

Biochemical Oxygen Demand (BOD) Estimation Using Soft Computing Methods

Beytullah Eren^{1*} Recep İleri¹ Eray Yıldırım²

¹ Department of Environmental Engineering, Sakarya University, Esentepe Campus, Sakarya, Turkey

² Department of Geophysics Engineering, Sakarya University, Esentepe Campus, Sakarya, Turkey

Abstract:

Wastewater characterization is very important when designing and determining performance of wastewater treatment plants. The most widely used parameters of wastewater characterization are the Biochemical Oxygen Demand (BOD) and Chemical Oxygen Demand (COD). BOD is a measure of the quantity of oxygen consumed by microorganisms during the decomposition of organic matter. BOD is the most commonly used parameter for determining the oxygen demand on the receiving water of a municipal or industrial discharge. It is also used to determine the size of waste treatment facilities and to measure the efficiency of some treatment process. BOD test requires five days. COD is used to measure the oxygen equivalent of the organic material in wastewater that can be oxidized chemically using dichromate in an acid solution. COD test take about 3 hours compared to the BOD test. There is no generalized correlation between BOD and COD. It is possible to develop such correlations for a specific waste contaminant in a specific wastewater stream, but such correlations cannot be generalized for use with any other waste contaminants or wastewater streams. In this study are used soft computing methods which are the powerful tool for input-output mapping. These are artificial neural networks (ANNs), fuzzy logic (FL) that is Mamdani Fuzzy inference system (FIS-Mamdani) and Sugeno fuzzy inference system (FIS-Sugeno), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) approaches used to predict Biochemical Oxygen Demand. This application is modeled to predict BOD in a wastewater treatment plant. The results show that adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) technique is found to be significantly superior to others.

Keywords: Neural networks, fuzzy logic, fuzzy inference systems, adaptive neural fuzzy inference systems, Biochemical Oxygen Demand (BOD), Chemical Oxygen Demand (COD)

Esnek Hesaplama Metotlarını Kullanarak Biyokimyasal Oksijen İhtiyacının (BOİ) Tahmin Edilmesi

Özet:

Atıksu arıtma tesislerinin tasarımı ve performansının belirlenmesi için atıksuyun karakteristiğinin bilinmesi çok önemlidir. Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı (BOİ) ve Kimyasal Oksijen İhtiyacı(KOI) parametreleri atıksuyun karakteristiğini belirleyen en önemli parametrelerdendir. Bir atıksu numunesinin BOİ parametresi deneysel olarak 5 günde belirlenirken KOİ parametresi deneysel olarak 3 saat gibi kısa bir sürede belirlenmektedir. KOİ ve BOİ arasında genelleştirilmiş bir korelasyon yoktur. Fakat pozitif bir korelasyon olduğu bilinmektedir. Bu durum göz önünde bulundurularak, bu çalışmada esnek hesaplama metotları olarak bilinen Yapay Sinir Ağları(YSA), Mamdani Bulanık Mantık (Mamdani-BM), Sugeno Bulanık Mantık (Sugeno-BM) ve Adaptif Sinirsel Bulanık Mantık (ANFIS) modelleri kullanılarak atıksu numunesinde ölçülen KOİ parametresinden BOİ parametresinin belirlenmesi amaçlanmaktadır. Bu amaçla bir atıksu arıtma tesisinden elde edilen 365 adet deneysel verinin 322 tanesi eğitim 43 tanesi de test seti olarak iki kısma ayrılmıştır. Eğitim verileri kullanılarak tüm esnek modeller oluşturulmuş ve test verileri ile bu modellerin performansları karşılaştırılmıştır. Modellerin karşılaştırılması neticesinde ANFIS modelinin en iyi sonucu verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Yapay sinir ağları, bulanık yaklaşım sistemleri, adaptif sinirsel bulanık sistemleri, Biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ), Kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ)

Reference to this paper should be made as follows (bu makaleye aşağıdaki şekilde atıfta bulunulmalı):

B. Eren , 'Biochemical Oxygen Demand Estimation By Using Soft Computing Methods', Elec Lett Sci Eng , vol. 4(1) , (2008), 10-19

* Corresponding author; Tel.: +(90) 555 284 62 67 , E-mail:beren@sakarya.edu.tr

1.Giriş

Evsel ve endüstriyel faaliyetler sonucunda oluşan atıksular içeriğinde organik ve inorganik maddeler bulundurmaktadır. Atıksu bir alıcı ortama verilmeden önce içeriğinde bulunan bu maddeler atıksudan uzaklaştırılmalıdır. Atıksuyun içeriğinde bulunan bu maddeler Biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOI), Kimyasal oksijen ihtiyacı (KOI), Toplam oksijen ihtiyacı(TOI) vs. gibi parametreler belirlenerek atıksuyun karakteristiği hakkında bilgi verir[1]. Biyokimyasal oksijen ihtiyacı oksijenli ortamda mikroorganizmaların sudaki organik maddeleri ayrıştırılmaları için 5 gün içinde ve 20°C'de gerekli oksijen miktarını göstermektedir. Atıksuların alıcı ortama verildiklerindeki mikroorganizmalar tarafından tüketilecek oksijen miktarının bilinmesiyle, alıcı ortamın kirlenme potansiyeli ve özümleme kapasitesi belirlenebilmektedir. Kimyasal oksijen ihtiyacı ise asit ortamda kuvvetli bir kimyasal oksitleyici ile oksitlenebilen organik maddelerin oksijen değeri cinsinden eşdeğerini ifade etmektedir. KOI değeri BOI değerinden farklı olarak sudaki biyolojik yollarla parçalanmayan bazı maddeleri de içermektedir. Bundan dolayı genellikle KOI değeri BOI değerinden büyük veya eşittir[1,2,4]. Bir çok atıksu numunesinde BOI ile KOI arasında pozitif bir korelasyon vardır[2]. Atıksuyun KOI değerinin ölçümü 3 saatte yapılırken BOI değerinin ölçümü 5 gün sürmektedir [1,2,4]. Bu çalışmada bir atıksu arıtma tesisinde yapılmış olan 365 günlük KOI ve BOI deneysel ölçüm sonuçlarını kullanarak KOI ile BOI arasındaki bu ilişkiyi, literatürde esnek hesaplama metotları olarak geçen yapay sinir ağları(YSA), Mamdani ve Sugeno Bulanık Mantık, Adaptif Sinirsel Bulanık Sistemi (ANFIS) gibi yöntemlerle modelleyerek KOI değerinden BOI değerinin tahmin edilmesi amaçlanmaktadır. Böylelikle atıksu numunesinde yalnızca KOI ölçümü yapılacak ve bu değerden BOI değeri tahmin edilecektir. Böylece hem zamandan hem de deneysel maliyetten kazanç sağlanmış olacaktır.

2. Yapay Sinir Ağları ile Biyolojik Oksijen İhtiyacının Tahmin Edilmesi

Bu çalışmada bir girdi, bir gizli katman ve bir çıktı katmanından oluşan bir YSA modeli kullanılmıştır. Gizli katmandaki işlem elemanı sayısı 3, 5, 7, 10, 15 ve 20 olacak şekilde YSA performansına bakılmış ve gizli katmandaki işlem elemanı sayısı belirlenerek en uygun YSA modeli oluşturulmuştur. Transfer fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu ve eğitim algoritması olarak da geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Transfer fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullanıldığından dolayı eğitim ve test verileri [0 1] arasında normalize edilmiştir. Normalizasyon işlemi aşağıdaki şekilde yapılmıştır.

$$X_n = \frac{X_i}{X_{mak}} \quad (1)$$

X_n normalize edilmiş değerleri, X_i normalize edilecek değerleri, X_{mak} ise normalize edilecek veriler arasındaki maksimum değerdir.

3. YSA modeli ve Sonuçları

Bu çalışmada bir girdi, bir gizli katman ve bir çıktı katmanından oluşan 365 adet deneysel veri analiz edilmiştir. Deneysel verilerin 322'si YSA'nın eğitim setinde ve 43 tanesi test setinde kullanılmak üzere veri seti iki kısma ayrılmıştır. Eğitim ve test setindeki veriler rasgele seçilmiştir. Modelde gizli katmandaki en uygun işlem elemanı sayısı, YSA'nın eğitim ve test işlemleri sonucunda performans değerlerine göre belirlenmiş ve elde edilen performans değerleri Tablo 1'de gösterilmiştir.

Tablo 1. YSA modellerinin test seti performansları (* en iyi sonuçları göstermektedir)

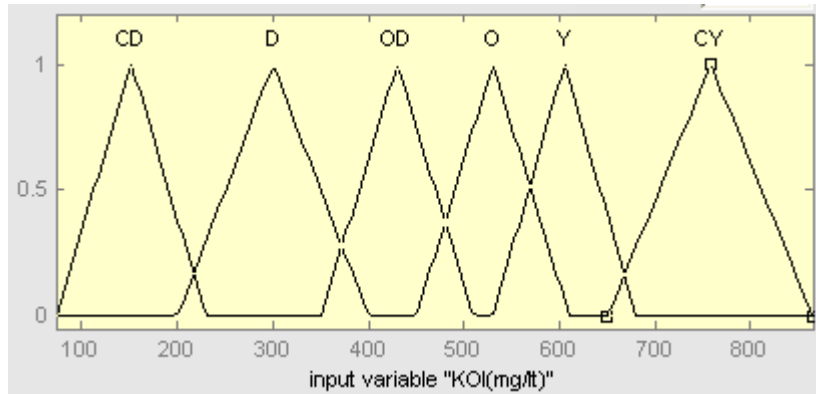
Model	OMYH	OKH	R ²
YSA (1 3 1)	9.4018	958.606	0.7303
YSA (1 5 1)	9.1469	893.904	0.7442
YSA (1 7 1)	9.0983	896.836	0.7446
YSA (1 10 1)	9.1037	886.599	0.7474
YSA (1 15 1)	9.0109*	840.035*	0.7506*
YSA (1 20 1)	9.3099	984.811	0.7191

Model denemeleri sonunda test seti performanslarına göre en uygun gizli katman işlem elemanı sayısı 15 olarak bulunmuştur.

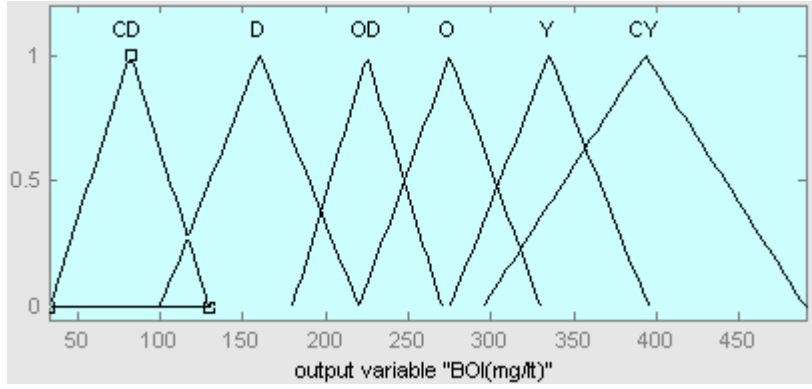
4. Bulanık Mantık Modeli ile Biyolojik Oksijen İhtiyacının Tahmin Edilmesi

4.1. Mamdani Bulanık Mantık (Mamdani-BM) Metodunun Uygulanması ve Sonuçları

Bu çalışmada, bir atıksu arıtma tesisinden elde edilen 365 günlük KOI ve BOI deneysel verileri Mamdani-BM modeli ile modellenmiştir. Modelde girdi olarak KOI değerleri verilerek BOI değerleri tahmin edilmeye çalışılmıştır. KOI ve BOI değerlerinin maksimum ve minimum değerleri sırasıyla, KOI için 73–865 mg/lt ve BOI için 33–490 mg/lt arasında değişmektedir. Bu girdi ve çıktı değerleri verilerin dağılımına göre 6 alt kümeye ayrılmıştır. Alt kümelerin için üçgen üyelik fonksiyonu kullanılmış ve alt kümelerin aralığı problemin özelliğine göre belirlenmiştir. Bu alt kümeler şekil 1.a ve şekil 1.b'de görüldüğü gibi çok düşük (CD), düşük (D), orta düşük (OD), orta (O), yüksek (Y) ve çok yüksek (ÇY) olarak tanımlanmıştır.



Şekil 1.a. KOI için bulanık alt kümeler ve üyelik fonksiyonları



Şekil 1.b. BOI için bulanık alt kümeler ve üyelik fonksiyonları

Oluşturulan Mamdani-BM Modelinde KOI ve BOI parametreleri arasındaki ilişkiyi gösteren kurallar Tablo 2’de gösterilmiştir.

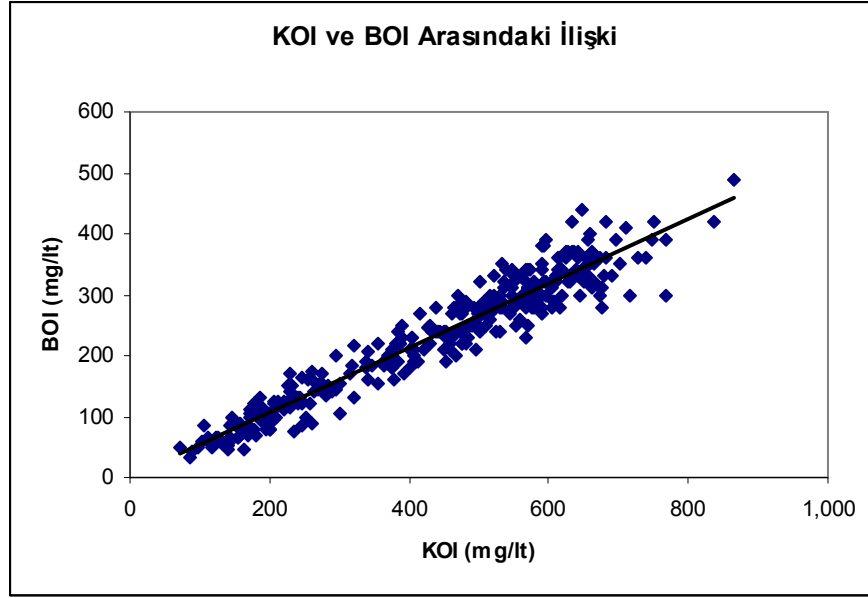
Tablo 2. KOI ile BOI arasındaki ilişkiyi gösteren bulanık yaklaşım kuralları (çok düşük (CD), düşük (D), orta düşük (OD), orta (O), yüksek (Y) ve çok yüksek (CY))

1. If (KOI(mg/l) is CD) then (BOI(mg/l) is CD) (1)
2. If (KOI(mg/l) is D) then (BOI(mg/l) is D) (1)
3. If (KOI(mg/l) is OD) then (BOI(mg/l) is OD) (1)
4. If (KOI(mg/l) is O) then (BOI(mg/l) is O) (1)
5. If (KOI(mg/l) is Y) then (BOI(mg/l) is Y) (1)
6. If (KOI(mg/l) is CY) then (BOI(mg/l) is CY) (1)

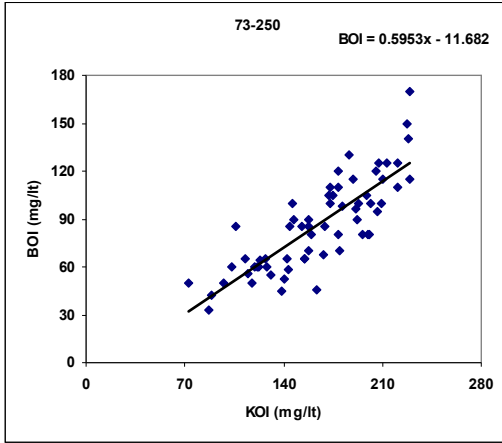
Bu modelde 365 adet girdi ve çıktı parametreleri iki gruba ayrılmıştır. İlk gruptaki 322 adet veri Mamdani-BM modelinin kurulmasında kullanılmıştır. Geriye kalan 43 veri ise modeli test etmek için kullanılmıştır. Oluşturulan modelde test verileri için performans değerleri, ortalama mutlak yüzde hata (OMYH) 10.93, ortalama karesel hata (OKH) 1353.1 ve regresyon katsayısı (R^2) 0.7108 olarak bulunmuştur.

4.2 Sugeno Bulanık Mantık (Sugeno-BM) Metodunun Uygulanması ve Sonuçları

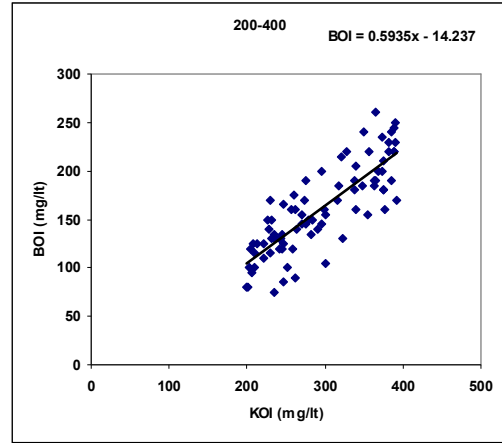
Bu modelin oluşturulması için kullanılacak olan 322 adet veri çeşitli alt kümelere ayrılarak her bir alt kümeye ait veriler için doğru denklemleri elde edilmiştir. Şekil 2’de genel verilerin dağılımı ve şekil 3a-f’de de her bir alt kümedeki verilerin dağılımı ve doğru denklemleri verilmiştir.



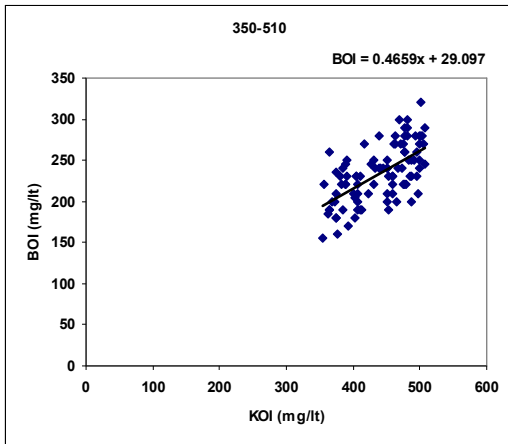
Şekil 2. KOI ve BOI arasındaki ilişki



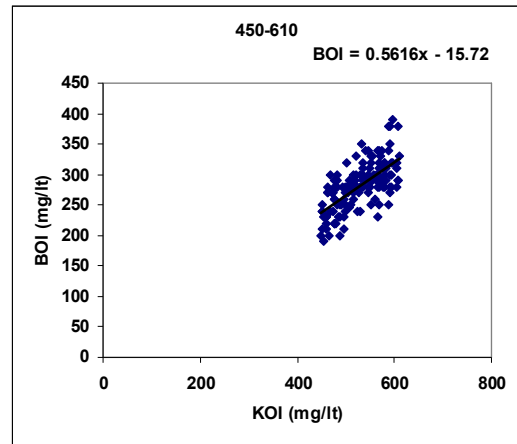
Şekil 3a. 73-250 mg/lt arasındaki KOI değerleri



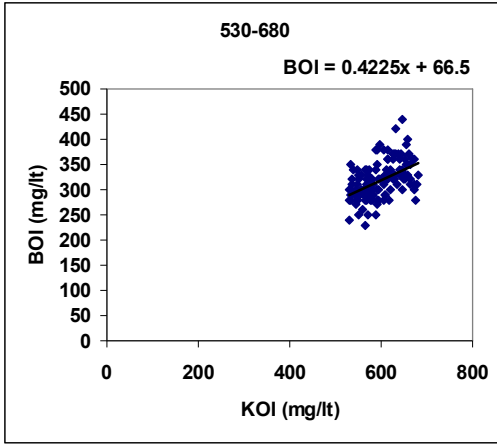
Şekil 3b. 200-400 mg/lt arasındaki KOI değerleri



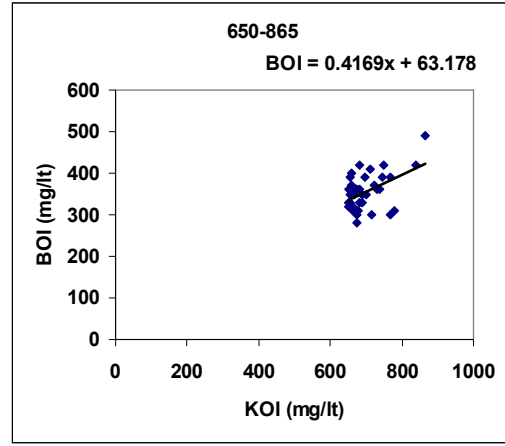
Şekil 3c. 360-510 mg/lt arasındaki KOI değerleri



Şekil 3d. 450-610 mg/lt arasındaki KOI değerleri



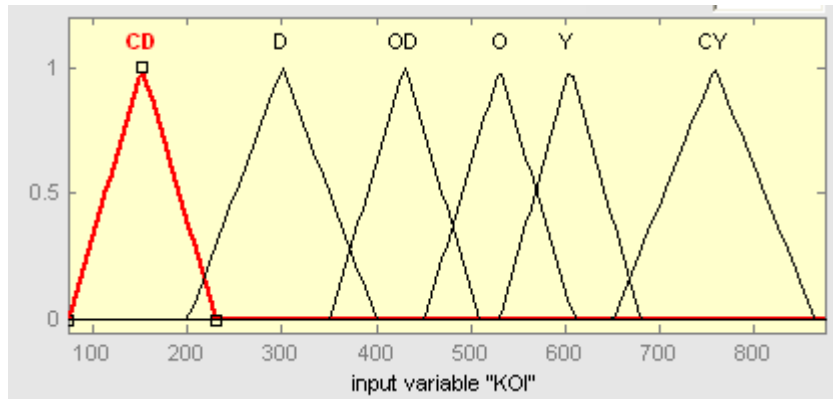
Şekil 3e. 530-680 mg/L arasındaki KOI değerleri



Şekil 3f. 680-865 mg/L arasındaki KOI değerleri

Şekil 3a-f KOI verilerinin dağılımına göre alt kümelerin oluşturulması

Sugeno-BM metodunda alt kümeler ve kurallar girdi-çıkı arasında ilişkilere faydalanarak oluşturulmuştur. Modeldeki girdi verilerinin alt kümeleri ve alt kümelerine ait üyelik fonksiyonları şekil 4’de, girdi ve çıkı arasındaki ilişkiyi gösteren kurallar ise Tablo 3’de gösterilmiştir.



Şekil 4. KOI değerleri alt kümeleri ve bunların üyelik fonksiyonları

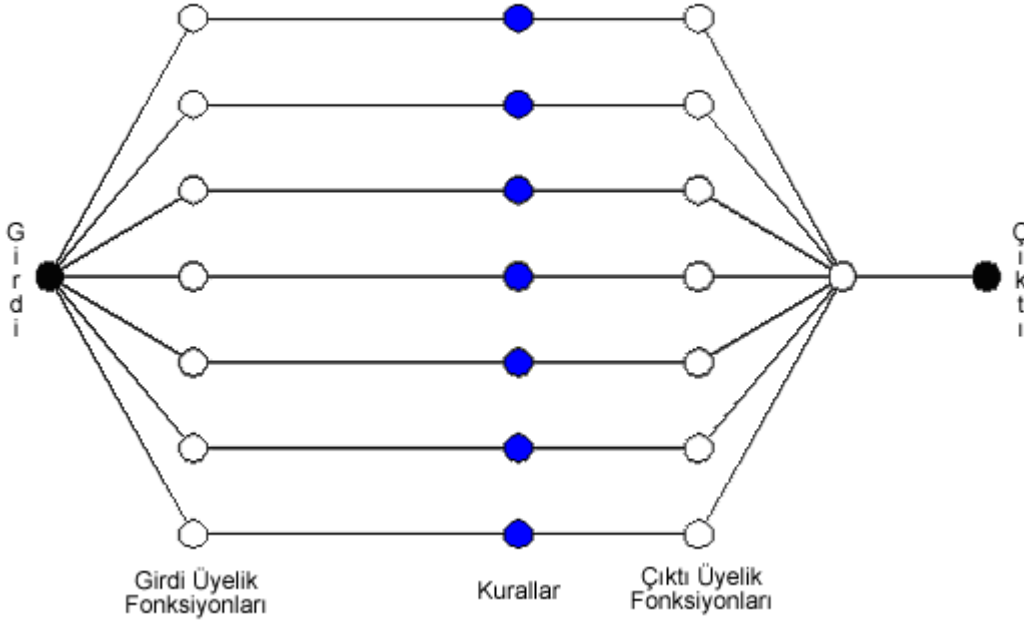
Tablo 3. KOI ile BOI arasında ilişkiyi gösteren Sugeno bulanık yaklaşım kuralları

1. If (KOI is CD) then (BOI is CD) (1)
2. If (KOI is OD) then (BOI is OD) (1)
3. If (KOI is CY) then (BOI is CY) (1)
4. If (KOI is D) then (BOI is D) (1)
5. If (KOI is O) then (BOI is O) (1)
6. If (KOI is Y) then (BOI is Y) (1)

322 adet girdi ve çıkı verisi ile oluşturulan Sugeno-BM modelinde 43 adet KOI test verisini kullanarak BOI verileri elde edilmiş ve modelin performansı belirlenmiştir. Bu model için elde edilen performans değerleri OMYH 9.22, OKH 968.023 ve R^2 ise 0.7236’dır. Bu performans değerlerini Mamdani-BM modeli performans değerleri ile karşılaştırdığımızda Sugeno-BM modelinin, Mamdani-BM modeline göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.

5. ANFIS Modeli ile Biyolojik Oksijen İhtiyacının Tahmin Edilmesi

Bu model yapısal olarak Sugeno-BM modeline benzer. Sugeno-BM'den farkı alt kümelerini ve bu kümelere ait üyelik fonksiyonlarını ve girdi-çıkıtı arasındaki ilişkiyi gösteren kuralları kendi oluşturmasıdır. Bu çalışmada, girdi verileri için 7 adet üçgen üyelik fonksiyonu seçilmiş, buna karşılık gelen çıkıtı değerlerinin üyelik fonksiyonu lineer olarak seçilmiştir. Kurulan modelde her bir girdi üyelik fonksiyonuna karşılık, bir çıkıtı üyelik fonksiyonu gelecek şekilde 7 adet kural, model tarafından oluşturulmuştur. Oluşturulan modelin yapısı şekil 6'da verilmiştir.



Sekil 5. ANFIS model yapısı

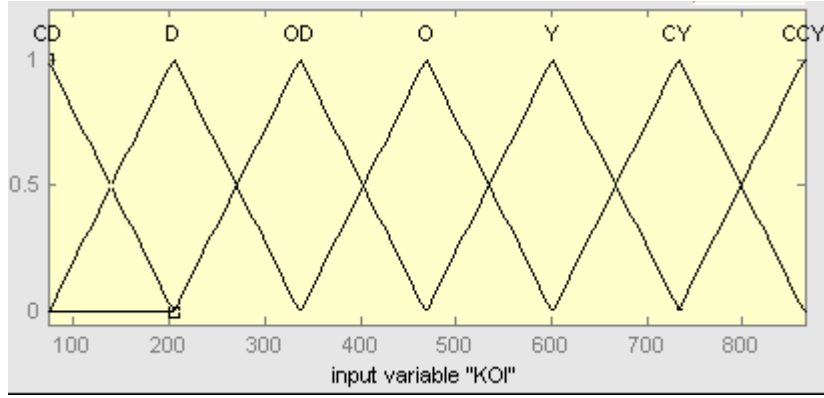
5.1 ANFIS Modelinin Uygulanması ve Sonuçları

Bu modelde, üyelik fonksiyonlarının güncellenmesini sağlayan hibrid öğrenme algoritması kullanılmış, eğitimi sonlandırmak için hata toleransı 0 alınmış ve eğitim döngüsü ise 100 seçilmiştir. Model tarafından üretilen kurallar tablo 4'de gösterilmiştir.

Tablo 4. KOI ile BOI arasındaki ilişkiyi gösteren bulanık yaklaşım kuralları (çok düşük (CD), düşük (D), orta düşük (OD), orta (O), yüksek (Y), çok yüksek (CY), çok çok yüksek (CCY))

1. If (KOI is CD) then (BOI is CD) (1)
2. If (KOI is D) then (BOI is D) (1)
3. If (KOI is OD) then (BOI is OD) (1)
4. If (KOI is O) then (BOI is O) (1)
5. If (KOI is Y) then (BOI is Y) (1)
6. If (KOI is CY) then (BOI is CY) (1)
7. If (KOI is CCY) then (BOI is CCY) (1)

Şekil 6'da girdiler için model tarafından oluşturulan alt kümeler ve bunların üyelik fonksiyonları gösterilmektedir.



Şekil 6. KOI değerleri alt kümeleri ve bunların üyelik fonksiyonları

Oluşturulan ANFIS modelinde 43 adet KOI test verisini kullanarak BOI verileri elde edilmiş ve modelin performansı belirlenmiştir. Bu model için elde edilen performans değerleri, OMYH 8.718, OKH 826.60 ve R^2 ise 0.7566'dır. Bu performans değerlerini diğer BM modellerinden elde edilen performans değerleri ile karşılaştırdığımızda, bu modelde diğer bulanık mantık modellerine göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Ayrıca bu model diğerlerine göre hem kurallarını kendi oluşturması hem de üyelik fonksiyonlarının değişim aralıklarını kendi belirlemesinden dolayı daha kullanışlıdır.

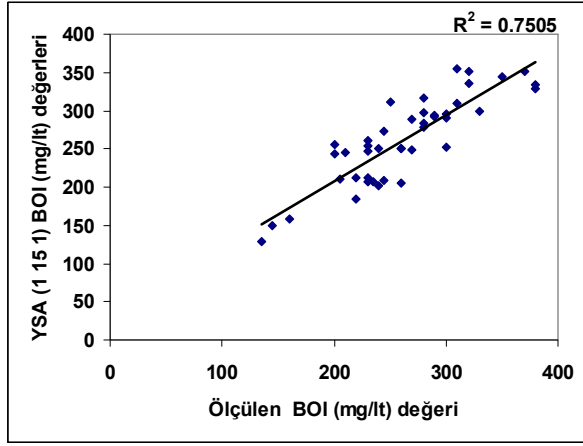
6. Tüm Modellerin Performanslarının Karşılaştırılması

Bu çalışmada oluşturulan modellerin performanslarının değerlendirilmesi için çeşitli istatistik yöntemleri kullanılmıştır. Bunlar Ortalama Mutlak Yüzde Hata(OMYH), Ortalama Karesel Hata(OKH) ve Regresyon katsayısı (R^2)'dir. Oluşturulan modellerin performans değerlerinin karşılaştırılması Tablo 5'de verilmiştir.

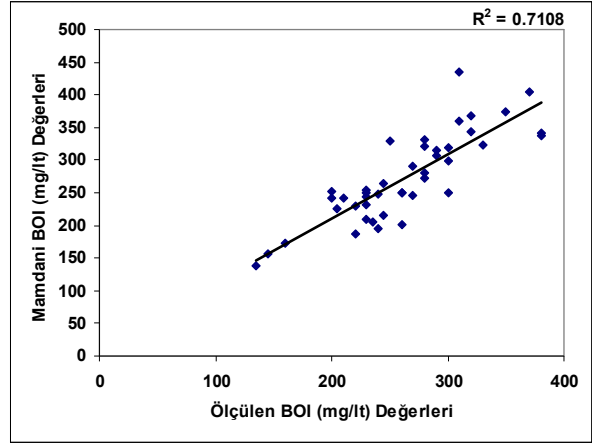
Tablo 5. Oluşturulan modellerin performanslarının karşılaştırılması (* en iyi sonuçları göstermektedir.)

	YSA (1 15 1)	Mamdani-BM	Sugeno-BM	ANFIS
OMYH	9.0109	10.93	9.22	8.7182*
OKH	840.035	1353.1	968.023	826.60*
R^2	0.7506	0.7108	0.7236	0.7566*

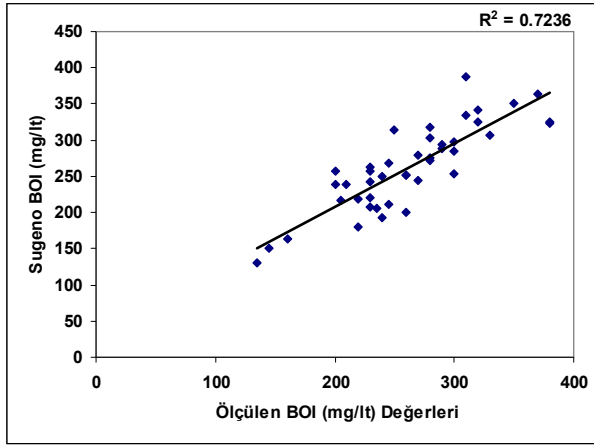
Tablo 5'den ve Şekil 7a-d'den de görüldüğü gibi bütün esnek modeller arasında en iyi performans değerine sahip olan ANFIS modelidir.



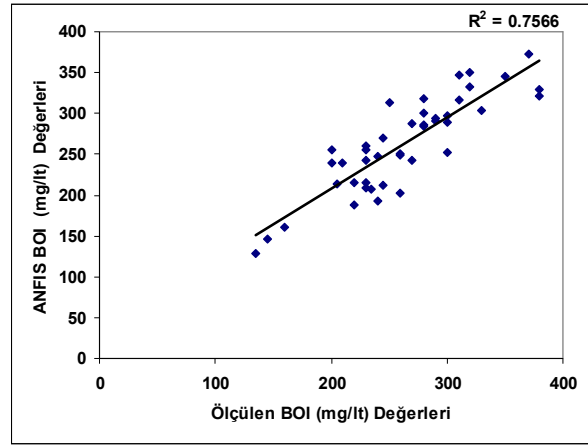
Sekil 7a. YSA BOI ve Ölçülen BOI Değerleri değerleri



Sekil 7b. Mamdani-BM BOI ve Ölçülen BOI



Sekil 7c. Sugeno -BM BOI ve Ölçülen BOI Değerleri



Sekil 7d. ANFIS BOI ve Ölçülen BOI değerleri

Sekil 7a-d. Ölçülen BOI değerleri ile Esnek Modellerden Hesaplanan BOI değerlerinin karşılaştırılması

7. Sonuçlar ve Tartışmalar

Bu çalışmada YSA, Mamdani-BM, Sugeno-BM ve ANFIS esnek hesaplama metotları kullanılarak, bir atıksu arıtma tesisinde ölçülen KOI ve BOI parametreleri arasındaki ilişki incelenmiştir. Bu esnek hesaplama metotları arasında en uygun modelin test setlerinin performans değerlerine baktığımızda ANFIS modeli olduğu görülmüştür.

KOI ve BOI parametreleri arıtma tesislerinin işletilmesi için kullanılan en önemli parametrelerdendir. Bu parametreler atıksuyun kirlilik düzeyi hakkında bilgi vermektedir. Bunlar hem arıtma tesisi girişinde hem de tesis çıkışında ölçülmekte ve arıtma tesisinin performansı belirlenmektedir. KOI deneysel olarak 3 saat gibi kısa bir sürede ölçülürken BOI parametresinin ölçülmesi için 5 gün süre gereklidir. Yaptığımız bu çalışmada literatürdeki esnek hesaplama metotlarını kullanarak KOI parametresinden BOI parametresinin tahmin edilmesi gerçekleştirilmiştir. Yalnızca KOI parametresinin deneysel olarak belirlenmesi ile bu esnek hesaplama metotlarından en iyi olanı kullanılarak BOI parametresini deneysel olarak ölçmeden tahmin edebiliriz. Böylelikle hem deneysel çalışma yaparken kaybedilecek zamandan hem de

deney maliyetlerinden kazanç sağlanmış olur. Bu çalışmadan elde edilen sonuçlardan görüldüğü gibi esnek hesaplama metotları çevre mühendisliği ile ilgili matematiksel olarak modellenmesi zor olan karmaşık problemlerin çözümü için alternatif bir yöntem olarak kullanılabilir.

References (Referanslar)

1. Recep İleri, 2000, Çevre Biyoteknolojisi, Değişim yayınları.
2. George Tchobanoglous, Franklin L. Burton, H. David Stensel, Wastewater Engineering: Treatment, Disposal and Reus, McGraw-Hill College, third edition, 1991
3. A new BOD estimation method employing a double-mediator system by ferricyanide and menadione using the eukaryote *Saccharomyces cerevisiae* Talanta ,In Press, Corrected Proof, Available online 13 November 2006
4. Kestioğlu, K., Atıksu Arıtımında Biyokimyasal Prosesler, Vipaş A.Ş., Bursa 2000.
5. MATLAB® Documentation (2002) Neural Network Toolbox Help, Version 6.5, Release 13, The MathWorks, Inc.,