

AKTİF ÇAMUR PROSESİ HAVALANDIRMA HAVUZU
ASKIDA KATI MADDE (AKM) KONSANTRASYONUNUN MEKANİSTİK,
YAPAY SİNİR AĞI VE HİBRİT YÖNTEMLERLE MODELLENMESİ

Dünyamin GÜÇLÜ, Şükrü DURSUN
Selçuk Üniversitesi, Çevre Mühendisliği Bölümü, 42031 Kampüs, Konya

Makalenin Geliş Tarihi:

ÖZET: Dinamik simülasyon atıksu arıtma tesislerinde işletmenin iyileştirilmesinde önemli bir araçtır. Bu çalışmada, Ankara Merkezi Atıksu Arıtma Tesisinin dinamik simülasyon modeli tasarlanmıştır. Öncelikle, evsel atıksu arıtma prosesinin mekanistik modeli Activated Sludge Model No. 1 bazında GPS-X bilgisayar programı kullanılarak geliştirilmiştir. Yapay Sinir ağı modeli de geriye yayılım algoritmasını esas alan MLP sinir ağı yardımı ile oluşturulmuştur. Daha sonra, mekanistik model yapay sinir ağı ile birleştirilmiştir. Yapay sinir ağı modellerinin en uygun ağ yapısı modellerin birçok adımda eğitilmesi ve test edilmesi ile tespit edilmiştir. Her üç model, prosesin dinamik davranışını tahmin etmek için tesisinin işletme ve laboratuvar analizlerinden elde edilen aynı veriler ile oluşturulmuştur. Havalandırma tankı Askıda Katı Madde (AKM) konsantrasyonu tahmin edilmiş ve sonuçları karşılaştırılmıştır. Hibrit model yaklaşımının daha başarılı sonuçlar verdiği ve tesisin işletme koşullarının ASM1 ve YSA modellerinden daha iyi tanımlandığı gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Modelleme, Activated Sludge Model No.1 (ASM1), Yapay sinir Ağı (YSA), Hibrit Modelleme, Evsel Atıksu Arıtma Tesis

ABSTRACT: Dynamic simulation is an important tool for the improvement of wastewater treatment plant operation. In this study, dynamic simulation model of the Ankara central wastewater treatment plant (ACWT) were evaluated. First, a mechanistic model of the municipal wastewater treatment process is developed based on Activated Sludge Model No. 1 by using a GPS-X computer program. Artificial neural network model is also developed with the help of MLP neuronal networks based on back-propagation algorithm. Then, the mechanistic model is combined with artificial neural network in parallel configuration. The appropriate architecture of the neural network models was determined through several steps of trainings and testing of the models. Both three models are performed with the same data obtained from the plant operation and laboratory analysis to predict dynamic behaviour of the process. Using these three models, by the purpose of evaluation of treatment performance, aeration tank MLSS concentrations have been predicted and the results have been compared. It is observed that the hybrid model approach gives more successful results and describes the operation conditions of the plant better than ASM1and ANN.

Keywords: Modelling, Activated Sludge Model No.1 (ASM1), Artificial neural network (ANN), Hybrid Modelling, Municipal Wastewater Treatment plant

GİRİŞ

Atıksu arıtma tesislerinden daha yüksek kalitede arıtılmış atıksuya olan talebin dikkate alınmasıyla gün geçtikçe artan sıkı deşarj standartlarından dolayı, bu tesislerin daha verimli işletilmesi ve kontrol edilmesi gerekmektedir. Atıksu arıtımı oldukça kompleks ve dinamik bir yapıyı bünyesinde barındırmaktadır. Bu durum, çoğu zaman arıtma tesislerinde işletme problemleriyle karşılaşılmasına neden olmaktadır. Günümüzde, atıksu arıtma tesislerinde önemli parametrelerinin izlenmesi ve kontrolü en gerçekçi ve ekonomik olarak arıtma prosesi dinamiklerinin modellenmesi ile mümkün olmaktadır.

Atıksu arıtma proseslerinin matematiksel modellenmesi, proses ve sistemin davranışı hakkında daha detaylı bilgilerin artırılması için tesis tasarımı, işletmesi, kontrolü, işletme problemlerinin tespitinden ve giderilmesinden eğitim alanına kadar geniş bir uygulama alanına sahiptir (Ladiges ve ark., 2001; Morgenroth ve ark., 2002; Gokcay ve Sin, 2004; Nuhoglu ve ark., 2005). Aktif çamur modelleme çalışmalarındaki son gelişmeler özellikle IWA (önceden IAWQ) task group modelleri üzerine yoğunlaşmış bulunmaktadır. Grubun 1987 yılında geliştirdiği Activated Sludge Model No.1 (ASM1) modeli (Henze ve ark., 1987) tek çamurlu sistemlerde organik madde giderimi, nitrifikasyon ve denitrifikasyon prosesini en iyi şekilde tanımlayan referans bir model olarak pratikte geniş bir uygulama alanı bulmuştur. Fosfor giderim prosesi de modele eklenerek Activated Sludge Model No. 2 (ASM2) adı altında yayınlanmıştır (Henze ve ark., 1995). Daha sonraları ASM1'in uygulamadaki eksikliklerinin giderilmesi amacıyla modelin geliştirilerek modifiye edilmesi sonucu Activated Sludge Model No. 3 (ASM3) yayınlanmıştır (Gujer ve ark., 1999). Diğer taraftan, bu modellerin çok sayıda deneysel çalışmalarla belirlenmesi gereken detaylı kinetik ve stokiyometrik parametrelere sahip olmaları ve hala bazı zayıflıklarının olması model kalibrasyonu ve uygulamasını

zorlaştırmaktadır. Ayrıca, literatürde fikir birliği sağlanmış bir standart kalibrasyon konseptinin bulunmaması da modelin performansının değerlendirilmesini ve diğer çalışmalarla kıyaslanmasını zorlaştırmaktadır.

Reaksiyon kinetiği esasına dayalı dinamik simülasyon modellerine alternatif olarak, yapay sinir ağları (YSA) ile ölçülen işletme verilerinden yararlanılarak atıksu arıtma tesisi proseslerinin modellenmesinde kullanılabilir (Winkler ve Voigtländer., 1995; Häck ve Köhne., 1996; Chen ve ark., 2003; Hamed ve ark., 2004; Onkal-Engin ve ark., 2005). Modelleme çalışmalarında yapay sinir ağlarının kullanımı, her şeyden önce yoğun laboratuvar çalışmalarını, birçok parametrenin zaman alan analitik tanımlanmasını kolaylaştıran öğrenme ve mevcut durum şartlarına kendilerini adapte edebilme yeteneğine sahip olmaları nedeniyle büyük avantaj olarak ön plana çıkmaktadır.

Son zamanlarda, hibrit model yaklaşımları da model tahmin performanslarının daha da iyileştirilmesi amacıyla büyük atıksu arıtma tesisindeki uygulamalarıyla ön plana çıkmaktadır. Sağladığı avantajlar ve az sayıdaki sınırlı uygulamaları nedeniyle özellikle atıksu arıtımında büyük bir araştırma potansiyeline sahiptir. Lee ve ark. (2005) yaptıkları çalışmada basitleştirilmiş mekanistik model (ASM1) ile farklı parametrik olmayan (non-parametrik) beş modeli paralel konfigürasyonda birleştirmiştir. Bütün hibrit modellerin, mekanistik model tahminlerini iyileştirdiği görülmüştür. Diğer bir çalışmada ise Zhao ve ark. (1999) ardışık kesikli bir reaktörde (SBR) nutrient giderim dinamiğini modellemek için karşılaştırmalı olarak ASM2, basitleştirilmiş ASM2 ve hibrit model yaklaşımlarını değerlendirmiştir. Hibrit modelin daha kararlı olduğu ve model tahminini iyileştirdiği sonucuna varılmıştır. Cote ve ark. (1995)'da aktif çamur mekanistik modelinin iyileştirilmesi için bir hibrit model geliştirmiştir. Hata tahmininde YSA kullanılarak, hibrit model ile proses dinamiklerini daha başarılı modellenmesi sonucu elde edilmiştir.

Bu çalışmada, Ankara Merkezi Atıksu Arıtma Tesisi havalandırma tankı MLSS konsantrasyonlarının dinamik simülasyonu için farklı modelleme yaklaşımları incelenmiştir. Öncelikle tesisin ASM1 ve YSA modelleri oluşturulmuştur. Sonra, her iki modelin avantajlarını kullanarak model performansının artırılması ve daha güvenilir hale getirilmesi hedeflenmiştir.

MATERYAL VE METOT

Ankara Merkezi Atıksu Arıtma Tesisi

Avrupa'nın en büyük atıksu arıtma tesislerinden biri olan Ankara Merkezi Atıksu Arıtma Tesisi şehir merkezinin batısında 45 km mesafede, Ankara Çayı akıntısı yönündeki Tatlar köyünün (Sincan yakınında) yanında yer almaktadır. 2025 hedef yılı için tesis alanı 182 hektar alanı kapsamaktadır. Ve ilk aşamada yaklaşık 1/3'ü kullanılmıştır. Tesis 2002, 2010 ve 2025 yıllarında üç aşamada genişletilecektir. Ağustos 1997'deki ilk aşama işletmeye 2.5 hat ile başlanmıştır. Atıksu Arıtma Tesisi, günde 765.000 m³ atıksu arıtma kapasitesi ile klasik aktif çamur prosesi bazında projelendirilerek inşa edilmiştir. Tesisin genişletilmesi, 2025 yılında yaklaşık 6 milyon eşdeğer nüfusa hizmet verebilecek kapasitede olup, azot ve fosfor giderimi ünitelerinin eklenmesine uygun şekildedir.

Ankara Merkezi Atıksu Arıtma Tesisi'nde arıtma için kullanılan proses, aktif çamur, anaerobik çamur stabilizasyonu ve bant filtre presli mekanik çamur suyu alma tekniğidir. Atıksu arıtma tesisi şu anda (1. aşama) kaba ve ince ızgaralar ile kum tutuculardan oluşan ön arıtma aşamasını kapsamaktadır. Yüzen ve askıdaki katı maddeleri bertaraf etmek için her biri 50 m çapında on adet ön çökeltme tankı ile her biri 55 m çapında yirmi adet son çökeltme tankı yapılmıştır. Doksan adet yüzeysel havalandırıcı beş adet havalandırma tankı (35 x 153 m) aktif çamur prosesini sağlamaktadır. Arıtma prosesi sonrasında Ankara Çayı'na giden çıkış suyunun BOİ₅ değeri limit değer olan 30 mg/L'nin altındadır.

Çamur özümleme işlemi sekiz adet ısıtılmalı özümleyicide (toplam 90.000 m³) yapılmaktadır.

Çamur özümleme öncesinde her biri 25 m çapındaki yedi adet ham çamur yoğunlaştırıcıdan ve özümleme sonrasında beş adet özümlemiş çamur yoğunlaştırıcıda yoğunlaştırılmaktadır. Özümlemiş ve yoğunlaştırılmış çamur, altı adet bant filtresi ile kuru madde kapsamı >%25 olacak şekilde susuzlaştırılmaktadır. Susuzlaştırılan çamurun bir kısmı atıksu arıtma tesisi yakınındaki ekim alanlarına kamyonlarla taşınmaktadır. Çamurun diğer bir kısmı, Belediyenin daha sonra tarımsal amaçla kullanması için tesis alanındaki boş araziye serilip, güneşe maruz bırakılarak kurutulmaktadır.

Özümleme tanklarında açığa çıkan biyogaz iki adet silindirik gaz tankında (her biri 4.000 m³) depolanmaktadır. Blok tipte termal güç istasyonunda bulunan her biri 1.650 kW kapasiteli iki elektrik jeneratörü, biyogazı elektrik enerjisine çevirmektedir. Şu anda tesisin toplam enerji ihtiyacının yıllık ortalama yaklaşık %80'ni bu tesisten karşılamaktadır.

ASM1, YSA ve Hibrit Model Yaklaşımı

Ankara Merkezi Atıksu Arıtma Tesisi ASM1 modeli Kanadalı Hydromantis firması tarafından geliştirilen GPS-X 5.0 programında oluşturulmuştur. Dinamik kalibrasyon için giriş atıksuyunun detaylı karakterizasyonundan, stokiyometrik ve kinetik parametrelerin laboratuvar ortamında tespiti sonucu elde edilen veriler ile model manuel olarak kalibre edilmiştir. Tüm YSA çalışmalarında Çok katmanlı perceptron (MLP) ağ yapısında hatanın geriye yayılımı eğitim algoritmasının bir türevi olan ve MATLAB programında (version 7.0) N.Net Toolbox'ın içerisinde yer alan traingdx fonksiyonu kullanılmıştır.

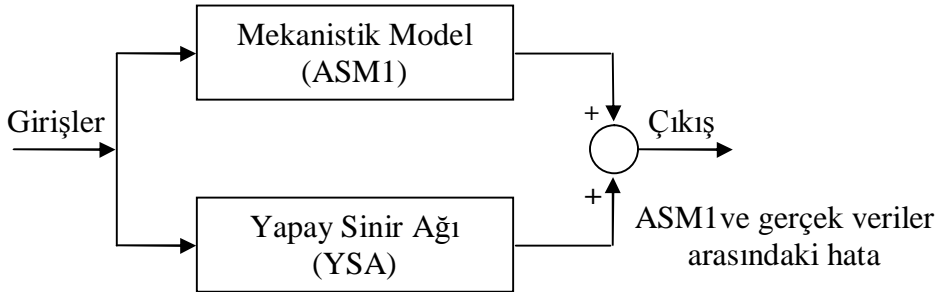
Kurulan tüm YSA modelleri, hedef çıktı değerlerinin etkin bir şekilde tahmin edilebilmesi için birçok iterasyon (maksimum 10000) adımıyla eğitilmiştir. Dizayn edilen yapay sinir ağın eğitimi ve optimum ağırlık setlerinin bulunması modelin eğitimi (ASM1 modelinde kalibrasyon aşaması) kapsamında değerlendirilmiştir. Modelin testi aşamasında, eğitilen ağ yapısında test verileri için performans fonksiyonları kullanılarak gerçek

değerler ile model tahmin değerleri arasındaki hata hesaplamalarına ve korelasyona göre model performansı (ASM1 modelinde doğrulama aşaması) değerlendirilmiştir. Modelin hata eğitimi esnasında YSA gizli katman nöron sayıları 3 ile 40 arasında değiştirilmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak tang-sigmoid fonksiyonu seçilmiştir.

Hibrit model ise, yapay sinir ağı (YSA) modelinin Activated Sludge Model No.1 (ASM1) modeline paralel eklenmesi sonucu oluşturulmuştur. Hibrit modelin yapısı şekil 4.1'de gösterilmektedir. ASM1 modeli ilk aşamada hedef çıktı parametrelerinin dinamik simülasyonu için, YSA modeli ise deneysel veriler ile ASM1 modeli simülasyon sonuçları arasındaki hatayı tahmin etmek için kullanılmıştır. Hibrit modelde, YSA girişleri ASM1 modeli girişleri ile aynı iken hedef çıktı olarak hata değerleri kullanılmıştır. YSA modeli sonuçları, ASM1 modeli tahmin

sonuçlarına eklenerek hata düzeltilmesi yapılmıştır.

Her bir parametrenin istatistiksel değişim aralığı incelenmesi yapılmış ve ölçüm hatalarının olup olmadığı kontrol edilmiştir. Bu parametrelerin ölçüm zamanı içindeki maksimum, minimum ve ortalama değerleri Çizelge 1'de verilmiştir. Çizelgede bulunan parametreler oluşturulan YSA modeli için (t) anındaki girdi parametreleri olup çıktı olarak ise (t) anındaki havalandırma havuzu AKM konsantrasyonu tahmin edilmiştir. Ayrıca giriş verilerinin bulunduğu (t-1) zamanına ait konsantrasyonu da giriş parametreleri arasına dahil edilerek, bu kirlilik parametresinin arıtma sistemindeki sürekliliğe muhtemel etkisi de dikkate alınmıştır. Veri seti, öğrenme ve test seti olarak rasgele (random) iki gruba ayrılmıştır. Veri setinin % 83 'ü (125 veri) eğitim için % 17'i (25 veri) test için kullanılmıştır.



Şekil 1. Hibrit modelin şematik gösterimi.

Figure 1.

Çizelge 1. Modellemede kullanılan atıksu verileri (Güçlü, 2007).

Table 1.

Parametre	Birim	Minimum	Ortalama	Maksimum	Std. sapma
Debi	m ³ /gün	41.310	66.358	89.100	10.314
KOİ	mg/L	172	479	790	165
AKM	mg/L	52	256	468	100
KOİ yükü	kg/gün	9.771	32.660	62.548	13.785
TKN	mg/L	10,36	34,58	51,94	7,73
RAS	m ³ /gün	6.912	14.807	16.524	1.411

WAS	m ³ /gün	846	1.035	1.350	69,4
O ₂ çıkış	mg/L	1,28	4,34	6,99	1,33

RAS: Geri devir çamur miktarı (m³/gün), WAS: Fazla çamur miktarı (m³/gün)

Her bir parametrenin modele eşit bir şekilde katkıda bulunmasını sağlamak amacıyla veri setindeki bütün parametre değerleri aşağıdaki eşitlik kullanılarak 0-1 aralığında normalize edilmiştir. Eğitim ve test esnasında normalize edilmiş giriş ve çıkış değerlerinin kullanılması aşamasından sonra, sonuçlarının yorumlanabilmesi için veriler ters normalize işlemine tabi tutulmak suretiyle orijinal değerlerine çevrilmiştir.

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \quad (1)$$

Eşitlikte X_{norm} , normalize edilmiş veriyi; x , değişkenin gerçek değerini, X_{min} , veri grubunun minimum değerini, X_{max} , ise veri grubunun maksimum değerini ifade etmektedir. Bu çalışmada, model performansının tespitinde aşağıdaki eşitliklerde verilen korelasyon katsayısının karesi (R^2), karesel ortalama hata (MSE), karesel ortalama hatanın karekökü (RMSE), ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) birlikte değerlendirilmiştir.

Korelasyon katsayısının karesi (R^2) =

$$\left(\frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}} \right)^2 \quad (2)$$

Ortalama karesel hata (MSE) =

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - td_i)^2 \quad (3)$$

Ortalama karesel hatanın karekökü (RMSE) =

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - td_i)^2} \quad (4)$$

Ortalama mutlak hata (MAE) (%) =

$$\frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N |t_i - td_i| \right) * 100 \quad (5)$$

Ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) =

$$\frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \left| \frac{t_i - td_i}{t_i} \right| \right) * 100 \quad (6)$$

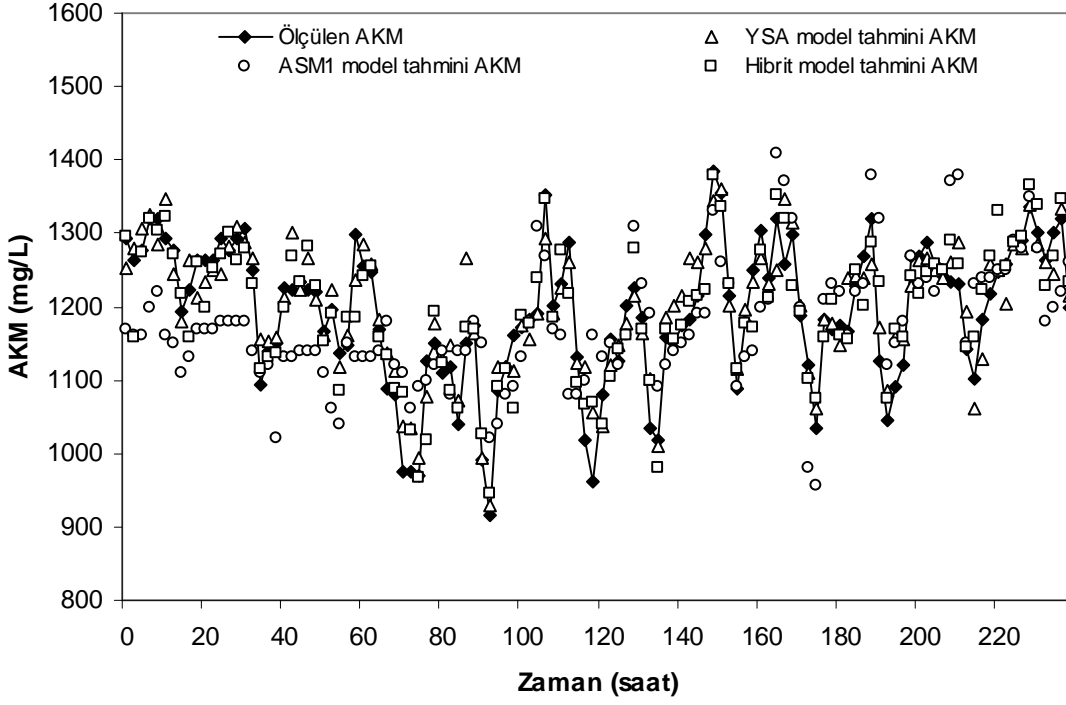
Burada t_i model tahmin değerini, td_i gerçek değeri, N ise hatalı terim sayısını ifade etmektedir.

ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE DEĞERLENDİRME

Havalandırma havuzu AKM konsantrasyonunun tahmini için oluşturulan hibrit modelin YSA hata eğitimi esnasında, en iyi model tek gizli katmanda 28 nöron sayısına sahip ağ yapısında (8-28-1) 5500 iterasyonda oluşturulur iken YSA da ise 14 nöron sayısına sahip ağ yapısında (8-14-1) 6000 iterasyonda oluşturulmuştur. Ankara Merkezi Atıksu Arıtma Tesisi havalandırma havuzu AKM konsantrasyonunun ASM1, YSA ve hibrit model tahmin sonuçları ölçülen değerlerle karşılaştırılmış ve model performansları Şekil 2 ve 3'de değerlendirilmiştir. Hibrit modelin, gün içerisindeki salınımı, maksimum ve minimum noktaları tahmin etmede oldukça başarılı olduğu test sonuçlarından açıkça görülmektedir. Hibrit model eğitim ve test verileri için tahmin edilen ve ölçülen konsantrasyon değerleri arasındaki korelasyon katsayısı sırasıyla (R^2), 0.80 ve 0.75 olarak elde edilmiştir. Elde edilen bu değerler Şekil 4 ve Şekil 5'deki korelasyon grafiklerinde gösterilmiştir.

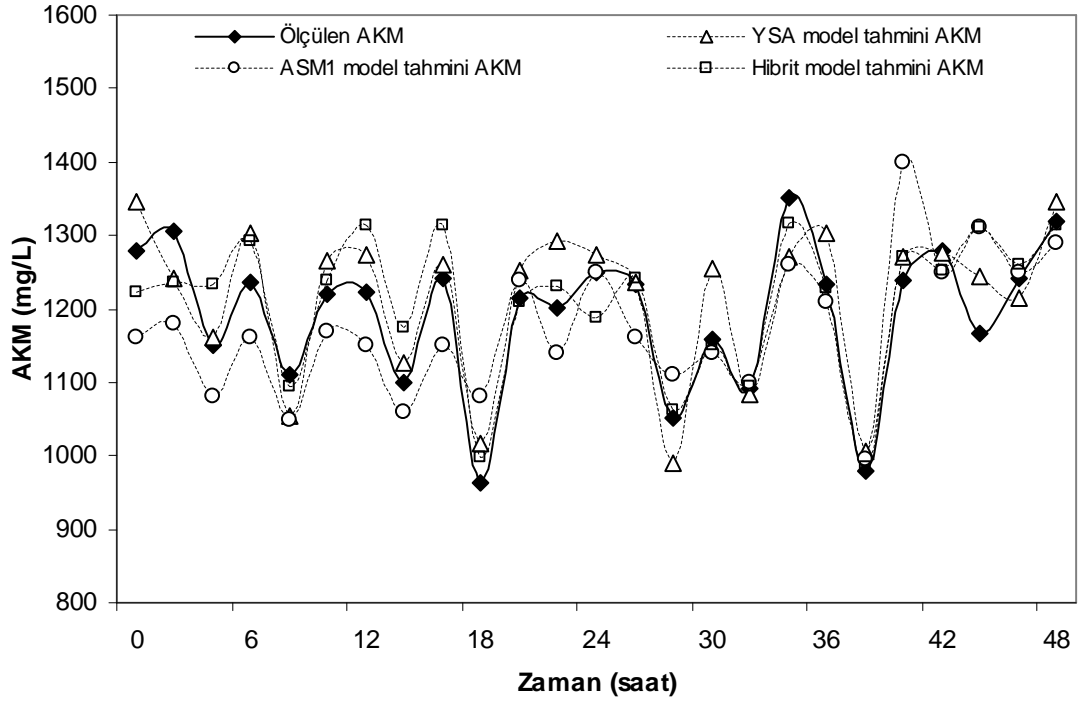
Eğitim setinde ASM1 modeli, ilk 40 saate kadar havalandırma havuzu AKM konsantrasyonlarını gerçek değerlerinden daha düşük tahmin etmektedir. Bu durum model performansını negatif yönde etkilemekte ise de modele ait hata değerleri kabul edilebilir düzeyde kalmaktadır. Diğer taraftan, her iki veri seti için ASM1, YSA ve hibrit model sonuçları gün içerisindeki salınımları iyi derecede yansıtmaktadır. Elde edilen düşük

hata değerleri her üç modelinde havalandırma tankı başarılı olduğunu ortaya koymaktadır.
havuzu AKM konsantrasyonu tahminde



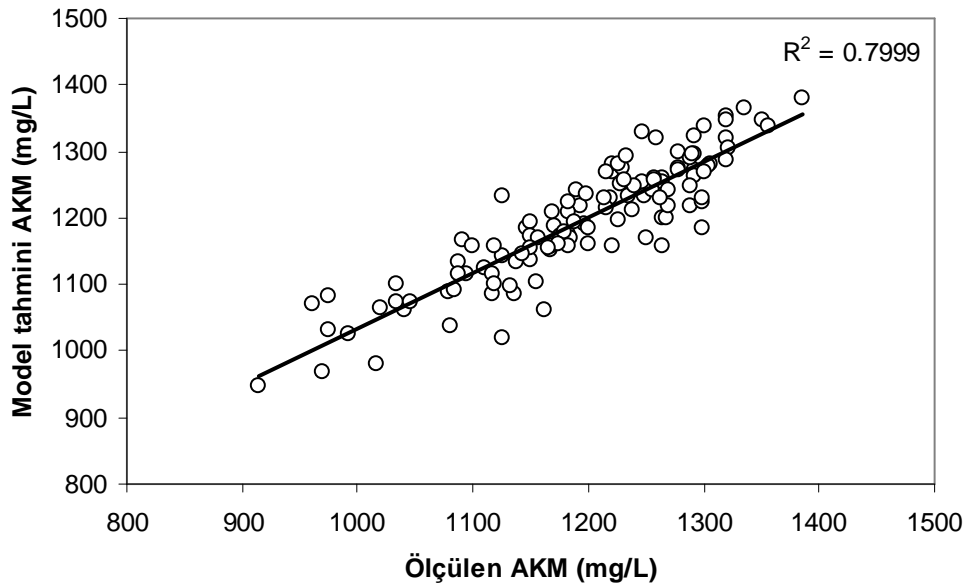
Şekil 2. Öğrenme verileri için ASM1, YSA ve hibrit model tahminleri ile ölçülen havalandırma tankı AKM konsantrasyonlarının karşılaştırılması

Figure 2.



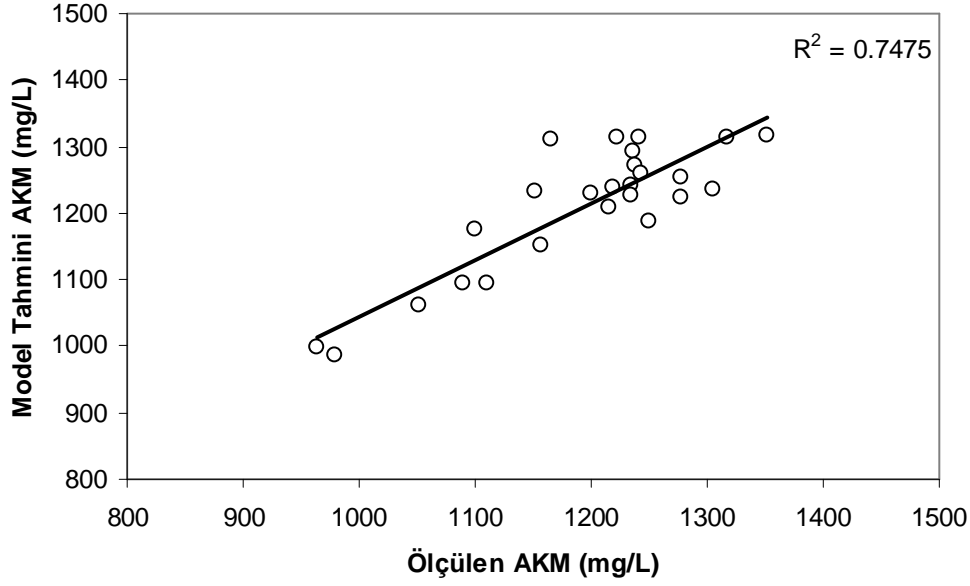
Şekil 3. Test verileri için ASM1, YSA ve hibrit model tahminleri ile ölçülen havalandırma tankı AKM konsantrasyonlarının karşılaştırılması.

Figure 3.



Şekil 4. Hibrit model öğrenme verileri için ölçülen ve model tahmini havalandırma tankı AKM konsantrasyonlarının korelasyon grafiği.

Figure 4.



Şekil 5. Hibrit model öğrenme verileri için ölçülen ve model tahmini havalandırma tankı AKM konsantrasyonlarının korelasyon grafiği.

Figure 5.

Öğrenme ve test verilerinin her biri ayrı ayrı ele alındığında, YSA modelinin korelasyon katsayısına (R^2) göre ASM1 ve hibrit modelden daha iyi sonuçlar ürettiği görülmektedir. Fakat diğer hata değerleri test verisi için hibrit modelde daha düşük iken

eğitim verilerinde daha büyük değerler almaktadır. ASM1, YSA ve hibrit havalandırma tankı AKM modeli performans değerlendirme ölçütleri daha detaylı olarak Çizelge 2'de gösterilmiştir.

Çizelge 2. ASM1, YSA ve hibrit havalandırma tankı AKM modeli performans değerleri.

Table 2.

	Öğrenme verisi			Test verisi			
	ASM1	YSA	Hibrit	ASM1	YSA	Hibrit	
Korelasyon (R^2)		0.32	0.84	0.80	0.47	0.78	0.75
MSE (mg/L)	7352.7	1473.9	1841.0	5854.5	2757.8	2720.1	
RMSE (mg/L)	85.74	38.39	42.90	76.51	52.51	52.15	
MAE (mg/L)	70.60	30.23	32.72	62.57	44.91	38.58	
MAPE (%)	5.97	2.58	2.79	5.24	3.77	3.22	

Eğitim ve test verilerinde tahmin edilen ve ölçülen AKM konsantrasyon değerleri arasındaki korelasyon (R^2) sırasıyla ASM1 için 0.32 ve 0.47 YSA için 0.84 ve 0.78, hibrit model için 0.80 ve 0.75 olarak bulunmuştur. Test verilerinde ASM1, YSA ve hibrit model için MSE 5854.5 mg/L, 2757.8 mg/L ve 2720.1 mg/L,

RMSE 76.51 mg/L, 52.51 mg/L ve 52.15 mg/L, MAE 62.57 mg/L, 44.91 mg/L ve 38.58 mg/L, MAPE %5.24 %3.77 ve % 3.22 olarak bulunmuştur. Verilerin salınım aralığı dikkate alındığında, bu hata değerleri çok düşük kalmaktadır. Hibrit model, korelasyon katsayısı (R^2) hariç test verilerinde diğer hata

değerleri dikkate alındığında YSA modeline göre model performansını iyileştirmektedir.

SONUÇLAR

Ankara Merkezi Atıksu Arıtma Tesisi Havalandırma havuzu AKM konsantrasyonunun tahmininde rasgele seçilen veri grubu için model tahmin performanslarını değerlendirmede, korelasyon katsayısı(R^2) ve MSE, RMSE, MAE, MAPE hata değerleri arasında bir karşılaştırma yapılmıştır. Buna göre; YSA ve hibrit model yaklaşımının ASM1'den daha başarılı sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Diğer taraftan, YSA ile kıyaslandığında hibrit model tahmin performansı, eğitim verilerinde düşerken test verilerinde artmaktadır. Korelasyon katsayısı(R^2) değerlerinde ise her iki veri grubunda çok az bir düşüş görülmüştür. Buna karşın, test verilerinin hata değerlerinde ise model performansını iyileştirici bir azalma görülmüştür. Her ne kadar model doğrulama aşamasında ASM1 modelinde korelasyon katsayıları düşükse de, arıtma esnasında meydana gelen fiziksel, kimyasal ve biyolojik faaliyetlerin kompleksliği, veri aralığının

genişliği de dahil bu durum hesaplanan diğer hata değerleri birlikte değerlendirildiğinde model, hedef çıktı parametrelerinin tahmininde başarılı sonuçlar vermektedir. Hibrit model, her iki modelin avantajlarının bünyesinde barındırması nedeniyle, arıtma performansının tahmini, izlenmesi, kontrolü ve arıtma proseslerinin optimizasyonunda daha iyi bir alternatif olarak kullanılabilir. Giriş ve hedef çıktı parametre verilerinin uygun veri aktarma sistemiyle eş zamanlı olarak modele dahil edilmesiyle de tesis kontrolündeki uygulama potansiyeli daha da artacaktır.

TEŞEKKÜR

Bu çalışma Selçuk Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri (BAP) Koordinatörlüğü tarafından 2005-101018 nolu proje ile desteklenmiştir. Yazarlar, verilerin sağlanması ve deneysel çalışmaların Ankara Merkezi Atıksu Arıtma Tesisinde yürütülmesi esnasında gösterdikleri yakın ilgiden dolayı ASKİ Atıksu Daire Başkanlığına ayrıca teşekkür eder.

KAYNAKLAR

- Chen, J.C., Chang, N.B. and Shieh, W.K. 2003. Assessing wastewater reclamation potential by neural network model. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 16: 149-157.
- Cote, M., Grandjean, B.P.A., Lessard, P., Thibault, J. 1995. Dynamic modeling of the activated sludge process: improving prediction using neural networks. *Water Research* 29(4): 995-1004.
- Gokcay, C.F. and Sin, G. 2004. Modelling of a large-scale wastewater treatment plant for efficient operation. *Water Science and Technology* 50(7): 123-130.
- GPS-X version 5.0 user's guide, 2006. Canada: JT Hydromantis Inc.
- Gujer, W., Henze, M., Mino, T., & van Loosdrechi, M. 1999. Activated sludge model no. 3. *Water Science Technology* 39(1): 183-193.
- Güçlü, D., 2007. Tam Ölçekli Kentsel Atıksu Arıtma Tesislerinin Bilgisayar Programı kullanılarak Modellenmesi ve Arıtma Performanslarının İncelenmesi. Doktora Tezi, S.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, 2007, Konya.
- Hamed, M.M., Khalafallah, M.G. and Hassanien, E.A. 2004. Prediction of wastewater treatment plant performance using artificial neural networks. *Environmental Modelling & Software* 19: 919-928.
- Häck, M. and Köhne, M. 1996. Estimation of wastewater process parameters using artificial neural networks. *Water Science and Technology* 33(1): 101-115.
- Henze, M., Grady C. P. L., Jr, Gujer, W., Marais, G. v. R., Matsuo, T. 1987. Activated sludge model no 1. IAWQ Scientific and Technical Report No 1, London, UK.
- Henze, M., Gujer, W., Mino, T., Matsuo, T., Wentzel, M. C., Marais, G. v. R., Van Loosdrecht, M. C. M. 1995. Activated sludge model no 2. IAWQ, Scientific and Technical Report No 3, London, UK.
- Ladiges G., Günner, C. und Otterpohl, R. 2001. Optimierung des Hamburger Klärwerksverbundes Köhlbrandhöft/Dradenau mithilfe der dynamischen Simulation. *KA-Wasserwirtschaft, Abwasser, Abfall* 48(4): 490-498.
- Lee, D. S., Vanrolleghem, P.A., Park, J.M. 2005. Parallel hybrid modeling methods for a full-scale cokes wastewater treatment plant. *Journal of Biotechnology* 115: 317-328.
- Morgenroth, E., Arvin, E., Vanrolleghem, P. 2002. The use of mathematical Models in teaching Wastewater treatment engineering. *Water Science and Technology* 45(6): 229-233.
- Nuhoglu, A., Keskinler, B., Yildiz, E. 2005. Mathematical modelling of the activated sludge process- the Erzincan case. *Process Biochemistry* 40: 2467-2473.
- Onkal-Engin, G., Demir, I. and Engin, S.N. 2005. Determination of the relationship between sewage odour and BOD by neural networks. *Environmental Modelling & Software* 20: 843-850.
- Winkler, U. und Voigtländer, G. 1995. Anwendung neuronaler Netze für die Simulation von Prozessabläufen auf vorhandenen Kläranlagen. *Korrespondenz Abwasser* 10: 1784-1792.
- Zhao, H., Hao, O.J. and McAvoy, T.J. 1999. Approaches to modeling nutrient dynamics: ASM2, simplified model and neural nets. *Water Science and Technology* 39(1): 227-234.