olduğunda,  $x$  değişken yardımıyla  $Y$  değişkeni tahmin etmek için kullanılan bir yöntemdir.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (2)$$

Eşitlik 2' de doğrusal bir model kurulabilir. Bu modelde  $\beta_0$  doğrusal fonksiyonun sabit terimi olup  $x=0$  iken regresyon doğrusundaki dikey eksen ile kesiştiği noktayı ifade etmektedir.  $\beta_1$  ise bu

fonksiyona ait eğimi göstermektedir. Ek olarak regresyon analizindeki bağımsız değişken  $x$ 'de meydana gelen bir birimlik değişimin bağımlı değişkende ne kadarlık bir değişime sebep olduğunu ortaya koyan regresyon katsayısıdır. Burada  $e$ , hata terimidir (James ve ark., 2021).

Basit regresyon analizinde bağımlı ve bağımsız değişken arasındaki ilişkiler analiz edilirken bazı analizlerde; dikkate alınan bir bağımlı değişkeni birden fazla bağımsız değişken etkileyebilmektedir. Bir bağımlı değişkeni birden çok bağımsız değişkenin etkilemesi durumunda ise çoklu regresyon modeli kurulmalıdır (Okutkan, 2014).

$$Y = b_0 + b_1X_{i1} + b_2x_{i2} + \dots + b_nx_{in} + e_i \quad (3)$$

$$Y = b_0 + \sum_{k=1}^p b_kX_{ik} + e_i \quad (4)$$

Eşitlik 3-4' de çok bağımsız değişkenli bir model gösterilmektedir.  $b_0, b_1, \dots, b_n$  bilinmeyenleri kısmı regresyon katsayıları veya kısaca regresyon katsayılarıdır (Öztürkcan, 2009).

### Yöntem ve veri seti

Yapılan çalışmada YSA ve RA yöntemleri kullanılarak atık su arıtma tesislerindeki BOİ çıkış değeri tahmin edilmiştir. YSA modelinin geliştirilmesi için MATLAB (Neural Network Toolbox) yazılımı içerisinde yer alan YSA modeli kullanılmıştır. RA modeli için ise çoklu lineer (doğrusal) regresyon yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada Van iline ait bir atık su arıtma tesisinde ölçülen günlük verileri kapsamaktadır. Kullanılan girdi parametreleri pH, Ç, t, ÇÖ, KOİ, AKM, Z ve P değerleri bağımsız değişken BOİ değeri ise bağımlı değişken olarak kullanılmıştır.

Veri olarak Van iline ait bir atık su arıtma tesisinden Ağustos 2021 ile Mayıs 2022 yılları arasındaki 195 adet veri alınmıştır. Öğrenme kümesinin test kümesine oranı 9:1 olarak belirlenmiştir. Böylece rastgele seçilmiş 175 veri öğrenme, 20 veri ise test örnekleri olarak alınmıştır.

$$X_i = 0.8 \frac{(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} + 0.1 \quad (5)$$

Veriler ağa sunulmadan önce ayarlanmış minimum maksimum yöntemi ile Eşitlik 5'deki gibi ağların verimliliğini artırmak için 0.1 ila 0.9 aralığında normalize edilerek veri setinin boyutsuz bir form alması sağlanmıştır. Burada  $X_i$  normalize edilecek değer,  $X$  ölçülen değer,  $X_{\min}$   $X$  için en küçük değer,  $X_{\max}$   $X$  için en büyük değerdir.

Çalışmada 1 adet model oluşturulmuştur. Oluşturulan modelde bağımsız değişkenlerin birbiri ile ilişkisini anlamlandırmak için korelasyon analizi yapılmıştır. Model parametreleri arasındaki korelasyon değerine göre modele girdi olarak pH, Ç, t, ÇÖ, KOİ, AKM, Z ve P parametreleri tanımlanmıştır. BOİ değerinin tahmini için bu parametreler ile ağ eğitilmiştir. Ağın eğitimini tamamlamasından sonra test verilerinin tahmini BOİ değerleri ile gerçek BOİ değerleri karşılaştırılarak elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir. Gerçek BOİ değerleri ile YSA ile oluşturulmuş modelin bulunduğu tahmini değerler karşılaştırılarak modellerin performansı ölçülmüştür. Performans değerlendirilmesinde Eşitlik 6'daki Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE) ve Eşitlik 7'deki Mutlak Ortalama Sapma (MAD) formülleri kullanılmıştır.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \times 100 \quad (6)$$

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t| \quad (7)$$

Burada  $Y$  gerçek değeri,  $F$ ,  $Y$  için tahmin edilen değeri,  $n$  ise toplam tahmin sayısını ifade etmektedir. MAPE, farklı birim değerlere sahip modellerin karşılaştırılmasında kullanılmaktadır. Örneğin gerçek değerleri kullanılan bir model ile bu modelde tahmin edilen değerleri karşılaştırmak için kullanılan istatistiktir. MAD, tüm değerlerin aritmetik ortalamadan mutlak farklarının ortalaması olarak hesaplanmaktadır.

Son olarak YSA ile oluşturulan modelin performansı ÇRA yöntemi ile kıyaslanmıştır.

## BULGULAR VE TARTIŞMA

### YSA Sonuçları

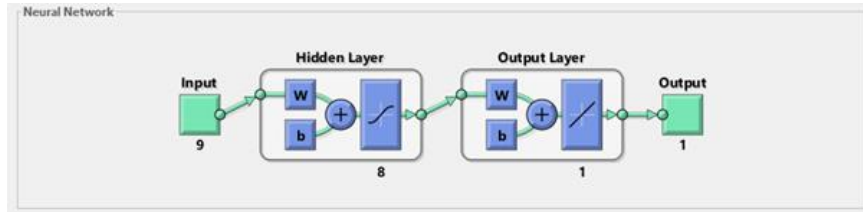
BOİ sonuçlarının tahmini için pH, Ç, t, ÇÖ, KOİ, AKM, Z ve P parametreleri giriş verisi olarak YSA sistemine tanımlanmıştır. YSA sistemi oluşturulmadan önce 195 adet veri normalize edilmiştir. Normalize edilen verilerin içerisinde 20 adet veri oluşturulacak sistemi test etmek için çıkarılmıştır. Geriye kalan 175 adet verinin %80'i eğitim, %10'u test geri kalan %10'u ise doğrulama verisi olarak Şekil 2'deki gibi rastgele bölünmüştür.



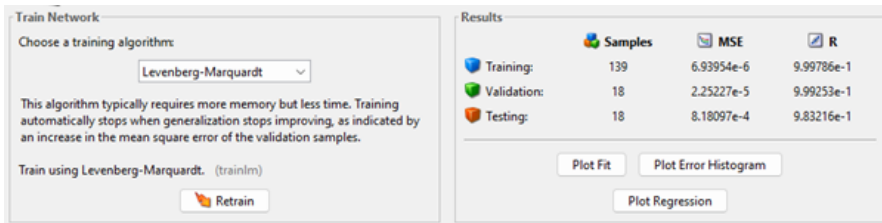
Şekil 2. Veri Seti Bölümlendirmesi

Eğitim algoritması olarak Levenberg-Marquardt (LM) algoritması kullanılmıştır. LM algoritması YSA ile birlikte ileri beslemeli geriye yayımlı algoritmalar arasında kullanılmaktadır. LM algoritması, çeşitli uygulamalarda başarılı bir şekilde kullanılmıştır, özellikle az sayıda veri noktası veya daha az eğitim verisi ile çalışılan durumlarda etkili olabilir. Ancak, geniş veri kümeleri veya çok büyük YSA modelleri gibi durumlarda, daha büyük ve daha hızlı algoritmalara ihtiyaç duyulabilir (Okkan ve ark., 2018). YSA'ların gücü, doğrusal olmayan problemleri çözebilmeye yeteneklerinde yatar (Taşova, 2011). Bu nedenle, transfer fonksiyonunun doğrusal olmayan bir yapıya sahip olması önemlidir. Genel olarak çalışmalarda kullanılan doğrusal olmayan transfer fonksiyonları arasında Sigmoid, Hiperbolik Tanjant (tanh) ve Rectified Linear Unit (ReLU) yer alır. Geriye yayılım gibi eğitim algoritmaları, türevlenebilirlik özelliğine ihtiyaç duyarlar. Bu nedenle, transfer fonksiyonunun

türevlenebilir olması önemlidir. Sigmoid ve tanh gibi geleneksel transfer fonksiyonları türevlenebilirken, ReLU'nun sıfır olduğu noktalarda türevi tanımsızdır. Bu çalışmaya uygun olan transfer fonksiyonu olarak Matlab yazılımında yer alan Lojistik Sigmoid (LogSig) fonksiyonu seçilmiştir. Gizli nöron sayısı, uyguladığımız problemin doğası, veri setinin boyutu ve karmaşıklığı, ağın overfitting eğilimini azaltmak için uyguladığımız düzenlemeler gibi bir dizi faktöre bağlı olarak değişebilir. Dikkatli bir deneme ve hata süreci verilerimize uygun gizli nöron sayısını belirlemek için önemlidir (Ünal ve ark., 2022). Çalışmada gizli nöron sayısı deneme yanılma yoluyla en iyi sonucu veren 8 adet olarak belirlenmiştir.



Şekil 3. YSA Yapısı



Şekil 4. YSA Tahmin Model Algoritması ve Sonuçları

Modelin eğitimi tamamlandığında eğitim, doğrulama ve test için R değerleri sırasıyla Şekil 4'de olduğu gibi 0.9997, 0.9992 0.9832 olarak bulunurken R değeri ise 0.9972 olarak bulunmuştur. MSE değerleri eğitim, doğrulama ve test için 6.93954e-6, 2.25227e-5 ve 8.18097e-4 olarak belirlenmiştir. YSA ile yapılan BOİ değeri tahmini %99 doğrulukla gerçekleşmiştir. Tahmin sonucunda MAPE değeri 0'a çok yakın, 0.12 olarak bulunmuştur yani %0.12' lik bir hata payı meydana gelmiştir. MAD değeri ise 0.04 olarak bulunmuştur. Tahminlerde MAPE ve MAD değerinin 0'a yakın olması ağın daha gerçekçi sonuçlar vereceği anlamına gelmektedir. Tamamlanan model bu sonuçlar ile daha önce modele hiç tanımlanmamış 20 adet rastgele seçilen veri ile test edilmiştir.

Toplam 9 adet parametreden oluşan bu verilerin YSA ile tahmin edilen BOİ sonucu ile gerçek BOİ sonuçları arasındaki uzaklıkları karşılaştırılmış olup tahmin sonuçlarının gerçek sonuçlara çok yakın olduğu tespit edilmiştir.

### ÇRA sonuçları

YSA modeli eğitiminde kullanılan rastgele seçilmiş 175 adet veri ÇRA teknikleri ile analiz edilmiştir. Bağımlı değişken olarak seçilen pH, Ç, t, ÇÖ, KOİ, AKM, Z ve P parametreleri bağımsız BOI parametresi ise bağımlı değişken olarak seçilmiştir.

### Çizelge 2. ÇRA İstatistikleri

	Sonuç
Çoklu R	0.9640
R kare	0.9293
Standart Hata	0.9255
Gözlem	175 Adet

ÇRA analizi sonucunda Çizelge 2'de bulunan sonuçlar ortaya çıkmıştır. Her bir değişkene ait BOİ değerini etkileyen katsayılar Çizelge 3'te gösterilmiştir. Eşitlik 8'de bu katsayılar kullanılarak bir

## Atık Su Arıtma Tesislerinde Biyokimyasal Oksijen İhtiyacının Yapay Sinir Ağı ve Regresyon Analiziyle Tahmin Edilmesi

regresyon modeli oluşturulmuştur. Örneğin KOİ değişkeninin bir birimlik değişimi BOİ değerini 0,9940 olarak değiştirecektir. Bu katsayılar kullanılarak ilgili parametre değerleri eşitlikte yerine yazıldığında BOİ değeri tahmin edilmektedir. Bu model ile YSA modelini test etmek için ayrılan 20 adet veriye ait BOİ değeri tahmin edilmiştir. ÇRA ile yapılan BOİ değeri tahmini %96 doğrulukla gerçekleşmiştir. Tahmin sonucunda MAPE değeri, 0.68 olarak bulunmuştur yani %0.68' lik bir hata payı meydana gelmiştir. MAD değeri ise 0.06 olarak bulunmuştur. Tahminlerde MAPE ve MAD değerinin 0'a yakın olması ağın daha gerçekçi sonuçlar vereceği anlamına gelmektedir. Tahmin edilen BOİ sonucu ile gerçek BOİ sonuçları arasındaki uzaklıkları karşılaştırılmış olup tahmin sonuçlarının gerçek sonuçlara çok yakın olduğu tespit edilmiştir.

## Çizelge 3. ÇRA Katsayıları

	Katsayı
Kesişim	0.0602
Giriş Suyu Debisi (Q)	-0.0389
İletkenlik (ç)	-0.0153
Sıcaklık (t)	0.0161
Çözünmüş Oksijen (ÇO)	-0.0361
Kimyasal Oksijen İhtiyacı (KOİ)	0.9940
Askıda Katı Madde (AKM)	-0.0012
Toplam Azot (Z)	-0.0170
Toplam Fosfor (P)	0.0021

$$Y = 0,0602 + (Q * -0,0389) + (\ç * -0,0153) + (t * 0,0161) + (\çO * -0,0361) + (KOİ * 0,9940) + (AKM * -0,0012) + (Z * -0,0170) + (P * 0,0021) \quad (8)$$

## YSA modeli ve çra sonuçlarının karşılaştırılması

Çalışma kapsamında 175 adet aynı veri seti kullanılarak YSA ve ÇRA ile iki farklı model geliştirilmiştir. Modellerin geliştirilmesi tamamlandığında YSA ve ÇRA için R değeri sonuçları sırasıyla 0.9972 ve 0.9640 olarak bulunmuştur. R sonuçlarına göre YSA ile geliştirilen modelin ÇRA ile geliştirilen modele göre daha yakın sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Geliştirilen bu modeller, bölünmüş olan 20 adet aynı veri seti ile BOİ değerini tahmin ederek test edilmiştir. Test sonuçları ile ortaya çıkan BOİ tahmin değerleri, gerçek BOİ değerleri ile karşılaştırılmıştır.

## Çizelge 4. Test Giriş Veri Seti

Giriş Suyu Debisi (Q)	pH	İletkenlik	Sıcaklık	Çözünmüş Oksijen	Kimyasal Oksijen İhtiyacı (KOİ)	Askıda Katı Madde (AKM)	Toplam Azot	Toplam Fosfor
1.632	7.57	1.052	18.50	3.50	57.70	7.00	6.91	0.79
1.234	7.53	1.035	18.60	2.30	55.20	5.00	8.10	4.51
1.321	7.78	1.054	15.40	2.50	45.00	11.00	6.42	0.78
1.393	7.64	1.010	13.20	2.40	47.70	7.00	5.91	0.87
1.346	7.34	1.077	13.50	2.60	24.00	16.00	5.75	0.69
967	7.38	1.053	11.20	2.70	32.00	12.00	2.93	0.29
1.045	7.35	1.023	10.80	3.30	42.20	15.00	5.10	0.43
845	7.48	1.024	11.20	2.90	37.40	11.00	4.12	0.70
1.755	7.66	1.079	12.20	2.00	37.20	20.00	9.42	0.99
1.600	7.78	1.055	12.00	2.10	46.70	15.00	8.74	0.98
426	7.71	1.063	12.00	1.40	54.70	9.00	9.10	0.43
1.510	7.54	1.062	12.70	4.20	43.80	13.00	9.24	0.78
1.622	7.69	1.075	13.70	2.70	35.70	12.00	6.89	0.81
1.743	7.64	1.074	13.20	2.40	36.00	11.00	7.82	0.80
1.390	7.49	1.080	15.00	2.80	38.40	14.00	7.23	0.63
1.230	7.53	1.064	15.20	2.80	43.90	12.00	9.57	0.57
1.477	7.52	1.058	14.50	2.90	42.60	8.00	7.56	0.83
1.690	7.58	1.028	15.70	1.70	37.30	13.00	8.12	0.80
1.616	7.67	1.008	15.40	1.70	42.80	13.00	9.13	0.97
1.947	7.66	1.053	11.50	2.40	24.80	14.00	4.62	0.51



Çizelge 5. BOİ Gerçek Değerlerinin YSA ve ÇRA Modelleri ile Karşılaştırılması

BOİ Gerçek Değer	BOİ YSA Tahmini	Gerçek Değer-YSA Sonuç (Mutlak Değer)	BOİ RA Tahmini	Gerçek Değer-RA Sonuç (Mutlak Değer)	En İyi Sonuç YSA-RA
28.85	28.88	0.03	28.73	0.12	YSA
27.60	26.57	1.03	28.15	0.55	RA
22.90	22.53	0.37	22.62	0.28	RA
23.80	23.89	0.09	24.07	0.27	YSA
12.00	11.83	0.17	12.39	0.39	YSA
16.30	16.12	0.18	16.53	0.23	YSA
21.50	21.33	0.17	21.33	0.17	YSA
19.00	18.99	0.01	19.13	0.13	YSA
18.60	18.54	0.06	18.51	0.09	YSA
23.30	23.32	0.02	23.24	0.06	YSA
27.30	27.53	0.23	28.05	0.75	YSA
21.90	22.37	0.47	21.34	0.56	YSA
17.80	17.83	0.03	17.74	0.06	YSA
18.00	17.96	0.04	17.91	0.09	YSA
19.20	19.37	0.17	19.35	0.15	RA
21.90	22.21	0.31	22.08	0.18	RA
21.30	21.36	0.06	21.34	0.04	RA
18.60	18.71	0.11	19.02	0.42	YSA
21.40	21.43	0.03	21.70	0.30	YSA
12.40	12.31	0.09	12.30	0.10	YSA

Çizelge 4'te yer alan giriş parametrelerine ait 20 adet veri kullanılarak YSA ve ÇRA modelleri test edilmiştir. Sırasıyla verilere ait gerçek BOİ sonuçları, her iki modelden elde edilen tahmin sonuçları, gerçek değerler ile tahmin sonuçlarının arasındaki mutlak değer farkları ve gerçek değere en yakın sonuç Çizelge 5'te yer almaktadır. Örneğin herhangi bir dönemde ölçülmüş olan gerçek BOİ değeri 28.88 iken o döneme ait diğer parametreler kullanılarak bu değer YSA modeli sonucunda 28.88, ÇRA modeli sonucunda ise 28.73 olarak tahmin edilmiştir. YSA modelinin tahmin etmiş olduğu değer ile gerçek BOİ değeri arasındaki mutlak fark 0.03, ÇRA modelinin tahmin etmiş olduğu değer ile gerçek BOİ değeri arasındaki mutlak fark ise 0.12 olarak belirlenmiştir. Bu iki fark karşılaştırıldığında YSA ile geliştirilmiş olan model ÇRA ile geliştirilen modele göre gerçek veriye daha yakın değerler ortaya koyduğu tespit edilmiştir. Sonuçlara göre YSA ile geliştirilen model 15 adet ÇRA ile geliştirilen model ise 5 adet veriyi gerçek verilere daha yakın olarak tahmin etmiştir.

## SONUÇ

Bu çalışmada atık su yönetim ve planlamasında kullanılan temel parametrelerden olan ve ölçülmesi zor ve uzun olan BOİ değerinin, atık su arıtma tesislerinde su kalitesini belirlemek amacıyla kolayca ölçülebilen diğer parametreler aracılığıyla YSA ve ÇRA teknikleriyle tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Elde edilen bulgular ışığında BOİ değerinin pH, Ç, t, ÇÖ, KOİ, AKM, Z ve P gibi kolayca ölçülebilen parametreler yardımıyla ileri beslemeli YSA ve doğrusal ÇRA teknikleri ile oluşturulmuş olan modeller kullanılarak tahmin edilmesi mümkündür. Her iki model karşılaştırıldığında ise YSA ile geliştirilmiş olan modelin ÇRA ile geliştirilmiş olan modele göre daha iyi performans göstermiştir. Test için ayrılmış olan verilerin tahmin sonuçları karşılaştırıldığında YSA'nın doğruluk başarısı ÇRA'ne göre %75 daha başarılıdır. ÇRA'da katsayılar yorumlanabilmişken YSA ile sadece performans bakımından bir sonuç çıkarılmıştır.

YSA ile yapılan tahmin sonucunda MAPE değeri 0'a çok yakın 0.12 bulunmuş yani %0.12 hata payı oluşmuştur. Bu değer %10'nun altında olduğu için oluşturulan tahmin modeli yüksek doğruluk değerine sahiptir. Ayrıca başka bir değerlendirme yöntemi olan MAD değeri ise 0.04 olarak bulunmuştur. Bu model ile yapılan hesaplamalar sonucunda R değeri %99,83, R<sup>2</sup> ise %99,68 olarak

belirlenmiştir. Yani  $R^2$  değeri, çıkış değişkenindeki toplam değişimin %99,68'nin çıkış değişkenleri tarafından açıklandığını göstermiştir.

ÇRA yöntemi ile de BOİ değerinin tahmini yapılarak, geliştirilen modelin sonucunda MAPE değeri 0.68 olarak bulunmuştur yani %0.68 hata payı oluşmuştur. Bu değer %10'nun altında olduğu için oluşturulan tahmin modeli yüksek doğruluk değerine sahiptir. Ayrıca başka bir değerlendirme yöntemi olan MAD değeri ise 0.06 olarak bulunmuştur. Bu model ile yapılan hesaplamalar değerlendirildiğinde ise R %96,40 ve  $R^2$  %92,92 olarak belirlenmiştir.

Bu sonuçlara göre BOİ değerini belirlemek için YSA ve ÇRA'nin kullanımının ümit verici olduğu gözlenmiştir. Yapılan bu çalışma ile herhangi bir atık su arıtma tesisi için YSA'nın başarılı bir şekilde sistemi modelleyebildiği görülmüştür. Bu çalışmanın sınırı çalışma yapılan atık su arıtma tesisinin faaliyetlerine yeni başlamasından ötürü elde edilen veri sayısının az olmasıdır. Her iki model kurulurken veri çeşitliliğinin fazla olması ileride ölçülebilecek farklı verilerin analizini kolaylaştıracaktır. Aksi halde ortaya çıkan yeni veriler modellerin baştan kurulmasına neden olabilir.

Atık su arıtma tesislerinde BOİ değerinin tahmin edilmesi üzerine yapılan bu çalışmanın literatüre birkaç önemli katkısı olabilir. Bu çalışma, BOİ'nin kolayca ölçülebilen diğer parametreler aracılığıyla tahmin edilmesine odaklanmaktadır. Bu, geleneksel olarak uzun süren ve maliyetli olan BOİ ölçümlerinin yerine daha hızlı ve ekonomik bir yöntem sunmaktadır. Bu yöntem yeniliği, atık su arıtma tesislerinin verimli bir şekilde yönetilmesi için önemli bir adımdır. Çalışmada YSA kullanılarak BOİ tahmini yapılmıştır. Bu, literatürdeki diğer çalışmalara bir örnek olarak, YSA'nın atık su arıtma tesislerinde BOİ tahmininde kullanılabilirliğini göstermektedir. Bu yöntem, çalışmanın literatüre katkısı olarak kabul edilebilir ve araştırmacılara farklı modelleme tekniklerini değerlendirme ve karşılaştırma fırsatı sunmaktadır. YSA modeli ile çoklu regresyon analizi modeli arasında bir performans karşılaştırması yapılmıştır. Bulgular, YSA modelinin daha iyi performans sergilediğini göstermektedir. Bu, BOİ tahmininde YSA'nın daha doğru sonuçlar üretebileceğini ve atık su arıtma tesislerinin yönetiminde daha etkili bir araç olabileceğini gösteren bir bulgudur. Çalışma, ölçüm sonuçları Van iline ait bir atık su arıtma tesisi üzerinden gerçekleştirilmiştir. Ayrıca oluşturulan modeller bu ile ait başka arıtma tesislerinden ölçülen veriler ile test edilmiştir. Test sonucunda diğer veriler üzerinde de aynı derece başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Bu da, çalışmanın bir uygulama örneği sunarak, atık su arıtma tesislerinin yerel veya bölgesel düzeyde BOİ tahmininde kullanabileceği bir model sunmaktadır.

### Çıkar Çatışması

Yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması yoktur.

### Yazar Katkısı

Yazarlar makaleye eşit oranda katkı sağlamıştır.

### KAYNAKLAR

- Baki, O. T., Aras, E. (2018). Atık Su Arıtma Tesislerinde Biyokimyasal Oksijen İhtiyacının Farklı Regresyon Modelleriyle Tahmin Edilmesi. *Engineering Sciences*, 13(2), 96–105.
- Caner, M., & Akarslan, E. (2009). Mermer Kesme İşleminde Spesifik Enerji Faktörünün ANFIS ve YSA Yöntemleri ile Tahmini. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 15(2), 221-226.
- Çil, B. (2014). *İstatistik (8. bs.)*. Ankara: Detay Yayıncılık.

- Doğan, E., Ateş, A., Yılmaz, E. C., & Eren, B. (2008). Application of Artificial Neural Networks to Estimate Wastewater Treatment Plant Inlet Biochemical Oxygen Demand. *Environmental Progress*, 24(4), 439-446.
- Erdem, F. (2021). Modeling Zinc Removal from Wastewater using Artificial Neural Networks (ANN). *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 24(1), 335-342.
- Ersoy, E., Karal, Ö. (2021). Yapay Sinir Ağları ve İnsan Beyni. *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi II*, 1(2), 188-205.
- Haykin, S. (1998). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation (2. bs.)*. United States: Prentice Hall, Hoboken.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. (2021). *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R (1. bs.)*. Almanya: Springer.
- Kılıç, S. (2013). Doğrusal Regresyon Analizi. *İstatistiki İfadeyle*, 3(2), 90-92.
- Köksal, B. A. (2003). *İstatistik Analiz Metotları (1. bs.)*. İstanbul: Çağlayan Kitabevi.
- Nebiyev, V. (2021). *Yapay Zeka (6. bs.)*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Okkan, U., Serbeş, Z. A., Gedik, N. (2018). MATLAB ile Levenberg-Marquardt algoritması tabanlı YSA uygulaması: Aylık yağış-akış modellemesi. *DÜMF Mühendislik Dergisi*, 9(1), 351-362.
- Okutkan, C. (2014). *Borsa İstanbul Şirketlerinin Hisse Senedi Getirilerinin Yapay Sinir Ağları ve Çoklu Regresyon Yöntemleri Kullanarak Analizi (Yüksek lisans tezi)* Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 372688).
- Özkan, O., Özdemir, O., Azgın, Ş.T. (2009). Prediction of Biochemical Oxygen Demand in a Wastewater Treatment Plant by Artificial Neural Networks. *ASIAN JOURNAL OF CHEMISTRY*, 21(6), 4821-4830.
- Öztürkcan, M. (2009). *Regresyon Analizi (1. bs.)*. İstanbul: Maltepe Üniversitesi Yayınları.
- Sinan, R. K. (2010). *Evrensel Atık Su Arıtma Tesislerinde Ön Arıtım ve Biyolojik Arıtım Çıkış Parametrelerinin YSA ile Tahmini (Yüksek lisans tezi)* Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 251411).
- Sönmez Çakır, F. (2020). *Yapay Sinir Ağları Matlab Kodları ve Matlab Toolbox Çözümleri (3. bs.)*. Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.
- Taşova, O. (2011). *Yapay Sinir Ağları ile Yüz Tanıma (Yüksek lisans tezi)* Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 305570).
- Ünal, T., Çiftçi, Ü., Urgan, N.N. (2022). Bir Gizli Katmanlı Yapay Sinir Ağlarında Optimal Nöron Sayısının İncelenmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Edebiyat Fakültesi Fen Dergisi*, 17(2), 303-325.
- Yılmaz, E. C. (2009). *Bir Atık Su Arıtma Tesisinin Girişindeki Biyolojik Oksijen İhtiyacının Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Modellenmesi (Yüksek lisans tezi)* Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 245247).
- Yüzük, F. (2019). *Bir Atık Su Arıtma Tesisinin Girişindeki Biyolojik Oksijen İhtiyacının Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Modellenmesi (Yüksek lisans tezi)* Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 596477).
- Zhang, G., Patuwo, B., & Hu, Y. (1998). Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of The Art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35-62.