

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ATIKSU ARITMA TESİSLERİNDE BİYOKİMYASAL OKSİJEN
İHTİYACININ FARKLI YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ İLE MODELLENMESİ:
ANTALYA HURMA ATIKSU ARITMA TESİSİ ÖRNEĞİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Osman Tuğrul BAKİ

ARALIK 2016
TRABZON



KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ATIKSU ARITMA TESİSLERİNDE BİYOKİMYASAL OKSİJEN İHTİYACININ
FARKLI YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ İLE MODELLENMESİ:
ANTALYA HURMA ATIKSU ARITMA TESİSİ ÖRNEĞİ

Osman Tuğrul BAKİ

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünde
“İNŞAAT YÜKSEK MÜHENDİSİ”
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 06.12.2016
Tezin Savunma Tarihi : 28.12.2016

Tez Danışmanı : Doç. Dr. Egemen ARAS

Trabzon 2016

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalında
Osman Tuğrul BAKİ Tarafından Hazırlanan**

**ATIKSU ARITMA TESİSLERİNDE BİYOKİMYASAL OKSİJEN İHTİYACININ
FARKLI YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ İLE MODELLENMESİ: ANTALYA
HURMA ATIKSU ARITMA TESİSİ ÖRNEĞİ**

**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 13/12/2016 gün ve 1680 sayılı
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda
YÜKSEK LİSANS TEZİ
olarak kabul edilmiştir.**

Jüri Üyeleri

Başkan : Prof. Dr. Ömer YÜKSEK

Üye : Doç. Dr. Egemen ARAS

Üye : Yrd. Doç. Dr. Ümmükuşüm ÖZEL AKDEMİR



Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

“Atıksu Arıtma Tesislerinde Biyokimyasal Oksijen İhtiyacının Farklı Yapay Zeka Teknikleri İle Modellenmesi: Antalya Hurma Atıksu Arıtma Tesisi Örneği” başlıklı bu çalışma Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı’nda yüksek lisans tezi olarak hazırlanmıştır.

Yüksek lisans çalışmamın her aşamasında yardımlarını esirgemeyen, yapıcı ve yönlendirici fikirleri ile yol gösteren danışman hocam Sn. Doç. Dr. Egemen ARAS’a teşekkür eder, saygılarımı sunarım.

Yüksek lisans eğitimim boyunca beni yönlendiren ve çıktığım bu yolda beni başarıya teşvik eden Yrd. Doç. Dr. Adem BAYRAM’a teşekkürü borç bilirim. Tez çalışmamın analiz ve program kısmında yardımlarını esirgemeyen, bilgilerini paylaştığım başta Sn. Yrd. Doç. Dr. Murat KANKAL olmak üzere, Arş. Gör. Sinan NACAR, Arş. Gör. Uğur SATILMIŞ, Arş. Gör. Ümit BAHADIR, Arş. Gör. Banu YILMAZ ve Arş. Gör. Seda ÖZTÜRK’e en içten teşekkürlerimi sunarım. Lisans ve yüksek lisans aşamasında öğrencisi olduğum ilminden faydalandığım, öğrencisi olmaktan onur duyduğum, tecrübelerinden faydalanırken göstermiş olduğu hoşgörü ve sabrından dolayı değerli hocam Sn. Prof. Dr. Ömer YÜKSEK’e, tez çalışmam süresince bilgilerinden istifade ettiğim, yardımlarını esirgemeyen Sn. Yrd. Doç. Dr. Ümmükülsüm ÖZEL AKDEMİR’e, lisans aşamasında bilgi ve tecrübesinden yararlandığım merhum Doç. Dr. Murat İhsan KÖMÜRCÜ’ye ve ilk öğretmenim Fatma YALÇIN’a sonsuz teşekkür ederim. İşletme verilerinin temini konusunda yardımlarını esirgeyemeyen ASAT Kanalizasyon Daire Başkanı Sn. Murat Tütüncübaşı ve İlbank AŞ. Antalya Bölge Müdürü Sn. Yakup Koç’a teşekkür ederim.

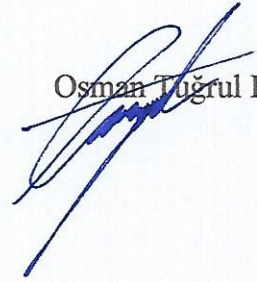
Bu yoğun süreçte desteklerini benden esirgemeyip maddi manevi yönden hayatımın her döneminde bana yardım eden aileme bana gösterdikleri sabırdan dolayı teşekkürlerimi sunarım.

Osman Tuğrul BAKİ

Trabzon, 2016

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “Atıksu Arıtma Tesislerinde Biyokimyasal Oksijen İhtiyacının Farklı Yapay Zeka Teknikleri İle Modellenmesi: Antalya Hurma Atıksu Arıtma Tesisi Örneği” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Doç. Dr. Egemen ARAS’ın sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 28/12/2016


Osman Tuğrul BAKİ

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET	VII
SUMMARY	VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	IX
TABLolar DİZİNİ.....	XII
SEMBOLLER DİZİNİ	XIV
1. GENEL BİLGİLER.....	1
1.1. Giriş	1
1.2. Tezin Amacı ve Kapsamı.....	3
1.3. Literatür Taraması	4
1.4. Atıksuların Arıtılması	15
1.4.1. Evsel Atıksuların Bileşenleri ve Başlıca Atıksu Parametreleri	17
1.5. Atıksu Arıtma Tesislerinin Yapısı	20
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR.....	23
2.1. Çalışma Alanı ve Veriler	23
2.1.1. Hurma Atıksu Arıtma Tesisi ve Tanımı	23
2.1.2. Tesis Tanıtımı	26
2.2. Hurma AAT’nde Yapılan Analizler	31
2.3. Çalışmada Kullanılan Yöntemler	32
2.3.1. Çoklu Regresyon Analizi (ÇRA).....	32
2.3.2. Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Eğrileri (ÇDURE).....	33
2.3.3. Yapay Arı Kolonisi (YAK)	35
2.3.4. Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması (ÖÖTO).....	40

2.3.5.	Yapay Sinir Ağları (YSA)	44
2.3.5.1.	Biyolojik Sinir Hücresi	45
2.3.5.2.	Yapay Sinir Hücresi.....	46
2.3.5.3.	Yapay Sinir Ağlarının Yapısı	47
2.3.5.4.	Geri Yayınım Algoritması	49
2.4.	Veri Seti	50
2.4.1.	Giriş Parametrelerinin Belirlenmesi	54
2.4.2.	Veri Gruplarının Analizi.....	55
2.4.3.	Çalışmada Kullanılan Değerlendirme Kriterleri.....	58
3.	BULGULAR VE İRDELEME	60
3.1.	Model-1 ile BOİ Tahmini	60
3.1.1.	Yapılan Hesaplamalar.....	73
3.1.2.	Değerlendirme	73
3.2.	Model-2 ile BOİ Tahmini	75
3.2.1.	Yapılan Hesaplamalar.....	75
3.2.2.	Değerlendirme	87
3.3.	Model-3 ile BOİ Tahmini	88
3.3.1.	Yapılan Hesaplamalar.....	88
3.3.2.	Değerlendirme	100
3.4.	Genel Değerlendirme.....	101
4.	SONUÇLAR.....	103
5.	ÖNERİLER.....	105
6.	KAYNAKLAR	106
ÖZGEÇMİŞ		

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

ATIKSU ARITMA TESİSLERİNDE BİYOKİMYASAL OKSİJEN İHTİYACININ FARKLI YAPAY ZEKA TEKNİKLERİ İLE MODELLENMESİ: ANTALYA HURMA ATIKSU ARITMA TESİSİ ÖRNEĞİ

Osman Tuğrul BAKİ

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Doç. Dr. Egemen ARAS
2016, 114 Sayfa

Atıksu arıtma tesislerinin işletimi ve yönetiminde biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ) miktarının gözlemlenmesi önem arz etmektedir. Bu parametrenin ölçümü ve takibi, atıksuyun kirlilik değerlerinin kontrol altında tutulmasını sağlar. Ancak BOİ'nin ölçümü zordur ve analiz sonuçlarının elde edilmesi 5 gün gibi uzun bir süre almaktadır. Buna bağlı olarak BOİ parametresinin ölçüm maliyeti de bir hayli artış göstermektedir. Bu zorlukları ortadan kaldırmak adına BOİ parametresinin yapay zeka yöntemleri ile tahmini yapılan çalışmalar arasındadır. Bu çalışmada, Antalya Hurma AAT giriş havuzunda BOİ tahmini yapılması amaçlanmıştır. Bu doğrultuda farklı regresyon ve yapay sinir ağları teknikleri kullanılarak karşılaştırmalı analizler yapılmıştır. Çoklu regresyon analizi, çok değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri, yapay arı kolonileri, öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması, çok katmanlı yapay sinir ağları, yapay arı kolonisi algoritması ile yapay sinir ağları eğitimi ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması ile yapay sinir ağları eğitimi olmak üzere toplamda 7 ayrı yöntem uygulanmıştır. Tesiste ölçülen farklı giriş parametreleri aracılığıyla BOİ tahmini yapılmaya çalışılmıştır. 232 adet günlük veri aracılığıyla analizler gerçekleştirilmiştir. Tahmin çalışmasında kullanılan 8 parametrelili (Q, t, pH, KOİ, AKM, tN, tP, Eİ) modelleme seti Model-1, 7 parametrelili (Q, t, pH, KOİ, tN, tP, Eİ) modelleme seti Model-2 ve iki parametrelili (KOİ, AKM) modelleme seti ise Model-3 olarak adlandırılmıştır. Oluşturulan modelleri kıyaslandığında en yüksek determinasyon katsayısını veren Model-1 ÇK-YSA modeli en iyi model olarak belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Atıksu Arıtma Tesisi, Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı Tahmini, Yapay Sinir Ağları, Yapay Arı Kolonisi, Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması, Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Eğrileri

Master Thesis

SUMMARY

MODELLING OF BIOCHEMICAL OXYGEN DEMAND ON WASTEWATER
TREATMENT PLANT BY USING DIFFERENT ARTIFICIAL INTELLIGENCE
METHODS: ANTALYA HURMA WASTEWATER TREATMENT PLANT EXAMPLE

Osman Tuğrul BAKİ

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Civil Engineering Graduate Program
Supervisor: Assoc. Prof. Egemen ARAS
2016, 114 Pages

Biological oxygen demand (BOD) has been shown to be an important variable in water quality management and planning. However, measuring BOD value is troublesome and also this method takes a long time like 5 days. Correspondingly, analyzing cost is increasing. To prevent these complexity, prediction of BOD value with artificial neural networks is very common. In this study, predicting BOD value is aimed in Hurma Wastewater Treatment Plant (Antalya). Many methods were developed regarding BOD estimation. Accordingly, different regression and ANN were used and comparative analysis were conducted. For each analysis 7 methods were used. These are regression analysis, multivariate adaptive regression splines, artificial bee colony, teaching-learning based optimism algorithm, multilayer artificial neural network, artificial neural network training using artificial bee colony and artificial neural network training using teaching-learning based optimism algorithm. 232 daily parameters utilized in numerical analysis. BOD value were predicted by different training values. At the prediction methods; Model-1 had 8 parameters (Q, t, pH, COD, SS, tN, tP, EC), Model-2 had 7 parameters (Q, t, pH, COD, tN, tP, EC), Model-3 had 2 parameters (COD, SS). Based on the comparisons in the used methods, Model-1 had obtained highest determination coefficient.

Key Words: Wastewater Treatment Plant, Predicting Biochemical Oxygen Demand, Artificial Neural Network, Artificial Bee Colony, Teaching-Learning Based Optimism Algorithm, Multivariate Adaptive Regression Splines.

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa No
Şekil 1. Örnek bir atıksu arıtımı ve arıtma kademeleri.....	21
Şekil 2. Hurma AAT'nin konumu	23
Şekil 3. Hurma AAT genel görünüm.....	24
Şekil 4. Hurma AAT yerleşim planı ve açıklamaları	25
Şekil 5. ÇDURE modelindeki temel fonksiyonlar	34
Şekil 6. Arı dansı ve gözcü arılara bilgi aktarımı	37
Şekil 7. YAK algoritmasının akış diyagramı.....	42
Şekil 8. ÖÖTO algoritması akış şeması.....	43
Şekil 9. Biyolojik sinir hücresinin yapısı.....	46
Şekil 10. Yapay sinir hücresinin yapısı	47
Şekil 11. Yapay sinir ağı modeli	48
Şekil 12. Hurma AAT giriş havuzu debi verilerinin zamana bağlı değişimi.....	51
Şekil 13. Hurma AAT giriş havuzu pH verilerinin zamana bağlı değişimi.....	51
Şekil 14. Hurma AAT giriş havuzu sıcaklık verilerinin zamana bağlı değişimi	51
Şekil 15. Hurma AAT giriş havuzu KOİ verilerinin zamana bağlı değişimi	52
Şekil 16. Hurma AAT giriş havuzu BOİ verilerinin zamana bağlı değişimi.....	52
Şekil 17. Hurma AAT giriş havuzu AKM verilerinin zamana bağlı değişimi	52
Şekil 18. Hurma AAT giriş havuzu tN verilerinin zamana bağlı değişimi	53
Şekil 19. Hurma AAT giriş havuzu tP verilerinin zamana bağlı değişimi	53
Şekil 20. Hurma AAT giriş havuzu Eİ verilerinin zamana bağlı değişimi.....	53
Şekil 21. Model-1'e ait ÇRA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı	62
Şekil 22. Model-1'e ait ÇRA modelinin zaman serisi.....	62
Şekil 23. Model-1'e ait ÇDURE tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	64
Şekil 24. Model-1'e ait ÇDURE modelinin zaman serisi	64
Şekil 25. Model-1'e ait YAK tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı	66
Şekil 26. Model-1'e ait YAK modelinin zaman serisi	66
Şekil 27. Model-1'e ait ÖÖTO tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	68
Şekil 28. Model-1'e ait ÖÖTO modelinin zaman serisi.....	68

Şekil 29.	Model-1'e ait ÇK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	70
Şekil 30.	Model-1'e ait ÇK-YSA modelinin zaman serisi	71
Şekil 31.	Model-1'e ait YAK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	71
Şekil 32.	Model-1'e ait YAK-YSA modelinin zaman serisi	72
Şekil 33.	Model-1'e ait ÖÖTO-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	73
Şekil 34.	Model-1'e ait ÖÖTO-YSA modelinin zaman serisi.....	73
Şekil 35.	Model-1'e ait tüm modeller.....	74
Şekil 36.	Model-2'ye ait ÇRA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	76
Şekil 37.	Model-2'e ait ÇRA modelinin zaman serisi	76
Şekil 38.	Model-2'ye ait ÇDURE tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	78
Şekil 39.	Model-2'ye ait ÇDURE modelinin zaman serisi	78
Şekil 40.	Model-2'ye ait YAK tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	80
Şekil 41.	Model-2'ye ait YAK modelinin zaman serisi	80
Şekil 42.	Model-2'ye ait ÖÖTO tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	82
Şekil 43.	Model-2'ye ait ÖÖTO modelinin zaman serisi	82
Şekil 44.	Model-2'ye ait ÇK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	84
Şekil 45.	Model-2'ye ait ÇK-YSA modelinin zaman serisi	84
Şekil 46.	Model-2'ye ait YAK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	85
Şekil 47.	Model-2'ye ait YAK-YSA modelinin zaman serisi	86
Şekil 48.	Model-2'ye ait ÖÖTO-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	86
Şekil 49.	Model-2'ye ait ÖÖTO-YSA modelinin zaman serisi.....	87
Şekil 50.	Model-2'ye ait tüm modeller.....	88
Şekil 51.	Model-3'e ait ÇRA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı	89
Şekil 52.	Model-3'e ait ÇRA modelinin zaman serisi	90
Şekil 53.	Model-3'e ait ÇDURE modelinin zaman serisi	90
Şekil 54.	Model-3'e ait ÇDURE tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	91

Şekil 55.	Model-3'e ait YAK modelinin zaman serisi	92
Şekil 56.	Model-3'e ait YAK tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı	93
Şekil 57.	Model-3'e ait ÖÖTO tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	94
Şekil 58.	Model-3'e ait ÖÖTO tahmin modelinin zaman serisi.....	95
Şekil 59.	Model 3'e ait ÇK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	97
Şekil 60.	Model - 3'e ait ÇK-YSA tahmin modelinin zaman serisi	97
Şekil 61.	Model 3'e ait YAK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	98
Şekil 62.	Model - 3'ye ait YAK-YSA tahmin modelinin zaman serisi	98
Şekil 63.	Model-3'e ait ÖÖTO-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı.....	99
Şekil 64.	Model-3'e ait ÖÖTO-YSA tahmin modelinin zaman serisi.....	100
Şekil 65.	Model-3'e ait tüm modeller.....	101

TABLolar DİZİNİ

	Sayfa No
Tablo 1. Evsel atıksuyun fiziksel, kimyasal ve biyolojik bileşenleri.....	18
Tablo 2. Atıksu Arıtma Yöntemleri.....	22
Tablo 3. İşletme Parametreleri	32
Tablo 4. Hurma AAT'ne ait analiz verilerinin temel istatistikleri.....	50
Tablo 5. Hurma AAT giriş havuzuna ait analiz verilerinin korelasyon katsayıları.....	54
Tablo 6. Kurulan YSA modelleri için uygulanan değişkenler.....	57
Tablo 7. Oluşturulan YAK ve ÖÖTO model parametre değerleri	57
Tablo 8. YAK-YSA, ÖÖTO-YSA kontrol parametreleri.....	57
Tablo 9. YAK-YSA ve ÖÖTO-YSA modellerinde kullanılan değişkenler	58
Tablo 10. Model-1'e ait ÇRA denklem katsayıları	61
Tablo 11. Model-1'e ait ÇRA sonuçları	61
Tablo 12. Model-1'e ait ÇDURE sonuçları.....	63
Tablo 13. Model-1'e ait YAK modelinin denklem katsayıları.....	65
Tablo 14. Model-1 e ait YAK sonuçları	66
Tablo 15. Model-1'e ait ÖÖTO modelinin denklem katsayıları	67
Tablo 16. Model-1 e ait ÖÖTO sonuçları.....	68
Tablo 17. Model– 1'e ait ÇK-YSA analizlerinden elde edilen kümesi hata değerleri	69
Tablo 18. Model-1 e ait ÇK-YSA sonuçları.....	70
Tablo 19. Model-1'e ait YAK-YSA sonuçları	72
Tablo 20. Model-1 e ait ÖÖTO-YSA sonuçları	72
Tablo 21. Model-1'e ait bütün modellerin sonuçları	74
Tablo 23. Model-2'ye ait ÇRA sonuçları	76
Tablo 24. Model-2'ye ait ÇDURE sonuçları	77
Tablo 25. Model-2'ye ait YAK modelinin denklem katsayıları.....	79
Tablo 26. Model-2'ye ait YAK sonuçları.....	79
Tablo 27. Model-2'ye ait ÖÖTO modelinin denklem katsayıları	81
Tablo 28. Model-2'ye ait ÖÖTO sonuçları	82
Tablo 29. Model–2'ye ait ÇK-YSA analizlerinden elde edilen kümesi hata değerleri	83
Tablo 30. Model-2'ye ait ÇK-YSA sonuçları.....	84

Tablo 31.	Model-2'ye ait YAK-YSA sonuçları	85
Tablo 32.	Model-2'ye ait ÖÖTO-YSA sonuçları	87
Tablo 33.	Model-2'ye ait tüm modellerin sonuçları	88
Tablo 33.	Model-3'e ait ÇRA denklem katsayıları	89
Tablo 34.	Model-3'e ait ÇRA sonuçları	89
Tablo 35.	Model-3'e ait ÇDURE sonuçları	91
Tablo 36.	Model-3'e ait YAK denklem katsayıları	92
Tablo 37.	Model-3'e ait YAK sonuçları	93
Tablo 38.	Model-3'e ait ÖÖTO denklem katsayıları	93
Tablo 39.	Model-3'e ait ÖÖTO sonuçları	94
Tablo 40.	Model-3'e ait ÇK-YSA analizlerinden elde edilen kümesi hata değerleri	96
Tablo 41.	Model-3'e ait ÇK-YSA sonuçları	96
Tablo 42.	Model-3'e ait YAK-YSA sonuçları	98
Tablo 43.	Model-3'e ait ÖÖTO-YSA sonuçları	99
Tablo 44.	Model-3'e ait tüm modellerin sonuçları	100

SEMBOLLER DİZİNİ

AAT	: Atıksu arıtma tesisi
AKM	: Askıda katı madde
ASAT	: Antalya Su ve Atıksu İdaresi Genel Müdürlüğü
ASBS	: Adaptif sinirsel bulanık sistemler
$b_0, b_1, \dots, b_m$	: Regresyon katsayıları
BF_n	: ÇDURE modelinin oluşturduğu taban fonksiyonu
BM	: Bulanık mantık
BOİ	: Biyokimyasal oksijen ihtiyacı (mg/L)
$BOİ_{s_{gözlenen}}$	: Biyokimyasal oksijen ihtiyacı değerinin gözlenmiş değeri
$BOİ_{s_{tahmin}}$	: Biyokimyasal oksijen ihtiyacı değerinin modellenmiş değeri
$\overline{BOİ}_{s_{gözlenen}}$	: Biyokimyasal oksijen ihtiyacı değerinin ortalaması
$\overline{BOİ}_{s_{tahmin}}$	: Biyokimyasal oksijen ihtiyacı değerinin ortalaması
C_{sx}	: Çarpıklık katsayısı
C_v	: Değişim katsayısı
ÇDURE	: Çok değişkenli uyarlamalı regresyon eğrileri
ÇHİ	: Çamur hacim indeksi
ÇK-YSA	: Çok katmanlı yapay sinir ağları
ÇKA	: Çok katmanlı algılayıcı
ÇO	: Çözülmüş oksijen
ÇRA	: Çoklu regresyon analizi
Eİ	: Elektriksel iletkenlik
EN	: Eşdeğer nüfus
GA	: Genetik algoritma
KHOK	: Karesel hatanın ortalama karekökü
KOİ	: Kimyasal oksijen ihtiyacı (mg/L)
KSAKM	: Karışık sıvıda askıda katı madde
KSAUKM	: Karışık sıvıda askıda uçucu katı madde
MCN	: Maksimum döngü sayısı

N	: Veri sayısı
NP	: Popölasyon hacmi
NMI	: Maksimum iterasyon sayısı
Q	: Giriş suyu debisi (m ³ /g)
OMH	: Ortalama mutlak hata
ÖÖTO	: Öğretme - öğrenme tabanlı optimizasyon
R ²	: Determinasyon katsayısı
S _x	: Verilerin temel istatistik değerlerinde standart sapma değeri
SN	: Besin kaynağı sayısı
t	: Sıcaklık (°C)
TÇKM	: Toplam çökebilien katı madde (mg/l)
TKM	: Toplam katı madde (mg/l)
TÜİK	: Türkiye İstatistik Kurumu
UAKM	: Uçucu askıda katı madde (mg/l)
tN	: Toplam azot miktarı (mg/l)
tP	: Toplam fosfor miktarı (mg/l)
YAK	: Yapay arı kolonisi
YSA	: Yapay sinir ağıları
YSA-ÖÖTO	: Öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması ile YSA eğitimi
YSA-YAK	: Yapay arı kolonisi algoritması ile YSA eğitimi
X _{ort}	: Verilerin temel istatistik değerlerinde ortalama değeri
X _{mak}	: Verilerin temel istatistik değerlerinde maksimum değeri
X _{min}	: Verilerin temel istatistik değerlerinde minimum değeri

1.GENEL BİLGİLER

1.1.Giriş

Su, insanların çağlar boyunca bulmak için savaş verdiği, toplumların gelişmesinde ve geçmişte pek çok uygarlığın çöküp yok olmasında etkileri olan yaşamın temel öğelerinden biridir. Bir besin maddesi olmasının yanında, içerisinde bulundurduğu mineral ve bileşiklerle vücudumuzdaki her türlü biyokimyasal reaksiyonların gerçekleşmesinde etkin rol oynamaktadır. Bu nedenle susuz hayat düşünülemez. Su canlının ve canlılığın simgesi olduğu gibi, aynı zamanda canlılar için bir yaşam ortamıdır (Akın vd., 2007).

Su önemli bir taşıyıcı sıvıdır. İçme suyu ihtiyacını gidermede, endüstriyel üretimde, tarımsal sulamada, enerji üretiminde, ulaşım yolu olarak ve temizlikte kullanılan su, tabiatta katı, sıvı, gaz halinde devamlı bir döngü içinde bulunmaktadır ve su, insanlar tarafından bu döngüden alınıp kullanıldıktan sonra arıtılarak tekrar bu döngüye verilmektedir (Şibil, 2008).

İnsanların doğayı kirletmesi sonucunda zararlı maddeler yüzlerce kilometre uzaktaki bölgelere taşınmaktadır. Kirletilen bu sular doğada serbest halde bulunan diğer su ve su kaynaklarına karışarak kirliliğe sebep olmaktadır. Bu kirlenmenin etkisiyle birlikte su ortamında yaşayan canlıların yaşama imkânları kısıtlanmaktadır.

Şehirleşme ve artan nüfusa paralel olarak kullanılan ve kirletilen su miktarı artmaktadır. Dolayısıyla kullanılan kirli suyun insan ve çevre sağlığına zarar vermeden toplanıp, alıcı ortamı tahrip etmeden arıtılarak uzaklaştırılması gerekliliği ortaya çıkmıştır. Atıksuların arıtılmasının amacı atık sudan dolayı oluşan hastalıkları, kirliliği ve deşarj edileceği alıcı ortama vereceği hasarı önlemektir.

Atıksuların arıtılması, su kaynaklarının azaldığı göz önünde bulundurulduğunda, geri kazanımın sağlanması ve çevreye en az zarar verecek şekilde deşarj edilmesi hızla büyüyen ve gelişen dünya için büyük önem arz etmektedir. Bu doğrultuda, içme suyu ve atıksu arıtma tesislerinin başarılı tasarımı, güvenli bir şekilde işletilmesi, artan ihtiyaçlar ve gelişen teknolojik imkânlar dâhilinde mevcut tesislerin sürekli geliştirilmesi gerekmektedir. Burada temel amaç yönetmelikçe belirtilen yeterli arıtmı sağlamak ve bunun maksimum verimliliğini garanti altına almaktır (Şibil, 2008).

Tüm dünyada olduğu gibi ülkemizde de son yıllarda görülen yoğun bir nüfus artışı, hızlı bir sanayileşme ile ülkemizdeki tatlı su kaynaklarının kısıtlılığı göz önüne alındığı zaman temiz suya olan ihtiyaç giderek artmaktadır. Artan su talebini karşılamak için mevcut su kaynaklarının etkili kullanımı, kirlenmeye karşı tedbirlerin alınması ve kısmen ve tamamen arıtılmış suyun tekrar kullanılması “İklim Değişikliği” ve “Avrupa Birliği Uyum Süreci” ile son yıllarda önem kazanmıştır.

Türkiye’de 2014 yılı TÜİK verilerine göre 604 atıksu arıtma tesisi bulunmaktadır. Bu tesislerin 345’i biyolojik arıtma, 118’i doğal arıtma, 49’u fiziksel arıtma ve 92’si gelişmiş arıtma yapmaktadır.

Su kaynağının kimyasal, fiziksel, bakteriyolojik, radyoaktif ve ekolojik özelliklerinin olumsuz yönde değişmesi olarak tanımlanan su kirliliği olarak tanımlanmaktadır. Su kirliliğinin kaynakları; evsel ve endüstriyel deşarjlar, zirai mücadele ilaçları, doğal ve yapay tarımsal gübreler, yağlar vb. maddeler, sentetik deterjanlar, ölmüş hayvanlar, bitkiler ve tarımsal atıklar, radyoaktifler, inorganik tuzlar ve atık ısı olarak sıralanabilir. (Uslu, 1987).

Evsel ve endüstriyel atıksu arıtma tesisleri giriş debileri ve atıksu karakterizasyonu açısından büyük değişimler gösterirler. Bu değişimlerden dolayı bir evsel atıksu arıtma tesisinden sağlanan bilgi ve tecrübenin başka bir evsel atıksu arıtma tesisinde kullanılması çok zor olmaktadır. Ayrıca, evsel atıksu arıtma tesislerinin işletilmesinde birçok değişkenin göz önünde bulundurulması gerekmektedir. Bu değişkenlerden bazıları yerinde ölçülebilirken bazıları ise laboratuvar ortamında ölçülmelidir (Çınar vd., 2005). Atıksuların kirlletici parametrelerinden bazıları olan pH, sıcaklık, kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ), biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ), toplam askıda katı madde (TAKM), toplam azot (tN), toplam fosfor (tP) gibi parametrelerin laboratuvar ortamında sürekli bir biçimde belirli aralıklarda ölçülerek kontrol edilmesi gerekmektedir. Laboratuvar ortamında ölçümün kendi içerisinde zorlukları, ölçüm maliyetleri ve uzun bekleme süreleri olabilmektedir. Gelişen teknolojiyle bilgisayar programları kullanılarak mevcut deneysel verileri belirli kabuller aracılığıyla diğer parametrelerin tahminlerini yapmak mümkün olmaktadır (Sezer, 2007). İleriye yönelik tahmin yöntemleriyle mevcut işletim verileri, ölçüm değerleri kullanılarak laboratuvar ortamında var olan bu zorlukların giderilmesi günümüzde yapılan çalışmalar arasındadır.

1.2.Tezin Amacı ve Kapsamı

Su kalitesinin yönetimi ve planlanmasında son derece kritik olan BOİ miktarının doğru bir şekilde tahmin edilebilmesi büyük önem arz etmektedir. Çünkü BOİ miktarının tahmini, su kalitesinin çevreye olan etkilerinin belirlenmesi açısından önemli rol oynamaktadır. Ancak bu kadar önemli olan bu parametrenin ölçümü zordur ve ölçüm sonuçlarının ele alınması beş gün gibi uzun bir zaman almaktadır. Ölçümlerin zorluğu ve uzun zaman alması ölçümlerin maliyetini de arttırmaktadır. Biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ) ölçümü ve kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ) ölçümünün hemen ardından yapılmaktadır. KOİ testi yaklaşık üç saat içerisinde yapılabilir. BOİ değeri ölçüm süresi kısa olan parametreler ile ilişkilendirilebilirse atıksu arıtma tesisi işletim ve kontrolünde kullanılabilir hem de işletim kolaylığı sağlayabilir. BOİ tahmini konusunda yapılan uyarlanabilir çalışmalar hem tesis işletme giderlerini düşürecek hem de analiz sonuçlarını elde etmek bekleme süresini azaltacaktır.

Araştırmacılar su kalitesi parametrelerini kullanarak regresyon analizi yapmaktadırlar. Ancak bu klasik regresyon analizi problemin doğasından kaynaklanan lineer olmayan karmaşık ilişkiler sebebiyle iyi sonuçlar vermemektedir. Lineer olmayan problemler, klasik yöntemlere her zaman rahat modelleme imkanı vermez. Belirsizlik ve kesinsizlik durumlarında daha uygun olarak kullanılabilecek başka yöntemler de mevcuttur. Literatürde esnek yöntemler olarak ifade edilebilecek bu grup içerisinde yapay sinir ağları (YSA), bulanık mantık (BM), adaptif sinirsel bulanık sistemler (ASBS) gibi yöntemler bulunmaktadır (Yılmaz, 2016).

Modelleme, belirli hedeflere ulaşabilmek için mevcut sistemin bilgisayar ortamında benzerini kuran veya işletme performansını inceleyen bir aşamadır. Su kalitesi modellerinde, kirliliği belirleyen parametrelerin konsantrasyonlarının zamanda ve uzaydaki değişimlerini matematiksel olarak ifade eden bir yapıdır. Modelleme ile atıksu arıtma tesisinin işletiminin kolaylaştırılabileceğini ve ekonomik olarak sürekli maliyet gerektiren laboratuvar deneylerinin modellemeler aracılığıyla yapılabilmesi düşünülmektedir.

YSA yöntemi su kalitesi değerlerini tahmin etmede giderek yaygınlaşmaktadır. Bu çalışmada atıksu arıtma tesisi giriş suyundaki günlük BOİ miktarı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Su kalitesini belirlemede kullanılan; giriş suyu debisi (Q), sıcaklık (T), pH, kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ), askıda katı madde (AKM), toplam azot miktarı (tN), toplam

fosfor miktarı (tP) ve elektriksel iletkenlik (EI) parametreleri modelleme girdi verisi olarak BOİ tahmininde kullanılmıştır.

Matematik modeller atıksu arıtma sistemlerinin tasarımı ve optimum koşullarda işletilmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Model kurulurken ilk aşamada, arıtma tesisinden elde edilen veriler aracılığıyla yürütülen model kalibrasyonu sağlanıp, tesisin dinamik giriş ve çevresel koşullar altındaki davranışının incelenebilmesini hedeflenmelidir (Yoo vd., 2003).

Oluşturulan model, ele alınan sistemin işletme koşullarına uygun olarak kalibre edildikten sonra, arıtma tesisinin optimizasyonu, çıkış standartlarının sağlanması, işletme maliyetinin azaltılması, uygun proses kontrol stratejilerinin geliştirilmesi amaçlarıyla kullanılabilir. Ancak, proses şartlarının değiştirilmesinin modelin güvenilirliğine etkisi de göz önünde bulundurulmalıdır (Insel vd., 2007).

Türkiye’de yapılmış olan atıksu arıtma tesislerinin ülke genelindeki durumları incelendiği zaman tesislerdeki işletme giderlerinin yüksek olması durumunda maliyet konusunda sıkıntılar yaşanmaktadır. Bu tesisler için yapılması düşünülen masraflar, özellikle bizim ülkemiz gibi gelişmekte olan bir ülke için ciddi finans problemlerine yol açabilmektedir. İşletim parametrelerinin sayısal olarak önceden tahmin edilerek kontrolünün yapılması günümüzde bilgisayar ortamında modelleme yapılarak mümkün hale gelmiştir. Böyle bir çalışma sonucunda elde edilecek yapılanma, atıksu arıtma tesislerinin işletiminde hem işletme kolaylığı hem de ekonomik açıdan uygun çözümler üretmekte faydalı olacaktır (Sinan, 2010).

1.3.Literatür Taraması

Becher (1994), Chemnitz-Heinerdorf (Almanya) pilot arıtma tesisinin (10.000 eş değer nüfus, EN) biyolojik arıtma ünitesi girişinde 3 hafta süresince iletkenlik, bulanıklık, redoks potansiyeli 2 saatlik kompozit numunelerde tayin edilerek, giriş BOİ₅ konsantrasyonları tahmin edilmiştir. Sonuçlar, gerçek değerler ile tahmin değerleri arasında iyi bir örtüşme olduğunu ortaya koymuştur.

Winkler (1995), Chemnitz-Heinerdorf (Almanya) pilot arıtma tesisin (10.000 EN) azot giderim ünitesinde, yapay sinir ağları yardımıyla dinamik bir simülasyon modeli ortaya koymuştur. Proses verileri, dört haftalık ölçümlerden elde edilmiştir. Giriş, denitrifikasyon ve nitrifikasyon ünitelerinin çıkışında NH₄-N ve NO₃-N parametreleri 2 saatlik kompozit

numunelerde tespit etmiştir. Bunların yanı sıra giriş debisi, geri devir ve geri devir çamur miktarları da ölçülmüştür. 6 farklı veri grubunda, yağmurlu hava verilerinin dahil olduğu tüm veriler (varyasyon-1) ve sadece kurak hava verileri (varyasyon-2) dikkate alınarak 11 model oluşturulmuş ve optimum YSA yapısı tespit edilmiştir. Geriye yayılım ve radyal tabanlı yapıların daha iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir. Varyasyon-2 model simülasyon sonuçlarının Varyasyon-1'e göre daha iyi olduğu tespit edilmiştir. Varyasyon-1 için korelasyon katsayısı (r), minimum yüzde hata, ortalama yüzde hata ve maksimum yüzde hata sırasıyla 0.87, % 0.00, % 4.4 ve %50.2 olmasına karşın varyasyon 2'de 0.89, % 0.00, % 3.8 ve %28.7 olarak bulunmuştur.

Häck ve Köhne (1996), tarafından Almanya Siegen yakınlarındaki bir atıksu arıtma tesisinde yürütülen çalışmada, online ölçüm analizatörlerinin eksik verilerinin YSA kullanarak tamamlanabileceği gösterilmiştir. Bu bağlamda arıtma tesisi girişinde, havalandırma tankında ve çıkışta pH, iletkenlik, bulanıklık, redoks potansiyeli, KOİ, NH₄-N ve NO₃-N parametreleri, 2 haftalık bir dönem için sürekli olarak ölçülmüştür. İlk hafta verileri modelin eğitimi, diğer veriler ise model testi için kullanılmıştır. Giriş KOİ, NH₄-N konsantrasyonları ile havalandırma tankı NH₄-N ve NO₃-N konsantrasyonları MLP modeli ile tahmin edilmiştir. Model performansının göstergesi olarak, ortalama yüzde hata sırasıyla %7.4, %9.2, %16, %27 olarak bulunmuştur. Diğer yandan korelasyon katsayısı (r) giriş KOİ konsantrasyonları için 0.92 iken havalandırma tankı NH₄-N ve NO₃-N konsantrasyonları için 0.91 ve 0.82 olarak hesaplanmıştır.

Dandy ve Maier (1998), akarsudaki düzenli ölçülen bulanıklık, renk sıcaklık, çözünmüş fosfor, toplam fosfor ve demir konsantrasyon değerleri kullanılarak, bir bakteri tipinin konsantrasyonunu belirlemişlerdir. Çalışmasında kimyasal arıtma tesisleri için kontrol ve yapay sinir ağı ile modellemesini araştırmışlardır. Burada; çözünmüş oksijen, nutrient, sıcaklık değerleri için sensörlerle kontrol sistemi tasarlamışlardır.

Al – Ghusain (1999), yaptığı çalışmada sıcaklık, giriş debi, BOİ_g, AKM_g, birincil arıtım sonundaki BOİ ve AKM değerlerini girdi olarak kullanarak, ikincil ve üçüncül arıtım BOİ ve AKM değerleri çıktı olarak modellemiştir.

Huang ve Wang (1999), grafik bir model olan Fuzzy Casual Network (FCN) geliştirmiş ve atıksu arıtma tesisi çalışmasına uygulamışlardır. Evsel atıksuya, öncül arıtma, ön çökeltme ve aktif çamur arıtım ünitelerinden oluşan tesisten 527 veri alınmıştır. pH, BOİ, KOİ, AKM, UKM, sediment iletkenlik takip edilmiştirler. Üç arıtma ünitesi giriş ve çıkışlarından elde edilen veriler arasında eksik olan değerler ise YSA kullanılarak tahmin

edilmiştir. İşletmenin üç işlem adımı için üç katmanlı YSA geliştirilmişlerdir. Değişken değerlerinin olasılık dağılımı ve bölge bilgisi fuzzy üyelik fonksiyonlarını tanımlamak için birleştirilmişlerdir. Parametreler arası sebep sonuç ilişkisinin YSA ile etkin şekilde tanımlanamayacağını, FCN ile tanımlanabileceğini savunmuşlardır.

Keleş (1999), bir kentsel atıksu arıtma tesisine gelen atıksuyun giriş parametreleri esas alınarak (sıcaklık, pH, ortalama debi, KOİ, BOİ ve AKM), çıkış BOİ, KOİ ve AKM değerlerinin tahmini yapılmıştır. Çalışmada çok katmanlı algılayıcı kullanılmıştır. Sonuç olarak arıtma verimine etki eden parametrelerin bilinmesi ile daha fazla deneysel çalışma yapmadan, eğitilmiş ve test edilmiş YSA yöntemini kullanarak verim değerlerini elde etmiştir. Yine bu verileri kullanarak oluşturulan modeller çok katmanlı algılayıcı modelin gerçek verilere oldukça iyi bir sonuçla uyum sağladığını öne sürmüştür. R^2 değerini 0.845 olarak elde etmiştir.

Moatar vd. (1999), YSA yöntemiyle Middle Loire Nehri (Fransa)'nde günlük pH değerlerini tahmin etme çalışmasında bulunmuşlardır. Derenin debisi ve solar radyasyon değerleri girdi parametreleri olarak kullanmışlardır. Kullanılan 4 yıllık verinin haricinde 1 yıllık bağımsız veriler test edildiğinde model tatmin edici tahminlerde bulunmuşlardır.

Zhao vd. (1999), ardışık kesikli reaktörde (AKR) yürüttüğü bir çalışmada, ASM_2 , basitleştirilmiş proses modeli (BPM), basitleştirilmiş proses modeli yapay sinir ağı (BPM-ANN) hibrit modeli vasıtasıyla azot ve fosfor konsantrasyonu simülasyon sonuçlarını kıyaslamışlardır. ASM_2 fosfor giderimini de dikkate alan bir model olmasına karşın bu çalışmada, BPM, AKR proses bilgisinden yararlanarak ASM_2 modelinin basitleştirilmiş şekli olarak ortaya koymuşlardır. Çoğu zaman bu iki model ile yaklaşık değerler elde edilmesine rağmen prosesin değişmesi durumunda yeniden kalibrasyon yapılması gerektiği vurgulanmıştır. En iyi sonuçlar, mekanistik model ve yapay sinir ağlarının avantajlarını bünyesinde barındıran hibrit model ile elde etmişlerdir.

Gontarski vd. (2000), Brezilya'da saf tereftalic asit üreten bir kimya endüstrisinin atıksularının çıkış toplam organik karbon (TOK) konsantrasyonlarını, geriye yayımlı eğitime algoritması ve delta-bar-delta eğitime kuralı kullanarak YSA ile modellemiş ve hassasiyet analizleri yapmıştır. Seri bağlı üç havalandırma tankı ve çökeltme tankından oluşan aktif çamur ünitesinden elde ettiği giriş pH, toplam organik karbon (TOK), debi, geri devir debisi oranı, havalandırma tankı TOK, çamur konsantrasyonu (MLSS), çözünmüş oksijen (ÇO), ortalama çamur yaşı (θ_c) verilerini modelinin eğitiminde kullanılmıştır.

Eğitim ve test esnasındaki ortalama korelasyon katsayılarını (r) sırasıyla 0.98 ve 0.97 olarak bulmuştur.

Choi ve Park (2001), yaptığı çalışmada atıksu arıtma tesisine gelen debi, KOİ, nitrat, nitrit, amonyak, AKM, fosfor, pH, sıcaklık ve klorür değerlerini girdi olarak kullanarak kjeldahl azotun konsantrasyonunu tahmin eden bir model çalışması yapmışlardır.

Baeza vd. (2002), atıksu arıtma tesisinde sıcaklık, biyokütle konsantrasyonu ve debi girdilerini kullanarak KOİ parametresini tahmin etmek amacıyla YSA modelini kullanmıştır. KOİ parametresini YSA modeli ile eğitip tahmin etmenin mümkün olduğunu ortaya koymuşlardır.

Holubar vd. (2002), anaerobik çürütücülerde metan üretimini ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağları algoritmasıyla modellemiştirler. Model parametreleri olarak kararlı konumdaki reaktörlerden alınan gaz kompozisyonu, metan üretim hızı, uçucu yağ asitleri konsantrasyonu, pH, redoks potansiyeli, uçucu askıda katı madde (UAKM) ve KOİ verilerini kullanmış olup çeşitli kademelerde gaz üretimini tahmin ederek şok yüklemeleri tahmin etme ve önlemede başarı sağlamışlardır.

Oliveira-Esquerrel vd. (2002), biyolojik arıtım ünitelerini YSA ile modellediği çalışmada değişkenler olarak giriş BOİ, giriş KOİ ve giriş debisini kullanmış ve istatistiksel prensiplerin YSA model yapısında kullanılmasının model performansını önemli ölçüde arttırdığını ortaya koymuştur.

El-din vd. (2004), Edmonton (Kanada)'da bir atıksu arıtma tesisine ait performans tahmini çalışmasında bulunmuştur. tN , NH_3 , $TKOİ$, $ÇKOİ$, T verilerini girdi parametresi olarak kullanmıştır.

Fırat ve Güngör (2004), bir akarsuyun debisini kullanarak, akarsu tarafından taşınan askıdaki maddenin konsantrasyonu ve miktarının tahminini ileri beslemeli yapay sinir ağları kullanarak belirlemeye çalışmışlardır. Çalışmada akarsuların taşıdığı AKM miktarı akarsuyun taban eğimine, topografyasına, akarsuyun debisine, bölgenin iklim şartlarına ve zamana bağlı olarak değişiklik göstermiştirler. AKM miktarının zamanla değişen çok sayıda parametreye bağlı olduğu ve bunun formüle edilmesinin oldukça zor olduğu gözlemleyerek; yalnız akarsuyun debisini göz önüne alarak AKM konsantrasyonu ve miktarını yapay sinir ağları ile hesaplayarak iyi sonuçlar elde etmişlerdir.

Hamed vd. (2004), Mısır Kahire'deki merkezi atıksu arıtma tesisinin çeşitli kademelerinde 10 ay boyunca yürütülen BOİ ve AKM konsantrasyon ölçüm sonuçları kullanarak, yapay sinir ağları ile bu iki parametrenin atıksu arıtma tesisi çıkış

konsantrasyonlarını modellemiştir. Dört ayrı grup veri için yapılan modellemede MLP (çok katmanlı perseptron) ağ yapısı ve geriye yayılım öğrenme algoritmasını seçmiştir. YSA ve lineer regresyon modellerini karşılaştırıldığı çalışmada, en iyi model sonuçlarının YSA ile ön çökeltme tankı çıkışı verilerinin modele dahil edilmesiyle elde edildiği gözlemiştir. Test datalarında BOİ ve AKM için sırasıyla R^2 değerini sırasıyla 0.63 - 0.81 ve 0.45 - 0.65 arasında bulmuştur.

Oliveira-Esquerrel vd. (2004), Brezilya'daki bir kağıt endüstrisi atıksularının arıtıldığı havalandırmalı lagün giriş ve çıkış BOİ değerlerini geliştirdiği model yardımıyla tahmin etmeye çalışmıştır. Çalışmaları esnasında iki farklı data grubunda farklı modeller denemesine rağmen en iyi sonucu MLP ile elde etmiştir. Test datalarında giriş BOİ için $R^2=0.813$ çıkış BOİ için ise $R^2=0.697$ sonuçları ile havalandırmalı lagün BOİ konsantrasyonlarının dinamik olarak modellenebileceğini ortaya koymuştur.

Onkal-Engin vd. (2004), atıksu kokusu ve BOİ parametrelerinden hareketle, YSA modelleme tekniği ile veri grubunun birinde koku sınıflandırılmasını diğesinde ise koku ve BOİ arasındaki ilişkiyi yüksek korelasyon katsayılarına ulaşan değerler ($r=0.93$) ışığında ortaya koymuşlardır. Bu noktadan hareketle, modelin değişen atıksu arıtma tesisi şartlarına adaptasyonu neticesinde elektronik burun (electronic nose) verileri yardımıyla online BOİ konsantrasyonlarının kolaylıkla izlenebileceği vurgulamışlardır.

Açıkalın (2005), atıksu arıtma tesisi kirlilik parametrelerinden BOİ, KOİ ve AKM çıkış değerlerini tahmin etmek için YSA metodu kullanmıştır. Model geliştirmede kullanılan veriler atıksu sıcaklığı, pH, ortalama debi, KOİ, BOİ ve AKM parametrelerinden oluşmaktadır. Adapazarı Kentsel Atıksu Arıtma Tesisi verileri kullanılarak oluşturulan modellerden çok katmanlı algılayıcı modelinin gerçek verilere oldukça iyi bir sonuçla uyum sağladığı sonucuna ulaşmıştır.

Çınar ve Yılmaz (2005), Pelham Atıksu Arıtma tesisi işletme verilerini kullanarak yapay zekâ tekniklerinden Kohonen Özörgütlemeli Harita Ağı (KÖHA) metoduyla çıkış parametrelerinden BOİ, TAKM ve fekal koliform parametreleri üzerinden izlemiş ve YSA modeliyle bu parametrelerin çıkış değerleri tahminlerini başarıyla yapmışlardır.

Grieu vd. (2005), Sain Cyprien (Fransa) atıksu arıtma tesisinde (80.000 EN) online olarak yıl boyunca ölçülen arıtma tesisi giriş debisi ($Q_{giriş}$), hava debisi (Q_{hava}) ve çözünmüş oksijen (ÇO) parametrelerini ön veri işlemeye tabi tutmak suretiyle öncelikle giriş KOİ ve NH_4-N sonrasında da tüm giriş parametrelerini kullanarak çıkış KOİ ve NH_4-N konsantrasyonlarını tahmin etmişlerdir. MLP (çok katmanlı perseptron) ağ yapısında çeşitli

eğitme algoritmaları seçilmesine rağmen Levenberg-Marquart eğitme algoritması daha hızlı ve kararlı olarak kendini göstermiştir. Modelin test safhasında KOİ ve NH₄-N konsantrasyonlarının giriş ve çıkıştaki ortalama yüzde hataları iki ayrı data grubunda sırasıyla % 9.8-13.3, % 12.8-14 ve % 13.9-15.2, % 15.7-16.6 arasında kalmıştır.

Civelekoğlu (2006), kentsel atıksu arıtma tesisi performansını yapay zekâ yöntemleri ile modellemişlerdir. Çalışmada bir kentsel atıksu arıtma tesisinin hedef çıktı değişkenini KOİ olarak belirlemiştir. Bu tesise ait geçmiş verilerle modelin eğitilmesini, daha hızlı ve güvenilir KOİ tahminini hedeflemişlerdir. Çalışma kapsamında İSKİ Tuzla Kentsel AAT biyolojik arıtım süreci verileri kullanılmış ve yapay zeka metotlarından Adaptif Ağ Temelli Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS, Adaptive Network Based Fuzzy Inference System) ile YSA'nı uygulamışlardır. Aynı girdi ve çıktı değişkenlerine sahip ANFIS ve YSA model yapılarını kurarak model sonucu elde edilen KOİ değerlerinin tahmin performanslarını karşılaştırmışlardır.

Gernaey vd. (2004), atıksu arıtma tesisi performansının incelenmesinde yapay sinir ağları ile çalışarak geri yayılım algoritmasına sahip geri beslemeli yapay sinir ağı modelini kullanmışlardır. Model oluşumunda girdi olarak toplam KOİ, toplam katı madde, BOİ, toplam azot ve toplam kjeldahl azotu parametrelerini esas alarak, çalışmanın sonucunda yapay sinir ağlarının atıksu arıtma tesisi performansının belirlenmesinde uygunluk gösterdiğini ileri sürmüşlerdir.

Mjalli vd. (2006), yaptıkları bir çalışmada ise atıksu arıtma tesisinin performansının önceden tahmin edilmesinde yapay sinir ağlarının BLACK-BOX modeli kullanılmışlardır. Bu model lineer olmayan bio-organik bileşiklerden dolayı çok karmaşık bir yapıya sahiptir. Çalışmada 1 yılda toplanan veriler kullanılmıştır. Bu çalışmada; girdi değerleri olarak BOİ, KOİ ve TKM verilmektedir. Çalışmada 12 farklı model oluşturarak bu modeller içerisinde en iyi model performansını veren modeli, KOİ giriş ve TKM çıktı parametresi ile R değeri 0.987 olan model olarak belirlenmiştir.

Özkan vd. (2006), çalışmalarında nehirlerdeki çözünmüş oksijen konsantrasyonun değişiminin modellenmesinde YSA dayanan yeni bir yaklaşım sunmuşlardır. Genişletilmiş delta-bar-delta ile geri-yayılım öğrenme algoritmalarını bu ağları eğitmede kullanmışlardır. Girdi verisi olarak sıcaklık, pH, TÇKM, AKM, numune alım sıklığı, ölçüm noktası gibi parametreler kullanarak Kızılırmak Nehri için çözünmüş oksijen değişimini tahmin etmişlerdir. Bu uygulama için en basit YSA yapısını oluşturmada 5 farklı veri yapısı ve 2

farklı transfer fonksiyonu test etmişlerdir. Elde edilen sonuçlar, YSA'yı çözünmüş oksijen konsantrasyonunu belirlemede başarılı bulmuşlardır.

Pai vd. (2006), bir hastanenin atıksu arıtma birimi verilerini gri model (GM) ve YSA modellerini kullanarak AKM ve KOİ değerlerini tahmin etmeyi amaçlamışlardır. Genel olarak çok katmanlı sinir ağı modelinin kullanılmasından dolayı bu çalışmada da çok katmanlı yapay sinir ağı modeli kullanılmışlardır. Girdi parametresi olarak tesise giriş suyundaki pH, T, AKM ve KOİ verileri kullanılmışlardır. YSA modeli GM'e göre daha iyi tahminlerde bulunmuştur.

Açıkalın vd. (2007), Adapazarı Atıksu Arıtma tesisi kirlilik parametrelerinden BOİ, KOİ ve AKM çıkış değerlerini tahmin etmek için YSA metodunu kullanılmışlardır. Modelin geliştirmesinde kullanıldığı veriler, atıksu sıcaklığı, pH, ortalama debi, KOİ, BOİ ve AKM parametreleridir. Bu verileri kullanarak oluşturduğu modellerden çok katmanlı algılayıcı (ÇKA) modelinde gerçek verilere oldukça yakın sonuçlar elde etmişlerdir.

Doğan vd. (2007), YSA yöntemini kullanarak Melen Nehri Havzası'nda BOİ tahmininde bulunmuşlardır. Girdi verileri KOİ, T, ÇO, Q, klorofil^a ve besin, NH₃, NO₃, NO₂ parametrelerinden oluşmaktadır. 2001 – 2002 yılları arasında Melen Nehri Havzası üzerinde bulunan 11 adet örnekleme merkezinden aldığı veri takımlarını kullanmışlardır. İleri beslemeli YSA modeli kullanılmıştır. Kurulan model BOİ için kabul edilebilir tahminlerde bulunmuştur.

Düğenci (2007), Adapazarı Büyükşehir Belediyesine bağlı Karaman atıksu arıtma tesisi verilerini kullanarak Yapay Sinir Ağı modelinin eğitimlerini klasik geri yayılım metodu, genetik algoritma ve arı algoritması ile sağlamış ve test sonuçlarını almıştır. Modelleme yaparken giriş parametresi olarak atıksu sıcaklığı (°C), pH, günlük debi, AKM, KOİ ve arıtmayı yapan mikroorganizmaların yaşamı için gerekli havalandırmada aşamasında tüketilen toplam elektrik miktarı kullanılmıştır. Çıkış parametresi olarak da AKM, KOİ, pH, çıkış suyu sıcaklığını ele almıştır. Arı algoritmasının klasik geri yayılım metodu yerine kullanılabildiğini göstermiştir.

Güçlü (2007), Ankara Merkezi AAT'nda atıksu arıtma tesislerinin arıtma verimlerinin modellenmesi, işletme parametrelerinin izlenilmesi ve kontrolünde bu modellerin uygulanabilirliğinin pratik olarak araştırılması, uygulanabilirlik potansiyellerinin belirlenmesi ve bunların karşılaştırmalı olarak değerlendirilerek ortaya konması kapsamında modelleme yapmıştır. Modelleme için farklı modelleme yaklaşımlarını ele almıştır. Bunlardan aktif çamur metodu AÇM₁ mekanistik modeli, YSA ve her iki yöntemin

kombinasyonu olan bir hibrit model Ankara Merkezi AAT üzerinde uygulamıştır. Mevcut tesise ait geçmiş veriler kullanılarak eğitilen bir YSA modelinin, lineer olmayan ve kompleks yapıdaki atıksu arıtma tesisi proseslerinin dinamik davranışını tatmin edici derecede modellediğini ortaya koymuştur.

Ra'duly vd. (2007), yaptıkları bir çalışmada atıksu arıtma tesisi performansının incelenmesinde YSA yöntemini kullanmışlardır. Çalışmada geri yayılım algoritmasına sahip geri beslemeli yapay sinir ağı modelini kullanmışlardır. Model oluşumunda giriş parametresi olarak toplam kimyasal oksijen ihtiyacı, toplam katı madde, SNH_4 , biyokimyasal oksijen ihtiyacı, toplam azot ve toplam kheldal azotu parametrelerini kullanmışlardır. Bu çalışmanın sonucunda ise; yapay sinir ağlarının atıksu arıtma tesisi performansının belirlenmede uygunluk gösterdiğini ortaya çıkarmışlardır.

Sezer (2007), iki ayrı atık su arıtma tesisinden almış olduğu KOİ ve BOİ değerlerini YSA aracılığıyla tahmin etmiştir. Bir biyolojik atıksu arıtma tesisinden ölçülen 365 adet deneysel KOİ ve BOİ değerlerinin 315 tanesi YSA'nın eğitim setinde 50 tanesi test setinde kullanarak BOİ değerlerinin tahmin edilmesi için en uygun katmanlı ve işlem elemanlı YSA mimarisi bulmaya çalışmıştır. YSA'da elde edilen sonuçların regresyon analizinden elde ettiği sonuçlar kadar iyi olduğunu ileri sürmüştür.

Şahinkaya vd. (2007), maden ve metal endüstrilerinin sülfat içerikli atıksularında YSA kullanarak SO_4^{-2} , KOİ, $\text{C}_2\text{H}_3\text{O}_2$ ve Zn miktarı tahmininde bulunmuşlardır. Bu parametreleri tahmin ederken girdi verisi olarak pH, SO_4^{-2} , Zn, KOİ ve bekletme süresi verilerini kullanmışlardır.

Aksoy vd. (2008), İskenderun AAT'nde yapay sinir ağları ile aktif çamur prosesinin modellenmesini araştırarak, çalışmada aktif çamur prosesi iki farklı durum için modellemiştirler. Birincisinde sanal bir atıksu arıtma tesisi oluşturularak aktif çamur uygulaması olabilecek şekilde bir model kurmuşlardır. Modelin sonucunda yüksek korelasyon değerine sahip bir sonuç ortaya çıkarak r değerini 0.980 olarak hesaplamışlardır. İkinci durumda aktif çamur prosesinin yapay sinir ağı ile modellenmesinde İskenderun AAT'nde çalışılarak, çıkış parametresi olarak kimyasal oksijen ihtiyacı alınmıştır. Kurulan modelin R^2 değeri ise 0.795 olarak hesaplamışlardır.

Doğan vd. (2008), Adapazarı iline ait atıksu arıtma tesisinde YSA ve çoklu regresyon modeli yöntemlerini kullanarak 2005 yılına ait 364 günlük veri takımı ile birlikte BOİ tahmininde bulunmuşlardır. BOİ miktarını günlük su kalite değerleri; KOİ, Q, AKM, tN, tP

verileriyle tahmin etmeye çalışmışlardır. Kurmuş olduğu bu modeller BOİ tahmini için iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Ancak YSA modeli daha başarılı tahminlerde bulunmuşlardır.

Şahinkaya vd. (2007), ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağları algoritmasını kullanarak atıksularda bulunan Fe^{+3} iyonu tahmininde bulunmuşlardır. Girdi parametreleri olarak giriş ve çıkıştaki pH, redoks potansiyeli, hidrolik bekletme süresi, çözünmüş oksijen miktarı, Fe^{+2} yükü verilerini kullanılmışlardır. Bu model ile Fe^{+3} iyonu için başarılı bir tahmin yöntemi oluşturulmuştur.

Civelekoğlu vd. (2009), giriş debisi, TAKM, KOİ, karışım sıvısında askıda katı madde (KSAKM), karışım sıvısında uçucu askıda katı madde (KSUAKM), çözünmüş oksijen miktarı, gıda maddesi/mikroorganizma oranı (F/M) verilerini giriş parametreleri olarak kullanmışlardır. Bu parametrelerden yola çıkarak çıkış suyundaki KOİ miktarını tahmin etme çalışması yapmışlardır. Bu tahmin çalışmasında 3 farklı yöntem kullanmışlardır. YSA, adaptif ağ temelli bulanık çıkarım sistemi (AATBÇS) ve çoklu istatistiksel metod yöntemlerini kullanmışlardır. AATBÇS'nin YSA'dan daha iyi derecede tahmin kapasitesine sahip olduğunu ileri sürmüşlerdir.

Denizci (2009), aktif çamur prosesinin dinamik simülasyonu için, yapay sinir ağı tekniğini kullanmıştır. İstanbul'da yer alan Tuzla ve Paşaköy evsel atıksu arıtma tesislerini, pilot tesis olarak belirlemiştir. Yapay sinir ağı modelinde, arıtma tesislerinin laboratuvarından elde edilen KOİ, BOİ ve AKM parametrelerine ait günlük ölçüm sonuçlarını kullanmıştır. Modelden elde ettiği sonuçları, Aktif Çamur Model No:1 (AÇM₁) ile hesaplanan sonuçlarla karşılaştırmıştır. Yapay sinir ağı modelinin, her iki arıtma tesisi dikkate alındığında, farklı parametrelere göre %55-80 arasında başarı oranının olduğu ve ortalama başarısının yaklaşık %70 olduğunu tespit etmiştir. Ortalama başarı yüzdesi dikkate alındığında, literatürdeki benzer çalışmalara yakın bir başarı ortalaması elde etmiştir.

Özel (2011), Hurma (Antalya) Atıksu Arıtma Tesisi performansını belirlemek amacıyla ileri bir matematiksel bir model olan yapay sinir ağları modelinin uygulanabilirliğini araştırmıştır. Giriş parametreleri olarak giriş suyundaki KOİ, BOİ, TKM, P, N, pH ve kütleli debiyi kullanmıştır. Çıkış parametresi olarak çıkış suyundaki KOİ miktarını tahmin etmeyi amaçlamıştır. Modelleme yaparken SPSS programı kullanmış olup istatistiksel korelasyonun çok düşük olması nedeniyle kullanılabilir bir modelleme elde edememiştir.

Pai vd. (2009), Tayvan'da bir organize sanayi bölgesine ait atıksu arıtma tesisinde ağ temelli bulanık çıkarım sistemi (ATBÇS) kullanarak çıkış suyundaki AKM, KOİ ve pH

değerlerini tahmin etmeyi hedeflemiştirler. Girdi verileri olarak giriş suyundaki pH, havalandırma havuzundaki pH, t, ÇO miktarlarını kullanılmışlardır. ATBÇŞ metodu organize sanayi bölgesi için kullanılabilir tahminlerde bulunmuştur.

Pulcu Yıldız (2009), Denizli (Merkez) AAT'nde arıtma performansını inceleyerek YSA ile modelleme çalışmaları yapmıştır. Tesis çıkışındaki KOİ, BOİ, tN, tP ve havalandırma havuzu çamur hacim indeksi (ÇHİ) değerlerini YSA kullanarak modellemiştir. Bir yıla ait 104 günlük veri kullanmıştır. YSA giriş parametreleri olarak, giriş suyunda pH, elektrik iletkenlik, sıcaklık, AKM, KOİ, BOİ, tN, tP, arıtma çıkış suyunda pH, elektrik iletkenlik, sıcaklık, AKM, KOİ, BOİ, aktif çamur havuzunda AKM, geri devir çamurunda AKM, ÇHİ değerlerini kullanmıştır. Sonuç olarak, yapay sinir ağları ile gerçek ölçekli bir arıtma tesisi performansını oldukça iyi bir şekilde tahmin etmiştir.

Yılmaz (2009), Sakarya ilindeki 2005 yılına ait bir atıksu arıtma tesisinden alınan verilerle (364 adet veri) YSA modeli kurmuştur. Günlük KOİ, Q, AKM, N ve P değerlerini YSA modelinde giriş verisi olarak kullanarak günlük BOİ tahminleri yapmıştır. Performans sonuçlarına bakıldığında YSA modelinin BOİ tahmininde ÇRA' dan çok daha etkili bir model olduğu ve gerçeğe çok yakın sonuçlar verdiğini belirtmiştir.

Açıkalın (2010), atıksu arıtma tesisi kirlilik parametrelerinden BOİ, KOİ ve AKM çıkış değerlerini tahmin etmek için yapay sinir ağlarını kullanmıştır. Bu çalışmada kullanılan veriler atıksu sıcaklığı, pH, ortalama debi, KOİ, BOİ ve AKM parametrelerinden oluşmuştur. Çalışmasında çok katmanlı algılayıcı kullanılmıştır. Bunun amacı da ağı verilen değerlere göre tahminde bulunmak durumunda olmasıdır. Çalışmanın sonucunda arıtma verimine etki eden parametrelerin bilinmesi ile daha fazla deneysel çalışma yapmadan, eğitilmiş ve test edilmiş YSA analizini kullanarak yeni teorik çıktı ve verim değerleri üretilebilmektedir. Yine veriler kullanarak oluşturulan modellerden çok katmanlı algılayıcı modelin gerçek verilere oldukça iyi bir sonuçla uyum sağladığını ortaya koymuştur. Bu çalışma sonucunda R^2 değerini 0.845 bulmuştur.

Sinan (2010), Kayseri iline ait atıksu arıtma tesisinden almış olduğu parametreler aracılığıyla pH, Q, AKM, KOİ ve BOİ tahmininde bulunmuştur. Girdi parametresi olarak pH, Q, T, AKM, KOİ, BOİ, tN ve tP parametrelerini çalışmıştır. Kurmuş olduğu modeller pH, Q ve AKM için başarılı bir tahminler yapmıştır. Ancak KOİ parametresi için başarılı sonuçlar vermemiştir. YSA ile yapılan tahmin çalışmalarından, tesis çıkışında tek parametrenin tahmininin yapıldığı ve tesis bütünü üzerinde modelleme çalışmalarının yapıldığı çalışmalarda başarılı sonuçlar elde edilirken, literatürde yer alan çalışmalardan

farklı olarak ortaya koyulan bu çalışmanın açıklanan üstünlüklerinin yanı sıra, veri seti kaynaklı yaşanan olumsuzluklar, farklı model kurgusu ve çoklu parametrelili model çalışması olması dezavantaj olarak ortaya çıktığını belirtmiştir.

Subaşı (2010), Nebraska Üniversitesi'nde Ram Chandra Marahatta tarafından yüzey altı akışlı yapay sulak alanlarla organik ve inorganik madde gideriminin araştırılması sonucunda elde edilen verileri kullanmıştır. YSA ile atıksu arıtma performansını belirlemeye çalışmıştır. Tesis giriş parametresi olarak $KOİ_{giriş}$, $KOİ_{çıkış}$, $TKM_{giriş}$, $TKM_{çıkış}$, $UAKM_{giriş}$, $UAKM_{çıkış}$, sıcaklık parametrelerini kullanmıştır. Çıkış verileri olarak $KOİ_{çıkış}$, $TKM_{çıkış}$ ve $UAKM_{çıkış}$ parametreleri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çok sayıda verinin olması parametrelerin geniş aralıkta değişmesine rağmen iyi modelleme sonuçları elde edilmesini sağlamıştır.

Lee vd. (2011), yaptıkları çalışmada bir atıksu arıtma tesisinde $BOİ$, $KOİ$, AKM , toplam azot (tN) parametrelerini kullanarak yapay sinir ağlarında 4 adet çoklu bağımsız modelleme yapmışlardır. Model tanımlamada girdi verisi olarak $KOİ$, AKM ve tN parametreleri kullanarak $BOİ$ tahmini yapmışlardır. Bu modellemenin $BOİ$ tahmininde kullanılabilir bir model olduğunu ortaya koymuşlardır.

Ma vd. (2011), çalışmalarında hibrit YSA ve genetik algoritma (GA) tekniklerini kullanarak oksik/anoksik sistemdeki $KOİ$ miktarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Modelleme yaparken girdi parametresi olarak geri devir oranı (R_r), $KOİ_{giriş}$ ve karbon / azot oranı (C/N) kullanmışlardır. Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde GA-YSA yönteminin çıktılarını YSA yönteminden daha etkili olduğu anlaşılmıştır.

Türkmenler vd. (2014), çalışmalarında ileri biyolojik atık su arıtma tesislerinin performans tahmini için YSA tekniklerinin uygulanmasını sunmaktadırlar. Çıkış $KOİ$ konsantrasyonları tahmininde YSA-tabanlı model olarak geri yayılma algoritması (GYA) kullanılmıştır. YSA, modellemede ve yüksek derecede lineer olmayan çoklu değişkenlerin simülasyonunda oldukça etkilidir. Bu çalışmada kullanılan tesis-ölçekli veriler (2012 yılına ait 306 günlük kayıt), yerel bir atık su arıtma tesisinden elde edilmiştir. $BOİ_{giriş}$, $KOİ_{giriş}$, debi, $AKM_{giriş}$, $tN_{giriş}$ ve $tP_{giriş}$ parametrelerinin her birinin $KOİ$ çıkış üzerindeki etkisini değerlendirmek için YSA modelinde bu parametreleri giriş parametresi olarak kullanılmıştır. $KOİ_{çıkış}$ için, karesel hataların ortalama karekökü (KHOK), ortalama mutlak hata (OMH) ve karesel hataların toplamı (KHT) değerleri modelin doğruluğunu değerlendirmek için kullanılmıştır. R^2 değerleri, arıtma tesisi prosesinin eğitim ve test setleri için sırasıyla

96.88% ve 96.15% olarak bulunmuştur. Sonuçlar, YSA modelinin atık su arıtma tesislerinin çıkış suları KOİ tahmini için oldukça umut verici bir yaklaşım olduğunu ortaya koymuştur.

Valente vd. (2014), elektrokoagülasyonla atık su arıtımı yapılan bir mandırada KOİ tahmini yapmak amacıyla 275 adet deneysel veri kullanmışlardır. Girdi parametreleri olarak toplam katı madde, toplam askıda katı madde, toplam çözünmüş katı madde, bulanıklık, giriş KOİ, girişteki pH, elektroliz süresi elektrotlar arası uzaklık ve akım yoğunluğu parametrelerini kullanarak çıkış KOİ tahmini yapmışlardır. Elde edilen sonuçlar YSA yönteminin mandıra endüstrisinde elektrokoagülasyonla atık su arıtımında KOİ tahmininde kullanılabilir olduğunu göstermektedir.

Guo vd. (2015), Ulsan'da (Kore) bir atıksu arıtma tesisinde 2 adet öğrenme modeli uygulayarak günlük tN konsantrasyonunu tahmin etmeyi hedeflemişlerdir. YSA ve destekçi vektör makinesi (DVM) yöntemlerini kullanmışlardır. Oluşturmuş oldukları modelde girdi verisi olarak debi, pH, sıcaklık, KOİ, AKM, giriş tN konsantrasyonu ve gıda maddesi/mikroorganizma oranı (F/M) kullanmışlardır. Bu parametrelerle beraber çıkış suyundaki tN konsantrasyonunu tahmin etmişlerdir. Her iki model de iyi performans göstermiştir. Performans değerleri karşılaştırıldığı zaman DVM'nin daha iyi sonuçlar verdiğini ortaya koymuşlardır.

Heddam vd. (2016), Sidi Marouane (Cezayir) atık su arıtma tesisine ait KOİ, AKM, elektriksel iletkenlik, sıcaklık ve pH değerlerini kullanarak BOİ tahmininde bulunmuşlardır. Genelleştirilmiş Regresyon Yapay Sinir Ağı (GR-YSA) yöntemini kullanmışlardır. 691 deneysel veri kullanılmıştır. GR-YSA modelinde elde edilen korelasyon katsayısı $r=0.922$, standart çoklu regresyon analizinden (SÇRA) elde edilen ise $r=0.897$ bulunmuştur. Bu katsayılarla birlikte GR-YSA'nın SÇRA'ya göre daha güvenilir tahmin kapasitesi olduğunu ileri sürmüşlerdir.

1.4. Atıksuların Arıtılması

Günlük evsel, endüstriyel, zirai ve diğer kullanımlar sonucunda kirletilen sular atıksu olarak adlandırılmaktadır. Kirletilen sulara kaybettiği fiziksel, kimyasal ve biyolojik özelliklerini tekrar kazandırma ve deşarj edildiği alıcı ortamın özelliklerini değiştirmeyecek şekilde zararsız hale getirme işlemine ise atıksu arıtma denilmektedir.

Atıksuların içindeki mikroorganizmaların birçoğu insanlar ve hayvanlar için hastalık yapıcı özelliğe sahiptirler. Atıksu arıtımında temel hedef atıksuyun deşarj edildiği

ortamlarda halk sağılığına ve ekolojik dengeye etkilerini en az düzeye indirmektir. Temel aşamalar şunlardır;

- Askıda katı maddeleri uzaklaştırmak,
- Zararlı ağır metal ve zehirli bileşikleri uzaklaştırmak,
- Biyolojik olarak parçalanabilen organik maddeleri uzaklaştırmak,
- Alıcı ortamın durumuna bağılı olarak azot ve fosforu uzaklaştırmak,
- Patojenik organizmaları yok etmek.

Atıksular birkaç grupta sınıflandırılabilir:

- Evsel atıksular,
- Endüstriyel atıksular,
- Sızma ve akış sonucu oluşan atıksular,
- Yağmur suyu.

Evsel atıksular; evler, siteler, konutlar, motel ve otel gibi yerleşim birimlerindeki kullanım sonucu oluşan kirli kanalizasyon sularıdır. Bu sulardaki en büyük kirlilik yüklerini deterjanlar, organik maddeler ve yağlar oluşturmaktadır.

Evsel atıksuların kaynakları aşağıdaki gibi sıralanabilir.

- Konutlar, toplu konutlar,
- Askeri birlikler,
- Turistik tesisler,
- Fabrika ve sanayi kuruluşları,
- Yazlık siteler ve villalar,
- Köy ve belediyeler,
- Dinlenme tesisleri,
- Sosyal tesisler,
- Okullar,
- Hastaneler,

Endüstriyel atıksular; endüstri kuruluşlarından, imalathanelerden, atölyelerden, tamirhanelerden, küçük sanayi sitelerinden ve organize sanayi bölgelerinden kaynaklanan her türlü işlem ve yıkama artığı olarak oluşan sular endüstriyel nitelikli atıksu olarak adlandırılmaktadır. Endüstriyel kuruluşların atıkları arıtılmadan akarsulara verilecek olursa bu atıklar akarsularda canlı üremesini imkansız hale getirecektir. Atıksuların toprağı dökülmesi, yağmur suları ve sızıntılarla birlikte yeraltı sularının kirlenmesine neden

olmaktadır. Bu atık sulardaki kirlilik yüklerini toksik maddeler, metaller, organik maddeler, inorganik maddeler ve biyolojik kirleticiler oluşturmaktadır.

Endüstriyel atıksuların kaynakları aşağıdaki gibi sıralanabilir.

- Et entegre tesisleri ve kesimhaneler,
- Deri fabrikaları,
- Un ve makarna üretim tesisleri,
- Süt ve süt ürünleri üretim tesisleri,
- Tekstil fabrikaları,
- Konserve ve deniz ürünleri üretim tesisleri,
- Karışık endüstriyel kökenli atıksular (organize sanayi bölgeleri),
- Bitkisel yağ üretim fabrikaları,
- Şarap ve bira fabrikaları,
- Otomobil üretim ve bakım tesisleri.

Sızma ve akış sonucu oluşan atıksular; kanalizasyon sistemine dışardan giren akışlar olarak tanımlanmaktadır. Bunlar, sızma, yeraltı dren hatlarından, zarar görmüş borulardan, boru bağlantılarından veya muayene bacası duvarlarından kanalizasyon sistemine giren sulardır. Akış, yağmur olukları, zemin, avlu ve dren alanları, soğutma suyu deşarjları, kaynak suyu ve bataklık alanlarındaki drenler, muayene bacası kapakları, yağmur suyu ve birleşik kanalizasyon suyu yüzeysel akış, yol yıkama suyu veya drenaj gibi kaynaklardan kanalizasyona giren sulardır. Yağmur suyu, yağış ve kar erimesiyle oluşan sulardır. Atıksuyun yağmur suyu ile karışması alıcı su ortamlarında olumsuz etkilere sebep olabilmektedir.

1.4.1. Evsel Atıksuların Bileşenleri ve Başlıca Atıksu Parametreleri

Evsel atıksular askıda, kolloidal ve çözünmüş halde organik maddeler içerir. İklim şartları, insanların yaşam standartları ve kültürel alışkanlıklar atıksu özelliğini önemli ölçüde değiştirir. Şehir kanalizasyon şebekesine endüstriyel atıksuların eklenmesi mevcut atıksu karakteristiğini değiştirir. Evsel atıksuların fiziksel kimyasal ve biyolojik bileşenleri Tablo 1’de görülmektedir.

Tablo 1. Evsel atıksuyun fiziksel, kimyasal ve biyolojik bileşenleri (Metcalf & Eddy, 2003)

Fiziksel Özellikler	Kimyasal Bileşenler			Biyolojik Bileşenler
	Organikler	İnorganikler	Gazlar	
• Katı Maddeler • Sıcaklık • Renk • Koku	• Karbonhidratlar • Yağ ve Gres • Pestisitler • Fenoller • Proteinler • Yüzey Aktif Maddeler	• pH • Azot • Fosfor • Alkalinite • Klorürler • Ağır metaller • Sülfür • Toksik Bileşenler	• Metan • Oksijen • Hidrojen Sülfür	• Canlı Hücreler • Bitkiler • Tek Hücreliler • Virüsler

Atıksular, günlük kullanımlar sonucunda kirletilmiş sulardır. Atıksularda bulunan kirlilik belirleyici parametreler olarak Tablo 1'deki parametrelerin takibi pratik olmamaktadır. Bu sebeple biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ), kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ), askıda katı madde (AKM), pH, toplam azot (tN) ve toplam fosfor (tP) parametreleri tesis performansı takibi için seçilen en kritik parametrelerdir (Sinan, 2010). Bu parametreleri ilişkin temel tanımlar aşağıda verilmiştir.

Biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ): BOİ parametresi, kanalizasyon ve içinde toksik maddeler bulunmayan endüstri atıklarının kirletebilme derecesini, gerekli oksijen miktarı cinsinden tayinde kullanılır. BOİ, suda var olan oksijenin, yine sudaki bakteriler ve diğer anaerobik mikroorganizmalar tarafından ne kadar kullanıldığını tespit eden kimyasal bir prosedürdür. Bir başka deyişle, sudaki organik maddelerin, suda mevcut bulunan mikroorganizmalar tarafından parçalanması için gerekli oksijen miktarıdır. Ayrıca artıma sistemlerinin tasarımı ve işletilmesi, alıcı ortama atık su deşarj limitlerine uygunluğunun kontrol edilmesi ve biyolojik artıma sistemlerinin performansının ölçülmesinde kullanılmaktadır.

Biyokimyasal oksidasyon, su içinde bir yanma olayı olup, bu yanma esnasında suda bulunan çözünmüş oksijen kullanılır. Ne kadar fazla oksijen sarf edilirse, sudaki organik madde miktarı da o kadar fazla demektir

BOİ atıksu içinde biyolojik olarak parçalanabilen organik kirliliğin bir göstergesi olup genellikle 5 günlük BOİ 'ye karşı gelen değerler olarak ölçülür. Bulunan sonuçlar toplam BOİ 'nin %70'i civarındadır. BOİ analizinin yapılabilmesi için örnek alımı ve örneğin

hazırlanmasından sonra 5 günlük bir bekleme süresi (inkübasyon) zorunluluğu vardır. Bir başka deyişle BOİ değerleri numune alımı ve analize başlamayı takip eden 5. gün içine okunabilir ve bu özellik, sonucun yavaş alınması itibarıyla bir olumsuzluk arz etmektedir.

Organik madde ihtiva eden suların oksijen ihtiyacı BOİ, karbonlu maddelerin, tamamen CO₂'ye dönüşmesine kadar artar. Teorik olarak sonsuz, pratik olarak yaklaşık olarak 10 gün kadar bir müddet sonunda, bütün karbonlu maddeler ayrışır. Bu esnada sarf edilen oksijene, birinci kademe nihai biyokimyasal oksijen ihtiyacı denir ve BOİ_u ile gösterilir. Evsel atıksular için BOİ₅ ile BOİ_u arasında BOİ₅/BOİ_u ≈ 0,68 bağıntısı vardır (URL-1).

Kimyasal Oksijen İhtiyacı (KOİ): Kimyasal olarak oksitlenebilen organik maddelerin oksijen ihtiyacı KOİ ile ifade edilir. KOİ asit ortamda kuvvetli bir kimyasal oksitleyici vasıtasıyla ölçülür. Kimyasal olarak oksitlenebilecek bileşikler, biyolojik olarak oksitlenebileceklerden daha fazla olduğundan, kimyasal oksijen ihtiyacı, biyokimyasal oksijen ihtiyacından daha büyüktür.

Kuvvetli atıksuların arıtımında gerek ham atıksuda bulunan gerekse biyolojik arıtım sırasında oluşan ve konvansiyonel arıtma yöntemleri ile arıtımı mümkün olmayan inert organik maddelerin deşarj standartlarına ulaşılmasını engelleyebilmektedir. Dolayısı ile biyolojik arıtma tesislerinin değerlendirilmesinde KOİ'nin bileşenlerinin belirlenmesi yararlıdır.

Askıda katı madde (AKM), atık su içerisinde çözünemeyen, çökebilen ve çökemeyen katı madde miktarıdır. Bir başka deyişle su numunelerinin filtre kağıdından süzöldükten sonra kurutulmaya bırakılması sonucunda filtre kağıdının üzerindeki kalıntılar askıda katı madde olarak tanımlanabilir. Askıda katı maddeler suların estetik, içme, endüstriyel kullanım gibi çeşitli amaçlar için kullanılmasını doğrudan etkilemektedir. Kanallarda ve arıtma sistemlerinde önlem alınması ihtiyacını ortaya koyar. Bu özellikleri ile AKM atık sularda önemli bir parametredir.

pH, atık suyun içeriğindeki hidrojen iyonunun konsantrasyonunu belirlemede kullanılan bir parametredir. Çözeltinin asit veya baz olma özelliğini gösterir. Atıksuyun pH değerinin bilinmesi gerçekleştirilecek arıtma işlemlerinin belirlenmesinde önemli rol oynar. Atıksu içerisindeki mikroorganizmaların aktivitelerine uygun ortam sağlayabilmek için pH değeri kontrol edilip gerekli müdahaleler yapılabilir.

Azot(N)-Fosfor(P), azot ve fosfor elementleri, mikroorganizmaların gelişmesi için önemli elementlerdendir. Bunlara besi elementleri (nütrient) denir. Azot, proteinlerin sentezi

için temel yapı taşı olduğundan, atıksuların biyolojik yollarla tasfiyesinde azot konsantrasyonunu bilmeye ihtiyaç vardır. Atıksu içindeki Azot (N) ve Fosfor (P) değerleri arıtma tesisi tasarımında ülkemiz koşullarında bugün için nütrient girdi verisi olarak yorumlanmaktadır. Yani biyolojik reaktörde mikroorganizmaların organik maddeyi okside etmesi için gerekli olan element şeklinde düşünülmekte ve giriş verileri içinde C/N/P oranının tespitine yönelik kapsamda ele alınmaktadır.

Debi (Q), kanalizasyon boruları yardımıyla tesise günlük giriş yapan atıksu miktarını ifade eden sayısal değerdir.

Sıcaklık (T), mikroorganizmaların metabolizma ile ilgili faaliyetlerinin tümü kimyasal reaksiyonlara dayanmaktadır. Kimyasal tepkimeler gibi, mikroorganizmaların meydana getirdiği tepkimeler de sıcaklığa bağlıdır. Sıcaklık yalnız metabolik aktiviteleri etkilemekle kalmaz biyolojik çamurun çökme özelliği, gaz transfer hızı gibi faktörleri de etkiler.

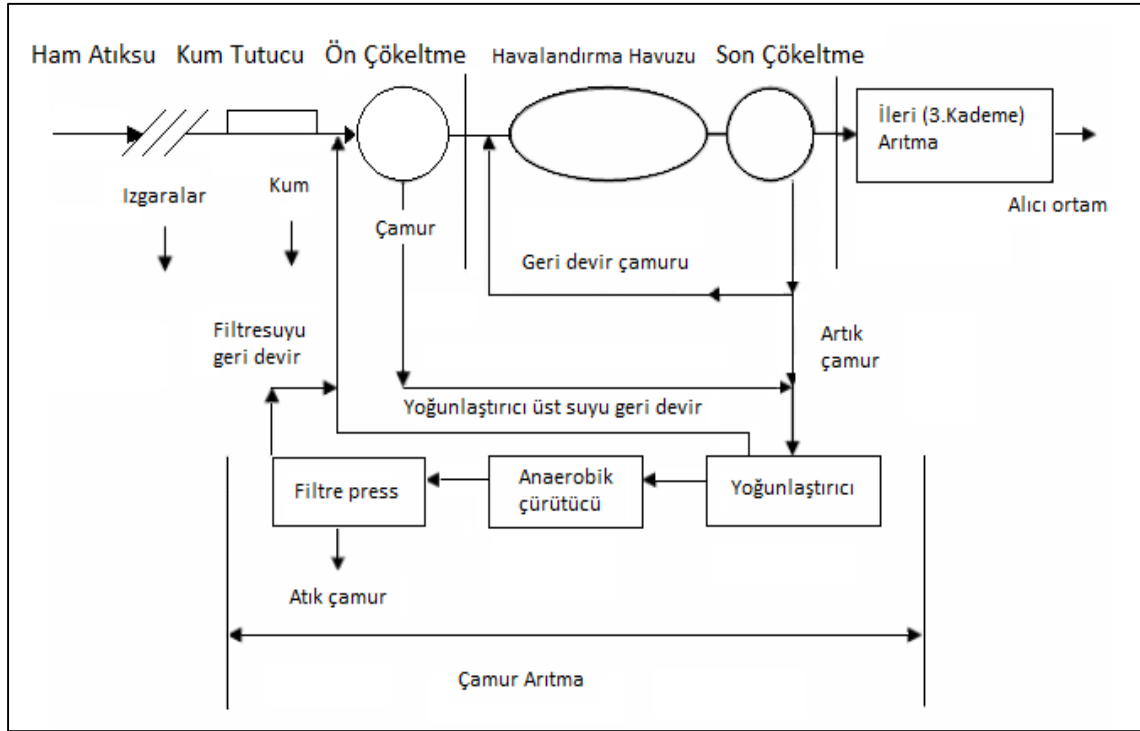
Elektriksel iletkenlik (EI), elektriksel iletkenlik, su numunesinin elektrik akımını iletme yeteneğinin bir ölçüsüdür. Bu sayı iyonize olmuş maddenin toplam konsantrasyonuna ve sıcaklığa bağlıdır. Çözünmüş iyonların mobilitesi, yükü ve konsantrasyonu iletkenliğe etkileyen faktörlerdendir.

1.5. Atıksu Arıtma Tesislerinin Yapısı

Atıksuların arıtılması, doğanın ve su kaynaklarının korunmasını ve canlı yaşamının sürdürülebilmesini sağlayan önemli faktörlerden birisidir. Atıksuların arıtılması atıksu arıtma tesislerinde gerçekleştirilmektedir.

Modern anlamda atıksu arıtma tesisleri birçok adımdan oluşmaktadır. Atıksuların arıtımı, çeşitli kullanımlar sonucunda oluşan atıksuların deşarj edildikleri alıcı ortamın fiziksel, kimyasal, bakteriyolojik ve ekolojik özelliklerini değiştirmeyecek hale getirilmesi için uygulanan fiziksel, kimyasal ve biyolojik proseslerin birini veya birkaçını kapsamaktadır.

Atıksuların arıtım aşamaları, fiziksel, biyolojik ve kimyasal işlemleri kapsamaktadır. Birinci arıtma işlemi fiziksel, ikincil arıtma işlemi biyolojik, üçüncül arıtma işlemi ileri arıtma proseslerinden oluşmaktadır. Atıksu arıtma yöntemleri Tablo 2’de gösterilmiştir. Bir atıksu arıtma tesisinin işleyiş şeması Şekil 1’de gösterilmektedir.



Şekil 1. Örnek bir atıksu arıtımı ve arıtma kademeleri (Samsunlu, 2006)

Fiziksel arıtma, çökeltme ve flotasyon işlemleriyle çökebilir veya yüzebilen tanecikler ayrılmaktadır.

Kimyasal arıtma, kimyasal metotlar (kaogülant ekleyerek) kullanılarak fiziksel arıtım işlemleri sonrası uzaklaştırılmamış, suda çözünmüş halde bulunan kirleticilerin uzaklaştırılmasını sağlayan sistemdir.

Biyolojik arıtma, atıksuda mevcut olan organik esaslı katı maddelerin mikroorganizmalar tarafından parçalanması ile atıksudan uzaklaştırılması işlemidir. Mikroorganizmaların arıtma işlemini gerçekleştirebilmek için pH, sıcaklık, çözünmüş oksijen, toksik maddeler gibi parametrelerin kontrol altında tutulması gerekmektedir.

İleri arıtma, atıksuyun içerisindeki uçucu organik karbon, ağır metal, iyon, nütrient, tat, koku gibi parametreler giderilmektedir.

Tablo 2. Atıksu arıtma yöntemleri

Atıksu Arıtma Yöntemleri			
Fiziksel Arıtma	Kimyasal Arıtma	Biyolojik Arıtma	İleri Arıtma
• Izgaralar • Elekler • Kum tutucular • Yüzer madde tutucular • Dengeleme havuzları • Çökeltim havuzları • Yüzdürme havuzları	• Koagülasyon • Flokülasyon • Çöktürme	• Aerobik biyolojik arıtma • Anaerobik arıtma	• Azot giderme • Fosfor giderme • Filtrasyon • Adsorbsiyon • Dezenfeksiyon • İyon değiştirme • Ters osmoz • Ultrafiltrasyon

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR

2.1. Çalışma Alanı ve Veriler

2.1.1. Hurma Atıksu Arıtma Tesisi ve Tanımı

Konumu Şekil 2’de verilen Hurma Arıtma Tesisi, Antalya-Kemer karayolunun 16. km’sinde, Tünektepe yolu üzerinde kıyıdan 2600 m uzaklıkta kurulmuştur. Antalya Su ve Atıksu İdaresi (ASAT) Genel Müdürlüğü 30 Eylül 1996 tarihinde ön arıtma tesisinin temelini atmış ve 17 Şubat 1999 yılında yapımını tamamlamıştır.



Şekil 2. Hurma AAT'nin konumu

Ön arıtma sisteminde organik madde arıtımı yapılmadığı için denize verilen çıkış suyunun kirlilik yaratma tehlikesine karşın biyolojik atıksu arıtma ünitesi yapılması kararı alınmıştır. Hurma AAT 1 milyon nüfusa göre projelendirilmiş olup her hat 250 bin nüfusa göre tasarlanmıştır. Tesisin 250 bin nüfusluk bölümünün temeli 17 Nisan 2001 tarihinde atılmıştır. 1. kademe olarak inşa edilen bu kısım aynı yıl içerisinde tamamlanarak 29 Aralık

2001 tarihinde hizmete açılmıştır. II. kademenin 12.07.2004 tarihinde inşaatına başlanmış olup Ocak 2005 tarihinde ünite devreye alınmıştır. Böylece 75.000 m³ atıksu arıtma kapasiteli tesis 500 bin nüfusa hizmet verebilecek duruma getirilmiştir. Antalya kenti batı bölgesinin kanalizasyon sisteminden gelen atıksuların arıtıldığı Hurma AAT'nde III. kademe inşaatı 2009 yılında başlamış ve 2011 yılı Nisan ayında işletmeye alınmıştır. III. kademe inşaat kapsamında kapasite artırımı ve rehabilitasyon çalışmaları yapılarak. Mevcut 210.000 m³/gün sahip giriş debisine ve 1.400.000 eşdeğer nüfusa hizmet etmesi sağlanmıştır.

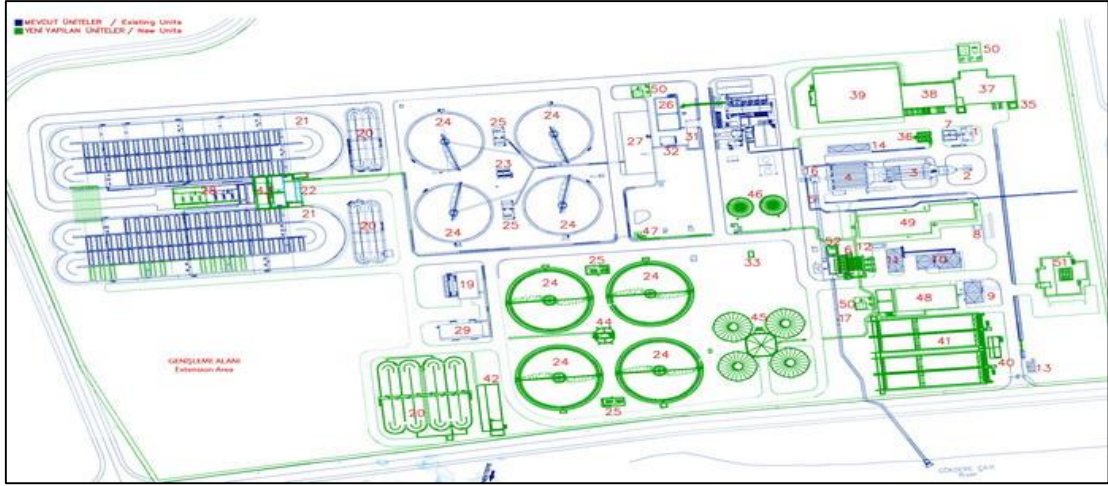
Tesis Antalya'nın batı bölgesindeki Hurma mevkiinde yer almaktadır. Tesisin genel görünümü Şekil 3'te verilmiştir. Evsel atıksular, çeşitli çap ve özelliklerde işletmede olan 750 km'nin üzerinde kanalizasyon şebekesi ve şehrin çeşitli bölgelerinde bulunan 9 adet terfi istasyonu ile atıksu arıtma tesisine taşınmaktadır.

Yeni proje kapsamında ön arıtma tesisi üstü kapalı ve koku giderme ünitesi ile birlikte yeniden inşa edilmiştir. İlave olarak ön çöktürme havuzları ve çamur çürütücüler yapılmıştır. Kapasite artışı doğrultusunda anaerobik reaktörlerin ve çökeltim havuzlarının sayıları arttırılmıştır. Havalandırma havuzlarındaki mikserler, difüzör hatları ve difüzörler yenileri ile değiştirilmiş ve ilave olarak içsel sirkülasyon pompaları monte edilmiştir. Çamur susuzlaştırmada kullanılan belt-presslerin yerini dekantörler almıştır.

Mevcut atıksu arıtma tesisinde; ön arıtma, biyolojik arıtma, çamur susuzlaştırma ve çamur kurutma ünitelerinden oluşmakta olup, mevcut kirlilik değerlerine ve atıksu debilerine göre dizayn edilmiştir. Tesiste bulunan yapıların genel yerleşimi Şekil 4'te verilmiştir. Atıksu arıtma tesisinde azot ve fosfor arıtımını içeren uzun havalandırmalı aktif çamur sistemi uygulanmaktadır.



Şekil 3. Hurma AAT genel görünüm



1-Dağıtım yapısı	2-Menhol	3-Pompa istasyonu	4-Ön arıtma yapısı	5-Ölçme yapısı
6-Deşarj pompa istasyonu	7-Karıştırıcı fosseptik tankı	8-Kantar yapısı	9-Yönetim binası	10-Atölye ve sosyal tesis binası
11- Trafo ve jeneratör binası	12-Yakıt tankı	13-Giriş kontrol yapısı	15-Menhol	16-Dağıtım yapısı
17-Dere deşarj kanalı	19-Terfi pompa istasyonu	20-Anaerobik reaktörler	21-Havalandırma havuzu	22-Havalandırma havuzu çıkış toplama yapısı
23-Son çökeltme dağıtım yapısı	24-Son çökeltme havuzları	25-Geri devir ve fazla çamur pompa istasyonu	26- Çamur depolama ve karıştırma tankı	27- Çamur susuzlaştırma binası
28/A- Blower binası	29- Trafo binası	30-FeCl ₃ tankı	31- Çamur karıştırma tankı blower binası	32- Temiz su tankı
33- Debi ölçüm rögarı	34-Elektrik rögarı			
6/A- Deşarj pompa istasyonu	20- Anaerobik reaktörler (3-4)	20A.B- Anaerobik reaktörler için menholler	21A.B- havalandırma havuzu geçiş yapısı	24-Son çökeltme havuzları (5-6-7-8)
25-Geri devir ve fazla çamur pompa istasyonları	28/B-Blover binası	35- Menholler 1-2	38-Karıştırıcı Fosseptik tankı	37-Giriş pompa istasyonu
38- Izgara binası	39- Havalandırma kum ve yağ tutucu	40- Ön çökeltme dağıtım yapısı	41-Ön çökeltme havuzları	42-Anaerobik reaktör dağıtım yapısı ve geri devir çamuru denitrifikasyon havuzu
43-Dağıtım yapısı	44-son çökeltme dağıtım yapısı	45-Çamur çürütücüler & Çürütücü binası	46-Gaz depoları	47-Gaz yakma bacası
48-Mekanik çamur yoğunlaştırma binası	49- Trafo ve jeneratör binası	50-Koku giderme ünitesi	51-İdari bina	52-Hidrofor ünitesi binası

Şekil 4. Hurma AAT yerleşim planı ve açıklamaları

Hurma AAT'nde atıksudan karbon (C) - azot (N) - fosfor (P) giderimi uzun havalandırılmalı aktif çamur sistemine göre yapılmaktadır. %98 verimle arıtılmış su toplam 5 km uzunluğundaki deşarj hattı ile 50 metre derinliğinde denize verilmektedir.

2.1.2. Tesis Tanıtımı

Hurma AAT aşağıdaki ünitelerden oluşmaktadır;

- I. Ön arıtma üniteleri:
 - a. Halatlı kaba ızgara,
 - b. Giriş terfi pompa istasyonu
 - c. İnce ızgaralar
 - d. Havalandırılmalı kum ve yağ tutucu havuzları
 - e. Ön çökeltme havuzları
- II. Biyolojik arıtma üniteleri
 - a. Bio-fosfor (anaerobik) havuzları
 - b. Havalandırma havuzları
 - c. Son çökeltme havuzları
 - d. Geri devir ve fazla çamur pompa istasyonları
- III. Çamur üniteleri
 - a. Mekanik yoğunlaştırma
 - b. Çamur çürütme
 - c. Çamur susuzlaştırma
- IV. Arıtma çamuru termal kurutma ve ko-jenerasyon tesisi
- V. UV dezenfeksiyon ve filtrasyon ünitesi
- VI. Deşarj pompa istasyonu
- VII. Koku giderme sistemi

Antalya'nın batı bölgesindeki yerleşim yerlerinden kaynaklanan evsel nitelikli atıksular, 2000 mm çapında kolektör hattı ile Hurma AAT'ne gelmektedir. Tesise gelen atıksular ilk aşamada ön arıtma ünitelerinde alınır.

Kanalizasyon şebekesi vasıtasıyla toplanan evsel atıksular, her biri Ø 2000 mm çapında olan iki ana kolektör hattı ile arıtma tesisine iletilmektedir. Tesise iletilen atıksular öncelikle proses içerisinde yer alan elektro-mekanik ekipmanların zarar görmemesi için 50 mm'lik çubuk aralığına sahip kaba ızgaradan geçirilmektedir. Atıksuların içerdiği büyük

boyutlu (taş, tahta, plastik parçaları v.b.) maddeler ızgaralar ile atıksudan mekanik olarak ayrılır ve konveyörler vasıtasıyla katı atık depolama sahasına iletilmek üzere konteynerlere boşaltılır.

Terfi pompa ünitesi, kaba ızgaradan geçen atık sular (– 6,5 m kotundan) kapasitesi 1325 m³/saat olan pompalar ile (+10,65 m kotuna) terfi edilir. Terfi merkezinde 9 adet dalgıç ana atık su pompası bulunmakta olup bu pompalar eş yaşlanma prensibine göre dönüşümlü olarak çalıştırılmaktadır.

Izgara ünitesi terfi pompalarından geçen atıksular orta ve küçük boyutlu partiküllerin atıksudan ayrılması için önce çubuk aralığı 30 mm daha sonra 10 mm olan dörder adet ince ızgaradan geçirilir. Böylelikle atıksudan orta ve küçük ölçekli partikül maddelerin mekanik arıtımı sağlanır ve ızgaraların tırmıkları ile toplanan katı atıklar konveyör vasıtasıyla katı atık depolama sahasına iletilmek üzere konteynerlerde toplanırlar.

Anaerobik reaktör, ön arıtmadan çıkan atıksu önce terfi merkezine gelmekte ve buradan dalgıç pompalar ile yükseltilerek biyolojik fosfor gideriminin yapılması amacıyla anaerobik reaktöre gönderilmektedir. Biyolojik fosfor tankı anaerobik olarak çalışmaktadır. Bu tank dalgıç karıştırıcılar ile donatılmıştır. Biyolojik arıtmada kütle dengesinin korunması amacıyla yapılan geri devir de bu tanka bağlanmaktadır. Hava verilmeden 1,4 saat bekletilen suda anaerobik ortam oluşmakta ve bu ortamda faaliyet gösteren mikroorganizmalar fosforu bünyelerinden atmaktadır.

Anaerobik reaktör tank boyutları;

Havuz eni : 7 m x 2 seri bağlı havuz = 14 m,

Havuz boyu : 47 m

Su derinliği : 7 m

Bir tankın hacmi: 4400 m³

Bekletme süresi: 1,4 saattir.

Havalandırılmalı kum ve yağ tutucu havuzunda, ızgaralardan geçen atıksular, 45 m boyunda, 5 m genişliğinde ve 6,3 m derinliğindeki altı adet havalandırılmalı kum ve yağ tutucu havuzlarına kanallar vasıtasıyla iletilmektedir. Her biri 540 Nm³/saat olan 6 adet hava körükleri (blower) ile havuz tabanlarına döşenen boru hatları için hava temini sağlanır. Havuzlara su akışına dikey yönde verilen hava vasıtasıyla kendi ağırlığı ile dibe çöken kum ve diğer katı maddelerin dipteki hareketi sağlanırken, kendi ağırlığı ile çökelemeyen yağ ve organik maddelerin askıda ve yüzeyde kalması sağlanmaktadır. Havuz dibinde çökelen kum ve ağır partiküller yine havuz üzerinde çalışan gezer köprülere monte edilmiş olan 36 m³/saat

kapasiteli kum pompaları vasıtasıyla çekilerek havuz kenarında yer alan kum kanallarına aktarılmaktadırlar. Yüzeyde oluşan köpük ve yağlar 40 m³/saat kapasiteli pompalar vasıtasıyla ızgaralara gönderilir ve orada susuzlaştırıldıktan sonra konteynerlere alınırlar. Kanala alınan kumlar ızgaralardan geçirildikten sonra konteynerlere iletilerek katı atık depolama sahasına iletilmektedirler.

Ön çöktürme havuzunda, kum ve yağ tutucu havuzlarından çıkan atıksu, ön çöktürme havuzlarına giriş yapar. Atıksuda bulunan çökebilir katı maddelerin %90'ı ön çökeltme havuzunda sudan ayrılabilir. Dibe çöken ve çürüme özelliği gösteren bu çamurlar, mekanik yoğunlaştırma işleminden sonra çamur işleme (anaerobik çürütme) sistemine gönderilir.

Koku giderme ünitesinde, atıksu ile beraber gelen kimyasalların ya da organik maddelerin ayrışması sonucu oluşan gazların arıtımı sağlanmaktadır. Havanın; ıslak gaz yıkayıcılarla ortamdan emildikten sonra absorpsiyon ve oksidasyon prosesleri ile kokudan arındırılması amaçlanmaktadır.

Tesiste; ön arıtma, ön çöktürme ve susuzlaştırma binalarında olmak üzere 3 adet merkezi koku giderme ünitesi bulunmaktadır.

Emiş yapılan kirli hava debileri:

Ön arıtma ünitesinde : 105.000 m³/s,

Ön çöktürme ünitesinde : 25.000 m³/s,

Susuzlaştırma ünitesinde : 25.000 m³/s'dir.

Biyolojik arıtma, mikroorganizmalar yardımıyla arıtım işleminin gerçekleştiği aşamadır. Bio-fosfor (anaerobik) havuzlarında, ön çökeltme havuzlarından savaklanan atıksular ve son çökeltme havuzundan alınan geri devir çamuru bio-fosfor havuzlarına iletilmektedir.

Geri devir oranı tesis giriş debisinin % 75-%100'ü oranında yapılmaktadır. Tesiste 2'şer adet 8800 m³ ve 16000 m³ hacmi olan toplamda 4 adet bio-P havuzu bulunmaktadır. Havuzlardaki çökelmeyi ve çökelmeyle beraber oluşacak hacim kayıplarını önlemek, istenilen akım karakteristiğini sağlamak amacıyla havuzların her birinde dört adet 0,3 m/sn hız sağlayacak dalgıç mikserler monte edilmiştir. Dağıtım yapısından Bio-P havuzlarına alınan ham atıksu – aktif çamur karışımı oksijen verilmeden 1.5-2 saat süreyle bekletilir.

Havalandırma havuzunda, bio-fosfor havuzlarından çıkan atıksular havalandırma havuzuna alınmaktadır. Atıksu birinci havalandırma havuzunun anoksik bölümüne daha sonra oksik bölümüne iletilecektir. Daha sonra atıksular ikinci havalandırma havuzuna

geçerek yine anoksik ve oksik bölümlerden sonra çıkış dağıtım yapısından son çökeltme havuzlarına iletilecektir.

Anoksik bölgede, atıksu içerisindeki nitrat ya da nitrit uzaklaştırma denilince anlaşılan nitrat veya nitritin azota indirgenme reaksiyonu (denitrifikasyon) meydana gelmektedir. Denitrifikasyon kısmından sonra atıksu-çamur karışımı, havalandırmalı biyolojik kısma geçer. Nitrifikasyon kısmında amonyak nitrata dönüşür. Ototrof mikroorganizmalar tarafından amonyum azotu nitrit ve nitrata yükseltgenir. Nitrat bakterileri azot oksidasyonu sayesinde önemli miktarda enerji kazanırlar ve CO₂'i karbon kaynağı olarak kullanıp hücre yapılarını oluştururlar. Bu reaksiyonlar aerobik ortamda olduğundan oldukça fazla oksijen ihtiyacı ortaya çıkar. Havalandırma, basınçlı hava ile yapılır. Basınçlı hava, hava körükleri ve difüzörler vasıtası ile nitrifikasyon kısmına dağıtılır.

Blower binasında, proses havuzlarındaki anoksik ve oksik şartların devamlılığını izlemek amacıyla, havuzlara yerleştirilen redoksmetreler ile oksidasyon redüksiyon potansiyeli ve oksijen metreler ile çözünmüş oksijen konsantrasyonu ölçülmektedir. Proses havuzlarında havalandırma, 3 asıl + 1 yedek şeklinde 25.000 Nm³/saat kapasite ile çalışan blowerlar ve su altı difüzör sistemi ile yapılmaktadır. Bu havuzları da bulunan oksijen metreler ile ölçülen değerler sonucunda sistemin ihtiyaç duyduğu oksijen konsantrasyonu belirlenip blowerlar kapasitelerini ayarlayarak havalandırma sağlanmaktadır.

Son çökeltme havuzunda, havalandırma havuzundan çıkan aktif çamur – su karışımı dairesel şekildeki bu havuza alınır.

Suyun havalandırma havuzlarında elde edilen koloidal aktif çamurdan ayrılması sonucunda yerçekimi ile çöken çamur, geri devir çamur pompaları kullanılarak toplanıp proses havuzlarının başına gönderilmektedir. Toplam 8 adet dairesel bulunmaktadır. Bunlardan 4 tanesi 47 metre çapında 4,5 m derinliğinde, 4 tanesi de 52,4 m çapında, 5,2 m derinliğindedir.

Son çöktürme havuzu sıyrıcı köprüleri, çap boyunca hareket ederek, havuz tabanına çöken biyolojik çamuru sıyrıcısı vasıtasıyla çamur haznesinde toplar, burada biriken çamur, geri devir pompa istasyonunda bulunan 1094 m³/saat'lik geri devir pompaları ile emilir. Seçilen geri devir oranının (işletme koşullarına göre geri devir oranı %75-%100 oranında seçilir) çarpımına göre geri devir çamur pompaları ile çekilecek çamur miktarı belirlenir ve çamur geri devir pompaları bu kapasitede çalıştırılır. Çökeltme havuzu yüzeyinde biriken köpükler, yüzeysel sıyrıcılarla toplanarak fazla çamur pompa istasyonuna gönderilir.

Arıtılmış su çökeltme havuzunun üstünden savaklar yardımıyla toplanarak deşarj tankına gönderilir.

Mekanik çamur yoğunlaştırma aşamasında, ön çöktürme ve son çökeltme havuzlarından alınan çamur, çamur karıştırma ve yoğunlaştırma tankına alınır. Çamurun stabil halde kalabilmesi için havalandırma işlemine tabi tutulur. Çamur havuzunda havalandırma, 1 asıl 1 yedek şeklinde $1200 \text{ Nm}^3/\text{saat}$ kapasite ile çalışan blowerlar ve su altı difüzör sistemi ile yapılmaktadır.

Anaerobik çamur çürütme prosesi, biyolojik çamurun stabilizasyonu için kullanılmaktadır. Çürütme prosesi anaerobik koşullarda ve mezofilik şartlarda gerçekleştirilmektedir. Çürütücü içindeki mezofilik üç tür bakteri grubunun (fermantasyon bakterileri, asit bakterileri, metan bakterileri) faaliyetleri sonucu çamur çürütülür. Anaerobik çamur çürütme prosesinde 4 adet çürütücü tank bulunmaktadır. Her bir tank 26,9 m yüksekliğinde, 23,3 m çapında ve 9.000 m^3 (toplam 36.000 m^3) hacminde.

Çamur susuzlaştırma üniteleri, mikroorganizmaların faaliyetleri sonucu çürüyen %3 yoğunluğundaki çamur, çamur çürütücü taşkan hattından cazibe ile çamur karıştırma tanklarına alınır. Ayrıca son çökeltme havuzları köpük tahliye sistemi de bu tanka bağlıdır. Çamur karıştırma tankında havalandırma işlemi için $2000 \text{ m}^3/\text{saat}$ kapasiteli blower kullanılmaktadır.

Derin deniz deşarj sistemi, fiziksel ve biyolojik arıtma işlemlerinden, geçerek deşarj edilebilir kriterlere getirilen atık su alıcı ortamlara verilmek üzere, arıtma tesislerinin son durağı olan deşarj pompa istasyonuna gelir. Deşarj pompa istasyonunda bulunan deşarj pompaları, gelen atık su miktarına ve hazne seviyesine göre sırayla devreye girer. Haznedeki su seviyesi 4.3 m kotuna kadar cazibe ile terfi ettirilir. Bu seviyede cazibe hattındaki vana kapanarak, pompaj hattındaki vana açılır ve öncelikle 925 lt/sn kapasitesindeki küçük pompalar devreye girer. Bunun amacı 730 lt/sn (6 adet) kapasiteli asıl pompaların kavitasyona uğramasını engellemek içindir. Bu pompalar belirlenen debiye geldiğinde devreden çıkarak yerini asıl pompalara bırakır. Çıkış pompa istasyonu pompaları devrede iken ani enerji kesilmesi durumunda boru hattında oluşabilecek vakum tehlikesine karşı denge bacası tasarlanmıştır, böyle bir durumda hatta vakum oluşmaması için denge bacasından su beslenerek bu tehlike önlenmiş olacaktır. Arıtılan atıksu 2472 metresi karada, 2600 metresi ise denizde olan 1600 mm. çaplı HDPE borudan oluşan derin deniz deşarj hattı ile 50 m derinliğine denize deşarj edilmektedir.

Hidrofor ünitesi, deşarj pompa istasyonundan 70 m³/saat'lik hidrofor ile alınan arıtılmış su sırayla kartuş filtrelerden ve UV cihazından geçirilerek tesisin bütün servis (yıkama, seyreltme suları) ve sulama suyu ihtiyacını karşılar.

Koku giderme ünitesi, 115.000 m³/saat kapasiteli koku giderme ünitesi ile ön arıtmadan (giriş yapısı, fosseptik tank, kaba ve ince ızgaralar, havalandırılmalı kum ve yağ tutucu havuzlar) fanlar ile emilen hava kimyasal yıkama sistemi olan scruberlarda kimyasal madde ile yıkanarak H₂S gazından temizlenerek atmosfere bırakılır. 25.000 m³/saat kapasiteli 2 adet koku giderme ünitesi ile çamur karıştırma, yoğunlaştırma, çamur susuzlaştırma, ön çöktürme kısımlarından fanlar ile emilen hava kimyasal yıkama sistemi olan scruberlarda kimyasal madde ile yıkanarak H₂S gazından temizlenerek atmosfere bırakılır. Sistemde kullanılan kimyasal maddeler H₂SO₄, NaOCl ve NaOH' tır. Böylece H₂S ve NH₃ gibi çevre halkının rahatsız edebilecek kokular tamamen ortadan kaldırılmış olacaktır.

SCADA otomasyon sistemi, (Supervisory Control And Data Acquisition, Merkezi Denetim ve Bilgi Toplama Sistemi) ile tesisteki bütün üniteler sayfalar halinde düzenlenmiş olup bu sayfalar üzerinden bütün ekipmanların takipleri ve kontrolleri yapılabilmektedir. (ASAT, 2016)

2.2. Hurma AAT'nde Yapılan Analizler

Atıksu arıtma tesisinin verimli olarak çalışmasını sağlamak, mevcut elemanların yeterliliğini değerlendirmek ve ham atıksuyun karakteristiğini anlayabilmek için analizlerin sık aralıklarla yapıp incelenmesi gerekmektedir. Bu incelemeler laboratuvar analizleriyle gerçekleştirilmektedir. Tesise ait başlıca işletme parametreleri Tablo 3'te verilmiştir.

Tesiste analizleri yapılan parametreler

- İmhoff,
- AKM,
- BOİ,
- KOİ,
- tN,
- tP,
- pH olarak sıralanabilir.

Tablo 3. İşletme parametreleri (mg/L)

Parametre	Giriş Atıksu Değeri	Deşarj Değerleri	Gerçekleşen Deşarj Değerleri
KOI	400	125	35-45
BOİ	300	25	5-15
AKM	250	35	15-25
tN	40	12	4-7
tP	10	2	1-1,5
pH	6-9	6-9	~8

2.3. Çalışmada Kullanılan Yöntemler

Çalışmanın bu kısmında Antalya Hurma Atıksu Arıtma Tesisi bünyesinde bulunan giriş havuzunda farklı regresyon ve yapay zeka yöntemleri ile BOİ tahmini yapmak amacıyla modellemeler oluşturulmuştur. Giriş havuzu için çoklu regresyon analizi, çok değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri, yapay arı kolonileri, öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması, çok katmanlı yapay sinir ağları, yapay arı kolonisi algoritması ile yapay sinir ağları eğitimi ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması ile yapay sinir ağları eğitimi olmak üzere 7 ayrı yöntem uygulanmıştır.

2.3.1. Çoklu Regresyon Analizi (ÇRA)

Biyokimyasal oksijen ihtiyacı parametresinin değişimi doğrusal bir fonksiyona bağlı olmadığı için çalışmada bu parametreyi tahmin etmek amacıyla 3 tip regresyon modeli kullanılmıştır. Çalışmada doğrusal fonksiyona ek olarak üs (kuvvet) fonksiyonu ve üstel fonksiyon kullanılmıştır. Oluşturulan modeller içinde eğitim setinde en iyi sonucu veren modellerden faydalanılarak regresyon katsayıları bulunup test setinde de aynı aşamalar uygulanmıştır. Regresyon modellerinin kurulmasında kullanılan fonksiyonlar aşağıda verilmiştir.

Doğrusal fonksiyon;

$$y = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m \quad (1)$$

Üs (kuvvet) fonksiyon;

$$y = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)} \quad (2)$$

Üstel fonksiyon;

$$y = b_0 + e^{(b_1 + b_2 * x_1 + b_3 * x_2 + \dots + b_m * x_{m-1})} \quad (3)$$

Kullanılan fonksiyonlar yukarıda verilen denklemler ile ifade edilmiştir. Denklemlerde; $x_0, x_1, x_2, \dots, x_m$ değerleri bağımsız değişkenleri, $b_0, b_1, b_2, \dots, b_m$ değerleri regresyon katsayılarını, y ise bu bağımsız değişkenler yerine konularak elde edilen bağımlı değişkenleri göstermektedir.

2.3.2 Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Eğrileri (ÇDURE)

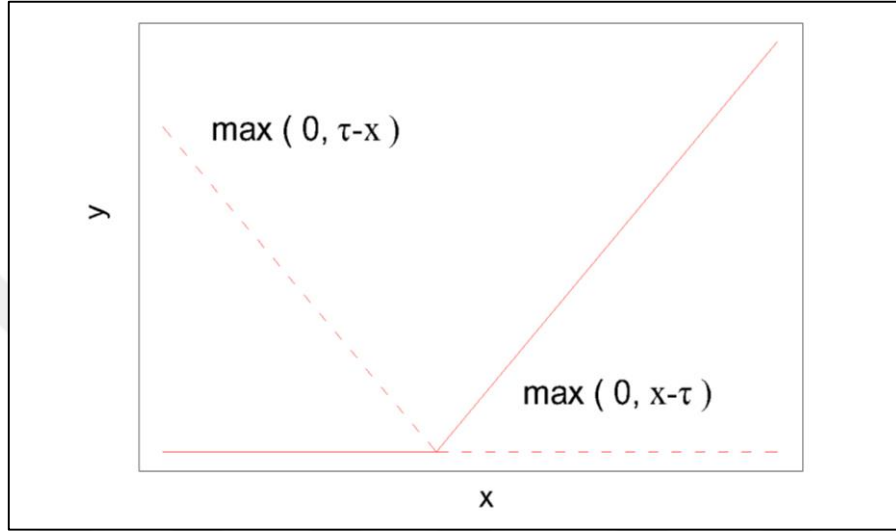
Friedman tarafından 1991 yılında geliştirilen çok değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri (ÇDURE) parametrik olmayan regresyon analizinin bir formudur. Uygulamalı alanların çoğunda, değişkenler arasında doğrusallık bulunmayan olayları temsil edebilmek için parametrik olmayan regresyon yöntemleri kullanılmaktadır. Bu modelin asıl avantajı tahmin değişkeni ve bağımlı arasındaki karmaşık ve lineer olmayan ilişkiyi açıklayabilmesidir (Kişi ve Parmar, 2016).

Bu yöntemde değişkenler arasında herhangi bir varsayıma gidilememektedir. Yöntemde mevcut veriler üzerinden taban fonksiyonları ve bu taban fonksiyonları ile ilişkilendirilmiş katsayılar kullanılmaktadır. Bu yöntem bağımsız değişkenleri bölgelere ayırarak, her bölgeyi bir regresyon eşitliği ile açıklamaktadır. Ayrıca amaç değişkeni hem açıklayıcı değişkenlerle hem de aralarındaki etkileşimlerle meydana gelen taban fonksiyonlarının katkılarıyla tahmin edilmektedir.

ÇDURE modeli elde edilirken hem ileriye hem de geriye doğru ilerleme algoritmalarından yararlanılır. Modelin oluşturulması iki adımda gerçekleştirilir. ÇDURE modeli;

$$c^-(x, \tau) = [-(x - \tau)]_+, \quad c^+(x, \tau) = [(x - \tau)]_+, \quad [q]_+ = \max\{0, q\} \quad (4)$$

formundaki doğrusal temel fonksiyonları kullanır. Bu temel fonksiyonlar X_j açıklayıcı değişkenlerinin gözlenen değerlerini en uygun τ düğüm noktalarıyla aralıklara bölen parçalı doğrusal regresyon eğrileridir ve bunlar birbirinin yansıması olan çiftler olarak adlandırılır. Model oluştururken amaç her açıklayıcı X_j değişkeni için her $x_{i,j}$ gözlem noktalarındaki düğüm noktalarında bu çifti bulmaktır.



Şekil 5. ÇDURE modelindeki temel fonksiyonlar (Toprak, 2011)

Bu nedenle, Şekil 5'te gösterilen temel fonksiyonların kümesi,

$$\wp = \{(X_j - \tau)_+, (\tau - X_j)_+ | \tau \in \{x_{1,j}, x_{2,j}, \dots, x_{N,j}\}, j \in \{1, 2, \dots, p\}\} \quad (5)$$

şeklindedir. N gözlem sayısını göstermektedir. Burada τ temel fonksiyonların düğümünü gösterirken, $[q]_+$ eşitliklerin yalnızca pozitif değerlerinin göz önünde bulundurulduğunu vurgulamaktadır. İleriye doğru adım algoritmasında elde edilen ÇDURE modeli;

$$Y = \theta_0 + \sum_{m=1}^M \theta_m \psi_m(X) + \varepsilon \quad (6)$$

şeklinde gösterilebilir. Burada M değeri veriye uygun olan maksimum temel fonksiyon sayısıdır. Eldeki veri kümesi $(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, N)$ 'ne göre ÇDURE modelinin m . temel fonksiyonu;

$$\psi_m(X) = \prod_{j=1}^{K_m} \left[S_{K_j^m}(X_{K_j^m} - \tau_{K_j^m}) \right]_+ \quad (7)$$

olarak ifade edilebilir. Burada K_m m. temel fonksiyonda çarpılan doğrusal fonksiyon sayısını, s, +1 veya -1'i; $X_{K_j^m}$ m. temel fonksiyondaki j. değişkeni göstermektedir. Bu temel fonksiyonlarda tek değişkenli ya da çok değişkenli etkileşim terimlerinden oluşmaktadır. İleri doğru adım algoritmasının her aşamasında kullanılabilecek en uygun düğüm noktası ve temel fonksiyonları belirlemek amacı ile aşağıda tanımlanan genelleştirilmiş çapraz doğrulama (GCV) ölçüsü kullanılmaktadır.

$$GCV = \frac{1}{N} \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{f}_a(x_i))^2}{(1 - M(a)/N)^2} \quad (8)$$

Burada $M(a) = u + dK$; N:örneklem genişliği; u:bağımsız temel fonksiyonların sayısı; K:seçilen düğüm sayısı; d:temel fonksiyonların maliyetidir. GCV'nin payı hata kareler toplamını, paydası ise modelin karmaşıklığını hesaplamaktadır. ÇDURE algoritmasının ilk adımında oluşturulan en büyük modelin yorumlanması ve kullanımı kolay olmadığından dolayı ikinci adımda en büyük model budanarak, yani önemli bağımsız değişkenler ve bu değişkenlerin etkileşimleri belirlenerek, GCV ölçüsü en küçük olan model elde edilir (Yerlikaya vd., 2008).

2.3.3 Yapay Arı Kolonisi (YAK)

Arıların yiyecek aramalarından esinlenerek, yapay arı kolonisi (YAK) algoritması 2005 yılında Derviş Karaboğa tarafından geliştirilmiştir. Arıların yiyecek arama davranışı, bireyler arası bilgi paylaşımı ve ezberleme nitelikleri, son zamanlarda oldukça ilgi çeken araştırma alanlarından biri olmuştur.

Bal arılarının da içinde bulunduğu koloni yaşam tarzının en temel özelliği bireylerinin bütün koloninin varlığı için var olmalarıdır. Tek başına her bir birey belirli bazı kuralları takip ederek yapması gereken işleri yaparken genelde tüm sistemleriyle başarılı bir şekilde ayakta kalabilen bir sistem ortaya çıkmaktadır. Bu sistemin önemi ise her biri bağımsız olarak işler yapan bu bireylerin aralarındaki iletişimin başarılı bir şekilde sağlanabilmesidir.

Yiyecek bulucu arıların hepsi kendi kaynaklarını kendileri bulamaz. Bu arıların çoğu diğer arılardan aldığı bilgiye göre kaynaklara konumlanır. Arılar sağırdır. Bu nedenle bilgi aktarımını birbirlerine dans aracılığıyla gerçekleştirirler. Bilgi getiren arı dans ederken gözlem yapan arılar da antenleri ile dans eden arıya dokunarak nektarın tat ve koku bilgisini almaya çalışır. Ne kadar fazla arı bu şekilde dans ederse o kadar çok kaynağa yönelme söz konusudur (Akay, 2009).

Bir koloninin başarısı iyi kaynakları eş zamanlı olarak kullanabilme becerisiyle ilişkilidir. Bu paralel araştırma ve kaynak kullanma sürecinde, iyi nektar veya polen kalitesine sahip alanlar daha az enerji harcayarak daha fazla arı tarafından ziyaret edilirken, nispeten düşük kalitedeki kaynaklar daha az sayıda arı tarafından ziyaret edilmektedir.

Doğal bir arı kolonisinde arılar arasında bir görev paylaşımı vardır. Arılar bu iş paylaşımını kendi kendilerine gerçekleştirebilmektedirler. Görev paylaşımı ve kendi kendine organize olabilme yeteneği sürü zekâsının iki önemli özelliğidir. Tereshko'ya göre bu zekânın ortaya çıkmasını sağlayan minimal yiyecek arama modelinde üç temel bileşen vardır. Bunlar:

- 1) Yiyecek kaynakları,
- 2) Görevli işçi arılar,
- 3) Görevsiz işçi arılardır.

Ayrıca bu minimal model:

- 1) Bir yiyecek kaynağına yönelme,
 - 2) Yiyecek kaynağını bırakma
- olmak üzere iki şekilde çalışmaktadır.

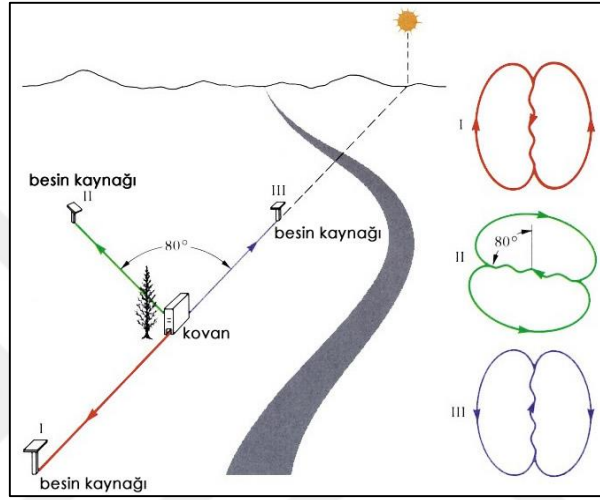
Arılar bal, polen veya nektar olarak tanımlanabilen yiyecek kaynaklarına gitmektedirler. Yiyecek arama davranışlarında; kaynağının miktarı, kovana olan uzaklığı, kaynağın kalitesi venektarın çıkarılmasının kolaylığı kavramları kaynak kriterleridir. Basit olması açısından sadece yiyecek kaynağının kalitesi gibi tek bir özellik de ele alınabilir. YAK algoritmasında yiyecek kaynakları, optimize edilmeye çalışılan problemin olası çözümlerine karşılık gelmektedir. Bir kaynağa ait nektar miktarı, o kaynakla ifade edilen çözümün kalite değerini ifade etmektedir. Diğer bir deyişle, kovandaki kullanılan arıların sayısı nektar kaynaklarının sayısına eşittir (Karaboğa ve Baştürk, 2007).

Yapay arı kolonisi algoritmasında, koloni üç gruptan oluşur. Bunlar:

1. Çalışan (işçi-görevli) arılar,
2. Gözcü arılar,

3. Kâşif arılardır.

Görevli işçi arılar, önceden keşfedilmiş olan belli kaynaklardan kovana nektar getirilmesinden sorumludurlar. Bu arılar gittikleri yiyecek kaynağının kalitesi ve yeriyle ilgili bilgileri diğer arılarla paylaşmaktadırlar. Bu bilgi paylaşımını “arı dansı” adı verilen dansları ile göstermektedirler. Bu dansa göre yiyecek kaynağının kovana olan mesafesi ve güneşe göre konumu bilgileri gözçü arılara iletilmektedir (Şekil 6).



Şekil 6. Arı dansı ve gözçü arılara bilgi aktarımı (Yahya, 2000)

Görevi belirsiz işçi arılar, nektar toplayabilecek kaynak arayışı içerisinde olan bu arıların iki çeşidi bulunmaktadır. Bunlar rastgele kaynak arayışında olan kâşif arılar ve kovanda bekleyen, görevli arıları izleyerek bu arılar tarafından paylaşılan bilgiyi kullanarak yeni kaynağa yönelen gözçü arılardır.

Gözçü arılar danslardan öğrendikleri bilgilerle bir kaynak seçmektedirler. Burada nektar miktarı uygunluk değerine karşılık gelmektedir. Yiyecek kaynağının seçilme olasılığı rulet tekerleği yöntemi kullanılarak hesaplanmaktadır. Rulet tekerleği yöntemine göre daha iyi uygunluk değerine sahip bireylerin daha fazla seçilme olasılığı vardır. Tüm bireylerin bulunduğu bir rulet tekeri üzerindeki yerleri, bireylerin uygunluk değerleri ile orantılı olarak düşünülmektedir. Daha uygun olan birey daha geniş bir alana sahip olmaktadır. Böylece seçilme olasılıkları da artmaktadır (Yiğitbaşı ve Baykan, 2014).

Bir kovan göz önüne alındığında kovani parçalara ayırmak mümkündür. Bu parçalardan en önemlisi dans alanıdır. Yiyecek kaynağının yeri ve kalitesi hakkındaki bilgi paylaşımı dans alanında olmaktadır. Bir arı dans ederken diğer bir arı da anteni ile ona

dokunur ve bulduğu kaynağın kokusu ve tadı ile ilgili bilgileri aktararak, ziyaret ettikleri kaynağa daha çok arı çekebilmek için bu dansı gerçekleştirirler. Dans alanında yapılan danslar; nektarın tatlılığına, nektarın çıkarılma kolaylığına, kovandan olan uzaklığa, çiçek nektarının kıvamına, besinin genel durumuna, hava koşullarına ve günün hangi saati olduğuna göre değişim göstermektedirler.

Yiyecek getiricilerin diğer yiyecek getiricileri kaynağa yönlendirmek için onlara yön bilgisi vermeleri gerekmektedir. Yön bilgisi belirlendikten sonra hedefe yönelmek için güneşin konumundan yararlanılır. Arılar kendi yörüngeleri ile güneş arasındaki açığı hesaplarlar. Güneşin önü kapanmış olsa dahi polarize gün ışığından güneşin konumunu belirleyebilmektedirler. Besin kaynağının kovana olan mesafesine göre çeşitli danslar mevcuttur. Bunlar; dairesel dans, titreme dansı ve kuyruk dansıdır. (Akay, 2009).

Kovanda nektar arayan bir arı aşağıdaki yolların birini izlemektedir.

1. En son keşfettiği besin kaynağını terk ederek yeni bir besin kaynağı arar,
2. En son keşfettiği bir besin kaynağına tekrar gider,
3. En son keşfettiği besin kaynağına dönmeden önce kovandaki diğer arıları bilgilendirmek için sallanma dansı yapar.

YAK algoritmasında, arılar tarafından bulunan her bir besin kaynağının yeri, tasarım değişkenlerinin değerini, bu besin kaynağındaki nektarın miktarı ise amaç fonksiyonunun değerini temsil etmektedir. Her bir arı en çok nektarı olan çiçeği bulmak için kovandan ayrıldığında rastgele bir yöne ve uzaklığa gider. Bu ilk noktaların koordinatları aşağıdaki gibi tüm arama alanı üzerinde rastgele başlatılır:

$$x_j^0 = \min x_j + \lambda(\max x_j - \min x_j), \quad \min x_j \leq x_j \leq \max x_j \quad (9)$$

Yukarıdaki eşitlikte, λ değeri 0 ile 1 arasında rastgele bir sayıdır. Sağ alt indis her tasarım değişkeninin değişken numarasını, sol üst indis değişkenin alabileceği maksimum, minimum değerini ve sol alt indis ise çözümün hangi besin kaynağında gerçekleştiğini göstermektedir. Denklem 9’da verilen değerler tasarım değişkeninin önceden bilinen tasarım sınırlarıdır. Tasarım değişkenleri sürekli ise Eşitlik 10 kullanılır. Eğer sürekli değil ise veriler ilgili listeden seçilerek aşağıdaki eşitlik kullanılır.

$$I_j^0 = \min I_j + \lambda(\max I_j - \min I_j), \quad \min I_j \leq I_j \leq \max I_j \quad (10)$$

Denklem 10'da I, tasarım değişkenlerinin listedeki yerini (indisini) göstermektedir. Her bir arı için ilk koordinatlar seçildikten sonra, bu arıların bu koordinatlardaki besin kaynaklarından buldukları nektarın miktarı tespit edilecektir. Bu hesap işlemi optimizasyonda amaç fonksiyonun değerinin hesaplaması anlamına gelir. Amaç fonksiyonu hesaplandıktan sonra en iyi nektarı bulan arılar aynı bölgeye giderler ve bu arılar istihdam edilen arılar olarak adlandırılır. İyi nektar bulamayan arılar ise iyi nektar bulanları takip ederler ve bunlara da izleyici arılar denir.

İstihdam edilen arılar dans ederek işsiz arıları (seyirci arılar) kendi buldukları besin kaynağına gelmeleri için ikna etmeye çalışırlar. Dans eden arıları, nektarların kalitesine göre izleyici arıların takip edeceği düşünüldüğünde az veya hiç nektar olmayan besin kaynağını daha az işsiz arı seçerken, bol nektar kaynağını ziyaret edecek işsiz arıların sayısının da buna bağlı olarak fazla olacağı kabul edilir. Bu işsiz arıların nektar miktarı ile orantılı bir olasılığa göre besin kaynağını seçmesi anlamına gelir. i. besin kaynağını arıların seçme olasılığı aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$P_i = \frac{(f_i(x))^{-1}}{\sum_{m=1}^n (f_m(x))^{-1}} \quad (11)$$

Bu formül ile işsiz arıların kaç tanesinin i. besin kaynağına gideceği bulunur. Bu adımdan sonra i' inci besin kaynağına bir adet bu kaynakta istihdam edilen arı ve olasılık ile hesaplanan sayıda arı bu bölgeye gönderilir. Bu bölgedeki her bir arının yeni yeri aşağıdaki formül ile hesaplanır:

$$yeni_i I_j = isth_i I_j + f(i_i I_j - isth_k I_j) \quad (12)$$

Burada ϕ değeri -1 ile 1 arasında rastgele bir reel sayıdır. Sağ alt indis (j), tasarım değişkenin adını gösterirken sol alt indisler (i) ise besin kaynağının numarasını temsil eder, (k) ise 1 ile SN arasında i'ye eşit olmayan bir tam sayıyı temsil eder. Bu formül diğer gıda kaynağı arılarının arama faaliyetlerini kontrol etmek için kullanılır. YAK yakınsama davranışlarında önemli bir rol oynar. Bulunduğu yerde besin seviyesi önceki en iyi besin kaynağına göre daha iyi ise bulunduğu konum iyi besin kaynağı özelliği kazanır yani $yeni_k I_j$,

I_j^{isth} 'ye eşit olur. Aksi takdirde, eski konumu en iyi besin kaynağı olarak korunur (Sevim, 2014). Bir yapay arı kolonisi algoritmasının akış şeması Şekil 7'de verilmiştir.

2.3.4. Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması (ÖÖTO)

Öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması, sezgisel olarak bilinen genetik algoritma, karınca kolonisi algoritması ve yapay arı kolonileri gibi yeni bir yöntemdir. ÖÖTO bir sınıftaki öğrenciler ve öğretmen arasındaki etkileşime dayanan sosyal tabanlı bir optimizasyon algoritmasıdır (Rao ve Patel, 2012). 2011 yılında Rao tarafından mekanik problemlerin uygulanması için tasarlanan yöntem, sonraki yıllarda farklı mühendislik alanlarında da kullanılmış ve diğer lineer olmayan optimizasyon teknikleri ile kıyaslanmıştır. Aynı zamanda yöntem, veri kümelemesi konusunda ve düzlemsel çelik çerçeve tasarımında kullanım alanı bulmuştur (Satapathy ve Naik, 2011; Toğan, 2012). Bir sınıftaki öğretmen ve öğrenci etkileşimine dayanan bu yöntemde, öğrencilerin öğrenme kabiliyeti öğretmenin kapasitesi ile yakından ilişkilidir. Algoritmanın her safhasında başarılı öğrenciler seçilerek en iyi öğrencilerin tespiti yapılır. ÖÖTO algoritması sınıftaki öğrencilerin sayısı, sınıfların sayısı ve iterasyon sayısı olmak üzere üç temel parametreye sahiptir. Algoritma, öğretmen ve öğrenci safhası olmak üzere iki aşamadan oluşmaktadır.

Öğretmen safhasında öğrenciler (X_i) öğretmenlerinden bilgiyi taklit etmek suretiyle öğrenmektedirler. Öğretmen, öğrencilere bilgiyi vermekte ve sınıfının ortalama bilgi düzeyini artırmaya çalışmaktadır. Öğrenciler en fazla sınıftaki en deneyimli ve en bilgili insan olan öğretmen ($X_{ögr}$) kadar öğrenebilmektedir. Algoritma geçerli ortalamayı (X_{ort}) dikkate alarak, herhangi bir seviyedeki kişinin seviyesini (X_i), öğretmen seviyesine çıkartmayı amaçlar.

$$X_{yeni} = X_i + r * (X_{ögr} - (T_f * X_{ort})) \quad (13)$$

Burada T_f , 1 ile 2 arasında alınan öğretme faktörüdür.

Öğretmen safhasından sonra, tüm en iyi fonksiyon sonuçları öğrenci safhasında kullanılmak üzere kaydedilir. Öğrenci safhasında, öğrenciler bilgiyi birbirleri ile tartışarak ve etkileşime girerek öğrenirler. Eğer bir öğrenci daha bilgili ise (X_{ii}) diğeri (X_i) kendisini eşitlik 14 ile günceller. Yeni değer;

$$X_{\text{yeni}} = X_i + r^*(X_{ii} - X_i) \quad (14)$$

şeklini alır. Eğer X_{ii} daha bilgili değil ise yeni değer;

$$X_{\text{yeni}} = X_i + r^*(X_i - X_{ii}) \quad (15)$$

yardımıyla hesaplanır.

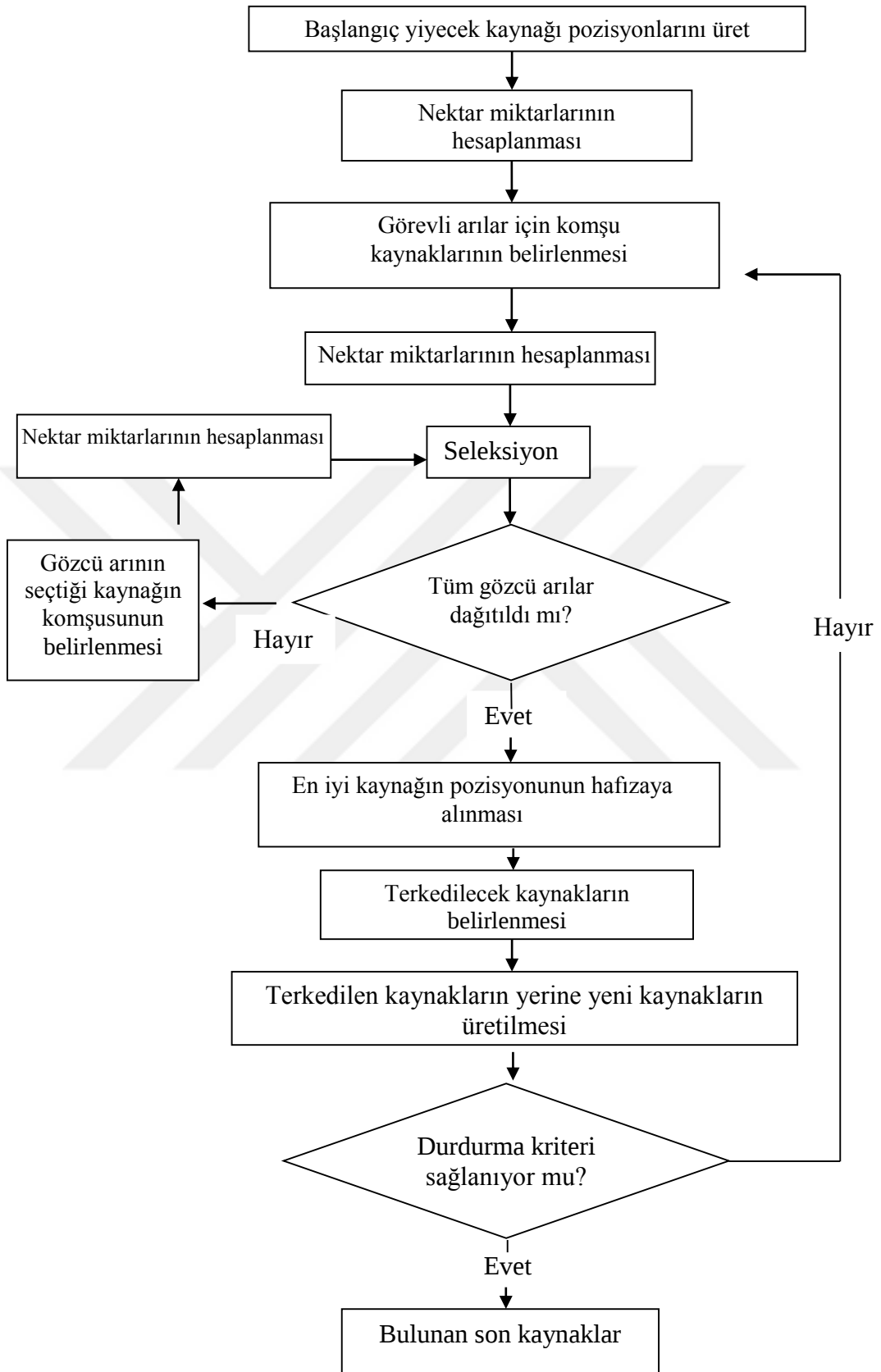
ÖÖTO algoritmasının adımları kısaca aşağıdaki gibidir:

1. Optimizasyon probleminin ve parametrelerinin belirlenmesi
2. Popülasyon sayısına ve tasarım değişkenlerine göre rastgele nüfus oluşturulması
(P_n ve D)

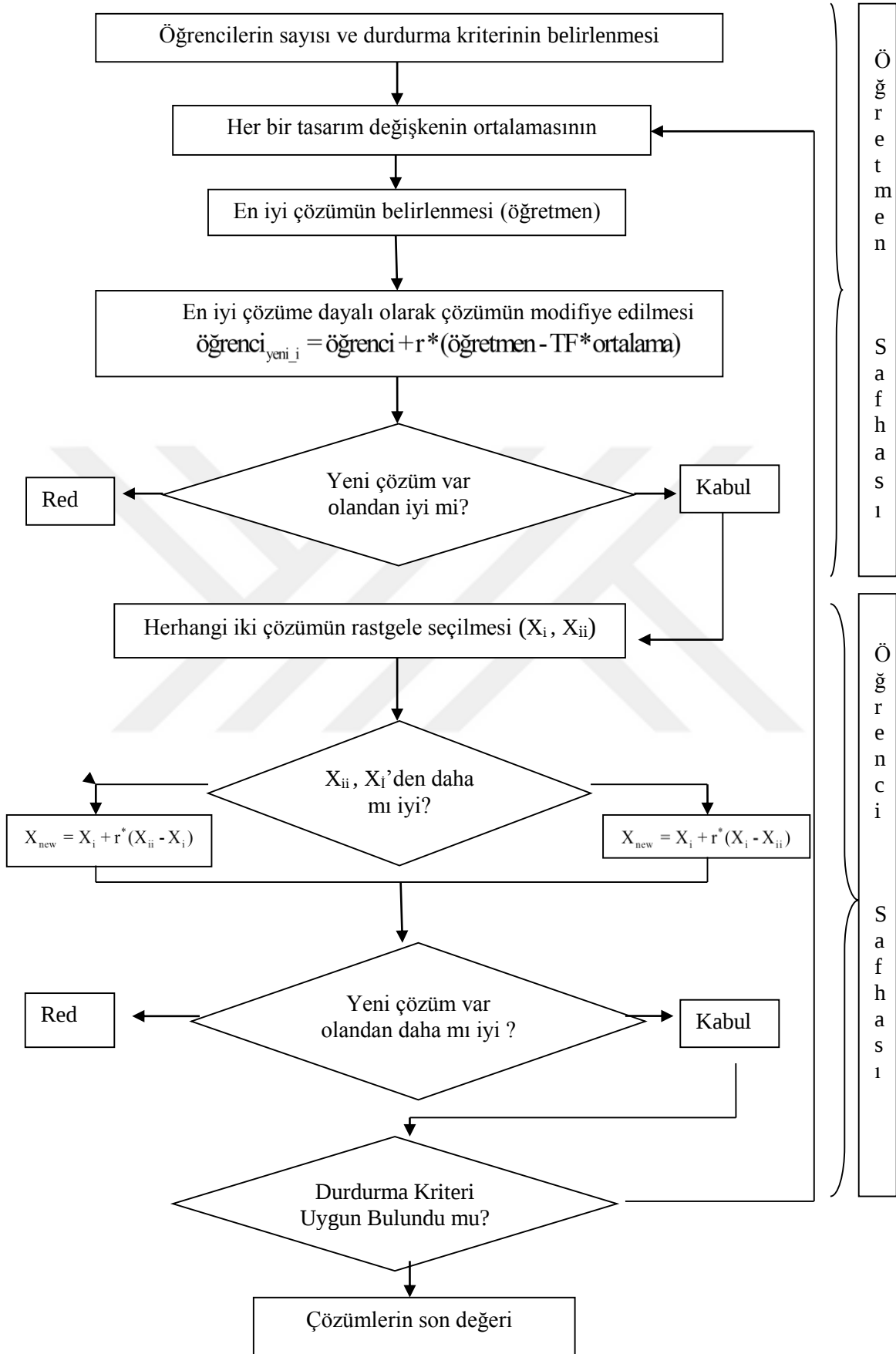
$$\text{sınıf} = \text{pop} = \begin{pmatrix} X_1^1 & X_2^1 & \dots & X_{nd}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_1^{np} & X_2^{np} & \dots & X_{nd}^{np} \end{pmatrix} \quad (16)$$

3. Öğretmen safhası
4. Öğrenci safhası
5. Sonlandırma kriteri sağlanana kadar adımların tekrarlanması.

Öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması şeması Şekil 8’de gösterilmiştir.



Şekil 7. YAK algoritmasının akış diyagramı



Şekil 8. ÖÖTO algoritması akış şeması (Rao vd., 2011)

2.3.5. Yapay Sinir Ağları (YSA)

YSA, insan beynindeki sinir hücrelerinden esinlenerek geliştirilmiş olan yapay sinir hücrelerinin değişik bağlantı geometrileri ile birbirlerine bağlanarak meydana geldiği karmaşık sistemler olarak tanımlanmaktadır. Bilgi işlem süreçleri olarak nitelendirilebilen yapay sinir ağları, verilen girdilere karşı çıktılar üreten bir kara kutuya benzetilmesi mümkündür (Kohonen, 1988).

Beynin sahip olduğu üstün özellikler, bilim adamlarını bununla ilgili çalışmaya zorlamıştır. Bu doğrultuda yapılan çalışmalar ile beynin nörofiziksel yapısından esinlenerek matematiksel modeli çıkarılmaya çalışılmıştır. Beynin bütün davranışlarını tam olarak modelleyebilmek için fiziksel bileşenlerinin doğru olarak modellenmesi gerektiği düşüncesi ile çeşitli yapay hücre ve ağ modelleri geliştirilmiştir. Böylece yapay sinir ağları denen yeni ve günümüz bilgisayarlarının algoritmik hesaplama yönteminden farklı bir bilim alanı ortaya çıkmıştır. Yapay sinir ağları; yapısı, bilgi işleme yöntemindeki farklılık ve uygulama alanları nedeniyle çeşitli bilim dallarının da kapsam alanına girmektedir. Genel anlamda YSA, beynin bir işlevi yerine getirme yöntemini modellemek amacıyla tasarlanan bir sistem olarak tanımlanabilmektedir. YSA, yapay sinir hücrelerinin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanmasından oluşur ve genellikle katmanlar şeklinde düzenlenir. Donanım olarak elektronik devrelerle ya da bilgisayarlarda yazılım olarak gerçekleştirilebilir. Beynin bilgi işleme yöntemine uygun olarak YSA, bir öğrenme sürecinden sonra bilgiyi toplama, hücreler arasındaki bağlantı ağırlıkları ile bu bilgiyi saklama ve genelleme yeteneğine sahip paralel dağılmış bir işlemcidir. Öğrenme süreci, arzu edilen amaca ulaşmak için YSA ağırlıklarının yenilenmesini sağlayan öğrenme algoritmalarını kapsamaktadır (Subaşı, 2010).

Yapay sinir ağlarının özellikleri aşağıdaki gibi sıralanabilir.

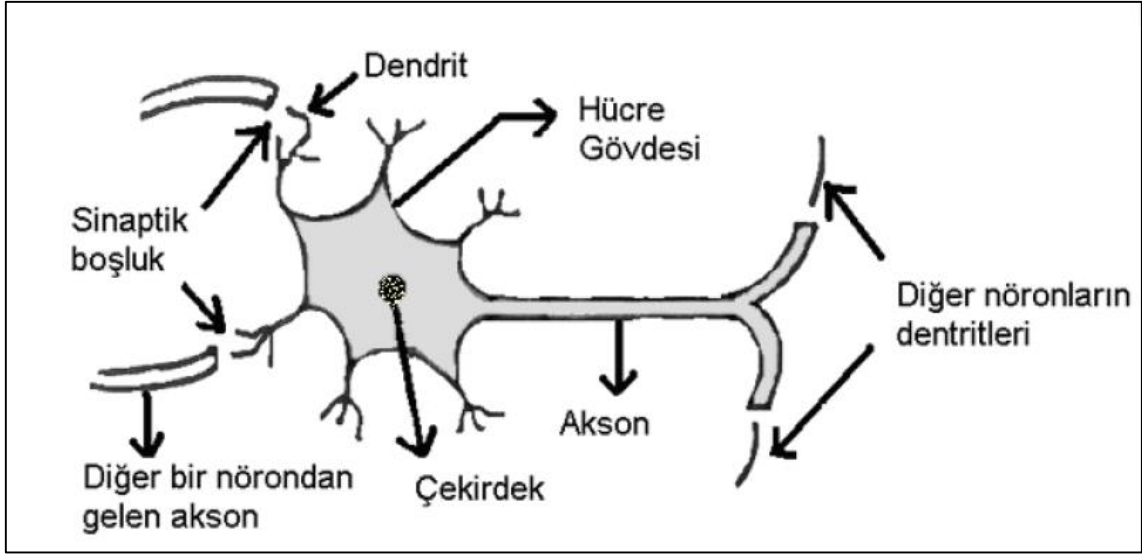
- Doğrusal olmama, bu özelliği sayesinde doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümünde kullanılabilir.
- Örneklerden öğrenme, mevcut örneklerin ağa gösterilerek öğrenilmesi sağlanır. Girdi ve çıktı verileri arasındaki ilişkiyi kullanarak ağın eğitimini gerçekleştirir.
- Biçim tanıma ve sınıflandırma, YSA'ya örnekler girdi olarak verilir. YSA, oluşturulan girdi/çıktı eşleşmeleri ile bilgiyi depoladığı yerdeki yayılı belgeleri kullanarak, karşılık gelen çıktıyı üretir.

- Eksik verileri tamamlama, ağa eksik bilgiye sahip bir örnek verildiğinde, örnekteki kayıp olan veriyi belleğinde bulunan örnekteki bilgilerle bağdaştırarak eksik örnekteki kayıp bilgiye karşılık gelen örnekteki bilgiyi bulabilir.
- Kendi kendine adapte olma, bazı YSA modelleri, kendi kendine öğrenme yeteneğine sahiptir. Ortamda değişiklikler olduğunda, bu tür ağlar yeni duruma kendilerini adapte edebilir.
- Birçok hücreden meydana gelme, bu hücreler eş zamanlı olarak karmaşık işlevleri yerine getirirler. Süreç içerisinde bu hücrelerden herhangi biri işlevini yitirse dahi sistem güvenli bir şekilde çalışmasını sürdürebilir.
- Hatalara tolerans gösterme, bazı işlem elemanlarının ağdan çıkarılması veya işlem elemanın olmaması durumunda yapay sinir ağının sonuç vermemesi gibi bir durum söz konusu değildir. Bilgiler, bütün ağ boyunca yayılı olduğundan birtakım bilgilerin kayıp oluşu ağın performansının kısmen başarısız olmasına sebep olacaktır. Bu özellik ile hesaplamada ufak bir eksikliğin kötü sonuçlara yol açabileceği uzay araştırmaları, enerji üretimi, askeri durumlar vs. kritik problemlerde çok faydalıdır.
- Eksik bilgilerle çalışabilme, bulanık veya eksik bilgiler ağa sunulduğu zaman, yayılı bellek bilinen girdi için en uygun çıktıyı seçer. El yazısı tanıma, bu özelliğe güzel bir örnektir.
- Dereceli bozulma gösterirler, bir ağ, zaman içerisinde yavaş ve göreceli bir bozulmaya uğrar. Ağlar problemin ortaya çıktığı anda hemen bozulmazlar.

2.3.5.1. Biyolojik Sinir Hücresi

Yapay sinir ağları, basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şeklini simule etmek için tasarlanan programlar olup, benzetim yapılan sinir hücreleri (nöronlar) içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Biyolojik sinir hücresi Şekil 9'da görüldüğü üzere hücre gövdesi, dentrit ve aksondan oluşmaktadır. İki nöron arasındaki boşluklu yapıya sinaps adı verilmektedir.

Dentrit, almış olduğu sinyalleri çekirdeğe iletir. Çekirdek ise dentritten gelen sinyalleri toplayıp aksona iletir. Toplanan bu sinyaller, akson tarafından işlenerek sinaptik boşluğa gönderilir. Sinapslar da yeni üretilen sinyalleri diğer sinir hücrelerinin dentritlerine iletirler.



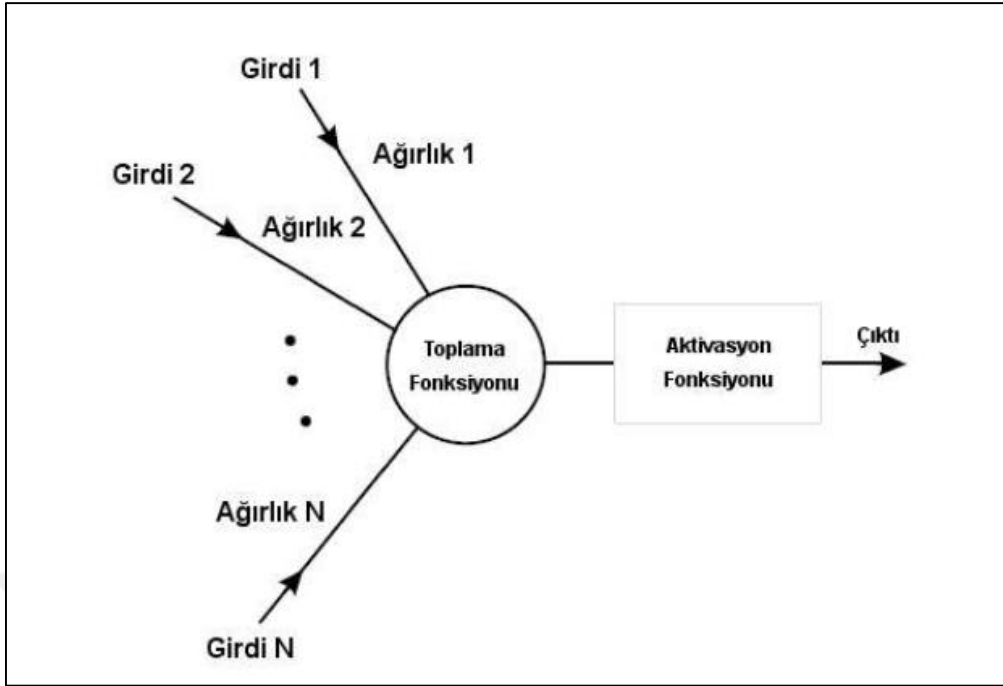
Şekil 9. Biyolojik sinir hücresinin yapısı (Kohonen, 1988)

2.3.5.2. Yapay Sinir Hücresi

Yapay sinir hücreleri, YSA'nın çalışmasını sağlayan en küçük bilgi işleme birimidir. Biyolojik sinir ağlarının sinir hücreleri olduğu gibi yapay sinir ağlarının da sinir hücreleri bulunmaktadır. Her sinir hücresinin 5 adet elemanı vardır. Bunlar; girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve hücre çıktısıdır (Şekil 10).

Girdiler, yapay sinir ağı hücresine gelen bilgilerdir. Bu bilgiler bir diğer sinir hücresinden geleceği gibi dışarıdan da gelebilmektedir. Dışarıdan gelen bilgiler, ağı öğrenmesi istenilen örnekler tarafından sağlanmaktadır.

Ağırlıklar, bir nöronda girdi olarak kullanılacak değerlerin göreceli kuvvetini (matematiksel katsayısını) göstermektedir. Yapay sinir ağı içinde girdilerin nöronlar arasında iletimini sağlayan tüm bağlantıların farklı ağırlık değerleri bulunmaktadır. Böylelikle, ağırlıklar her bir işlem elemanının tüm girdileri üzerinde etki yapmaktadır (Trippi ve Turban., 1996).



Şekil 10. Yapay sinir hücresinin yapısı (Öztemel, 2006)

Toplama fonksiyonu, ağırlıklarla beraber sinir hücresine gelen girdilerin çarpılarak toplanmasıyla beraber hücrenin net girdisini elde eden fonksiyondur.

$$\text{Net} = \sum_{i=1}^N X_i * W_i \quad (17)$$

Aktivasyon fonksiyonu, toplama fonksiyonundan gelen girdiyi işleyerek yapay sinir hücresinin çıkışını belirler. Transfer fonksiyonu olarak da adlandırılan aktivasyon fonksiyonu çeşitli tiplerde ve genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur.

2.3.5.3. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Yapay sinir hücrelerinin bir araya gelmesiyle oluşan yapıya yapay sinir ağları adı verilmektedir. Şekil 11’de mimari yapısı görülmekte olan yapay sinir ağları üç katmandan oluşur;

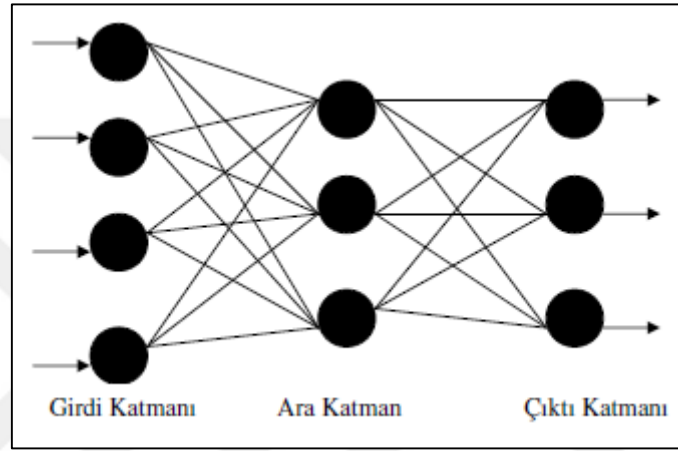
- 1- Giriş katmanı,
- 2- Ara (gizli) katmanlar,

3- Çıkış katmanı.

Girdi katmanı, dış dünyadan gelen girdilerin bulunduğu katmandır. Bu katmanda verilere herhangi bir bilgi işleme yapılmaz. Gelen bilgi doğrudan bir sonraki katmana gider.

Ara (gizli) katmanlar, girdi katmanından gelen veriler işlenerek çıktı katmanına gönderilirler. Çok katmanlı bir ağda ara katman sayısı birden fazla olabilir.

Çıkış katmanı, ara katmandan gelen verileri işleyerek ağın girdi katmanından sunulan girdi seti (örnek) için üretilmesi gereken çıktıyı üretir ve bu bilgileri dış dünyaya gönderir.



Şekil 11. Yapay sinir ağı modeli (Civelekoğlu, 2006)

Çok katmanlı ağın öğrenme kuralı en küçük kareler yöntemine dayalı delta öğrenme kuralı'nın geliştirilmiş halidir. Bu yüzden geliştirilmiş delta kuralı (GDK) olarak da isimlendirilmektedir. Ağın öğrenebilmesi için eğitim seti adı verilen ve örneklerden oluşan bir sete ihtiyaç vardır. Bu set içinde her örnek için ağın hem girdiler hem de o girdiler için ağın üretmesi gereken çıktılar belirlenmiştir. Geliştirilmiş delta kuralı iki aşamadan oluşur.

- İleri doğru hesaplama: ağın çıktısının hesaplandığı safhadır.
- Geri doğru hesaplama: ağırlıkların değiştirildiği safhadır (Öztemel, 2006).

Çok katmanlı ağların çalışması şu adımları içermektedir:

- Örneklerin toplanması, ağın çözmesi istenilen olay için daha önce gerçekleştirilmiş örneklerin bulunması adımıdır. Ağın eğitilmesi için örnekler toplandığı gibi (eğitim takımı) ağın denenmesi için de örneklerin (deneme takımı) toplanması gerekmektedir. Eğitim takımındaki örnekler tek tek gösterilerek ağın olayı öğrenmesi sağlanır. Ağ olayı öğrendikten sonra, deneme takımındaki örnekler

gösterilerek ağın becerisi ölçülür. Hiç görmediği örnekler karşısındaki başarısı ağın iyi öğrenip öğrenmediğini ortaya koymaktadır.

- Ağın topolojik yapısının belirlenmesi, öğrenilmesi istenilen olay için oluşturulacak olan ağın topolojik yapısının oluşturulduğu adımdır. Kaç tane girdi ünitesi, kaç tane ara katman, her ara katmanda kaç tane işlem elemanı ve kaç tane çıktı elemanı olması gerektiği bu adımda belirlenmektedir.
- Öğrenme parametrelerinin belirlenmesi, ağın öğrenme katsayısı, momentum katsayısı ve işlem fonksiyonlarının belirlendiği adımdır.
- Ağırlıkların başlangıç değerlerinin atanması, işlem elemanlarını birbirlerine bağlayan ağırlık değerlerinin ve eşik değer ağırlıklarının başlangıç değerlerinin atanmasının yapıldığı adımdır. Başlangıçta genellikle rastgele değerler atanır. Daha sonra ağ uygun değerleri öğrenme sırasında kendisi belirler.
- Öğrenme takımından örneklerin seçilmesi ve ağa gösterilmesi, ağın öğrenmeye başlaması ve öğrenme kuralına uygun olarak ağırlıkları değiştirmesi için ağa örneklerin (girdi/çıktı değerleri) belirli bir düzende gösterildiği adımdır.
- Öğrenme sırasında ileri hesaplamaların yapılması, sunulan girdiler için çıktıların hesaplandığı adımdır.
- Gerçekleşen çıktının beklenen çıktı ile karşılaştırılması, ağın ürettiği hata değerlerinin hesaplandığı adımdır.
- Ağırlıkların değiştirilmesi, geri hesaplama yöntemi uygulanarak üretilen hatanın azalması için ağırlıkların değiştirilmesi yapılır. Yukarıdaki adımlar ağın öğrenmesi tamamlanıncaya kadar, yani gerçekleşen çıktılar ile beklenen çıktılar arasındaki hatalar kabul edilir düzeye ininceye kadar devam eder. Ağın öğrenmesi için bir durdurma kriteri olması gerekmektedir. Bu ise genellikle üretilen hatanın belirli bir düzeyin altına düşmesi olarak alınmaktadır (Kankal, 2010).

2.3.5.4. Geri Yayınım Algoritması

Geri yayınım algoritması basitliği ve uygulamadaki görüş açısı gibi başarılarından dolayı mühendislik problemlerinin çoğunda kullanılan eğitim için en popüler algoritmalarından biridir. Bu algoritma hataları geriye doğru, çıkıştan girişe olan yönde azaltmaya çalışmasından dolayı geri yayınım ismini almıştır. Geri yayınmalı öğrenme kuralı

ağ çıkışında bulunan mevcut hata düzeyine göre her bir tabakadaki ağırlıkları yeniden hesaplamak için kullanılmaktadır (Yılmaz, 2015).

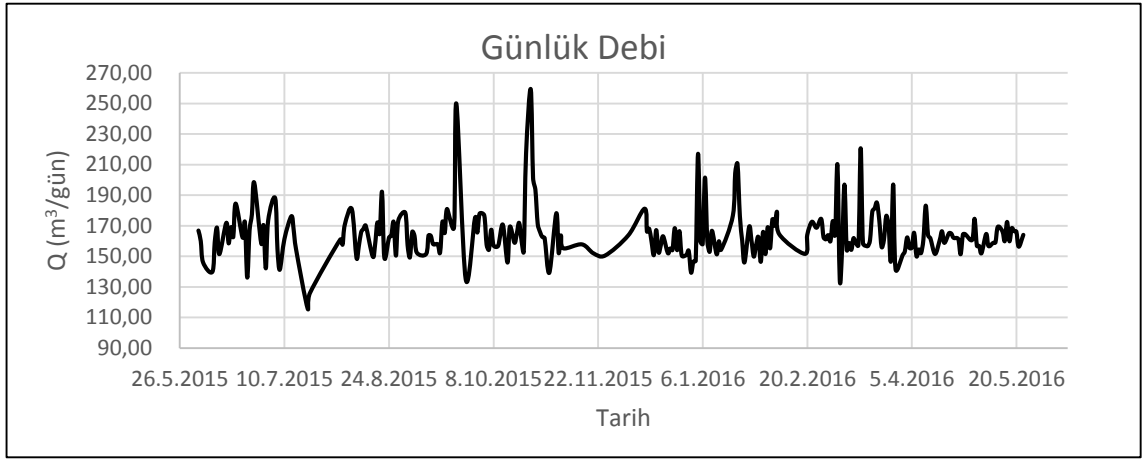
Bu çalışmada, geri yayılım algoritması biyokimyasal oksijen ihtiyacı tahmini konusunda, debi, sıcaklık, pH, AKM, KOİ, tN, tP ve Eİ değerlerine ait geçmiş veriler ile birlikte kullanılmıştır. Gizli katmanı da içeren üç katmanlı ağ seçimi yapılmıştır. Girdi ve çıktı parametreleri belirlendikten sonra ara katmandaki eleman sayısı 3, 5, 10, 15 ve 20 olmak üzere 5 ayrı seçim yapılmıştır. Ağın mimarisi oluşturulurken ara katman ve çıkış katmanında tanjant sigmoid (tansig) ve lineer transfer (purelin) fonksiyonları en iyi sonucu vermiştir. Girdi katmanında herhangi bir işlemci fonksiyonu kullanılmamıştır.

2.4. Veri Seti

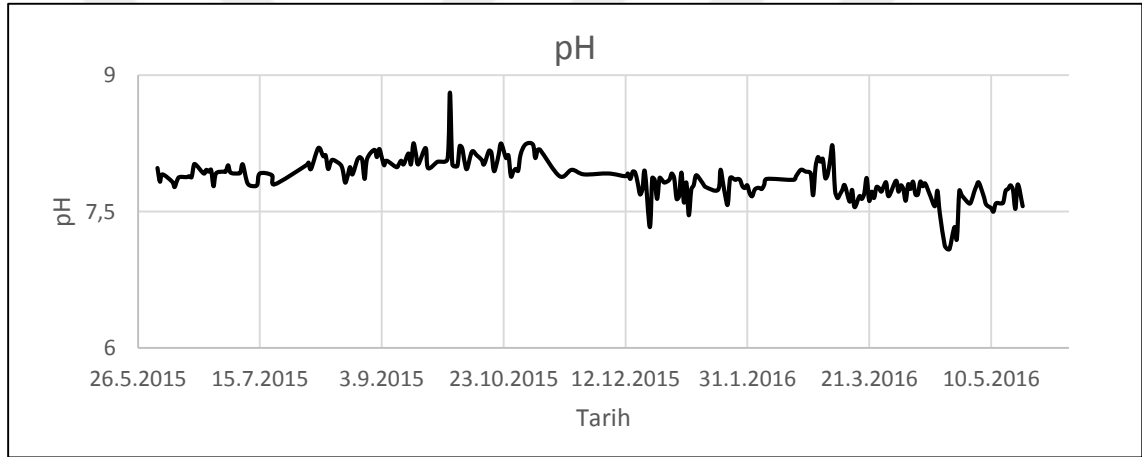
Model oluşturulmasında kullanılan parametreler atıksu arıtma tesisi giriş havuzundan alınan proses sonuçlarıdır. Kullanılan veri seti Hurma AAT'ne ait 2015-2016 yılı bir yıllık veri olup günlük ölçüm verileri takvimsel sırada düzenlenmiştir. Her bir parametrenin istatistiksel değişim aralığı incelemesi yapıp, ölçüm hataları ve mantıksal sınır harici değerlerin olup olmadığı incelenmiştir. Ölçüm değeri eksik olan parametreler veri setine dahil edilmemiştir. Analizde kullanılan verilere ait istatistik verileri Tablo 4'te verilmiştir. Şekil 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19 ve 20'de analizde kullanılan parametrelerin zamanla değişim grafikleri sunulmuştur.

Tablo 4. Hurma AAT'ne ait analiz verilerinin temel istatistikleri

Veri Tipi	x_{ort}	S_x	C_{sx}	C_v (S_x/x_{ort})	x_{mak}	x_{min}	x_{mak}/x_{ort}
Q(m ³ /s)	164,24	16,8601	1,9360	0,10	259,38	115,73	1,5793
pH	7,86	0,2137	-0,3396	0,03	8,81	7,09	1,1202
T (°C)	19,65	4,6464	0,0209	0,24	30,60	10,10	1,5573
KOİ (mg/l)	680,56	220,4367	0,4274	0,32	1340,00	226,00	1,9689
BOİ ₅ (mg/l)	353,53	97,8359	-0,3104	0,28	500,00	120,00	1,4142
AKM (mg/l)	356,71	186,5927	1,6972	0,52	1288,00	100,00	3,6107
tN (mg/l)	39,48	8,4396	0,4524	0,21	65,80	17,50	1,6667
tP (mg/l)	5,99	3,3728	4,9516	0,56	27,00	3,24	4,5141
Eİ (µs/cm)	1885,99	125,5650	-1,2239	0,07	2080,00	1392,00	1,1028



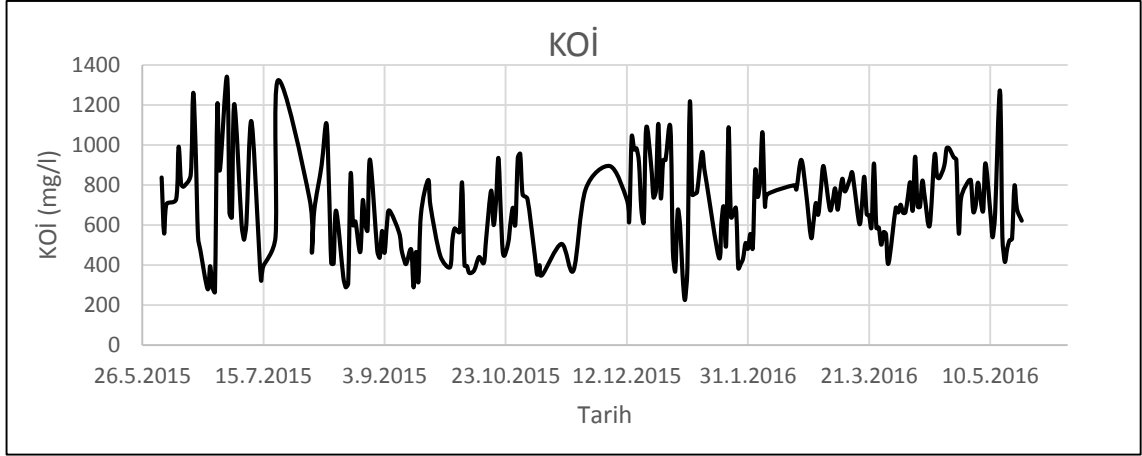
Şekil 12. Hurma AAT giriş havuzu debi verilerinin zamana bağlı değişimi



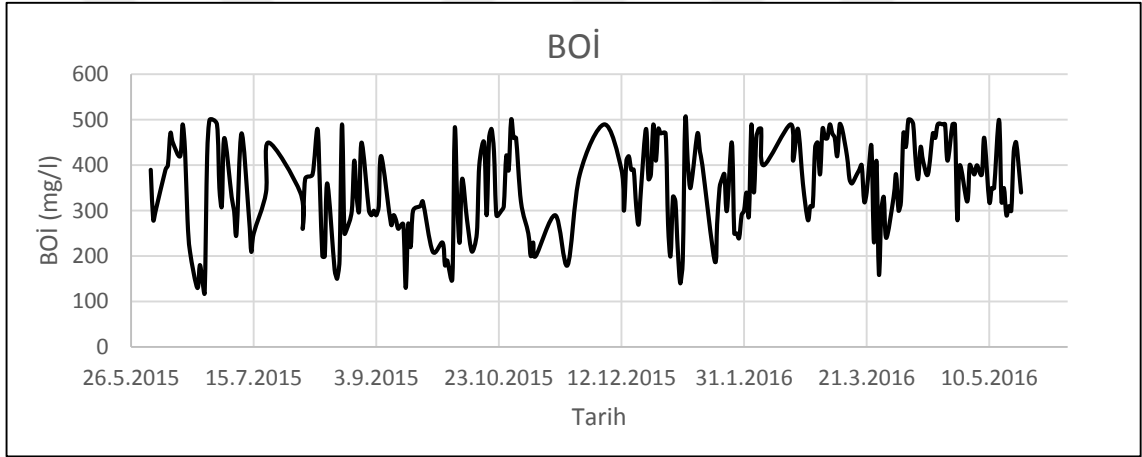
Şekil 13. Hurma AAT giriş havuzu pH verilerinin zamana bağlı değişimi



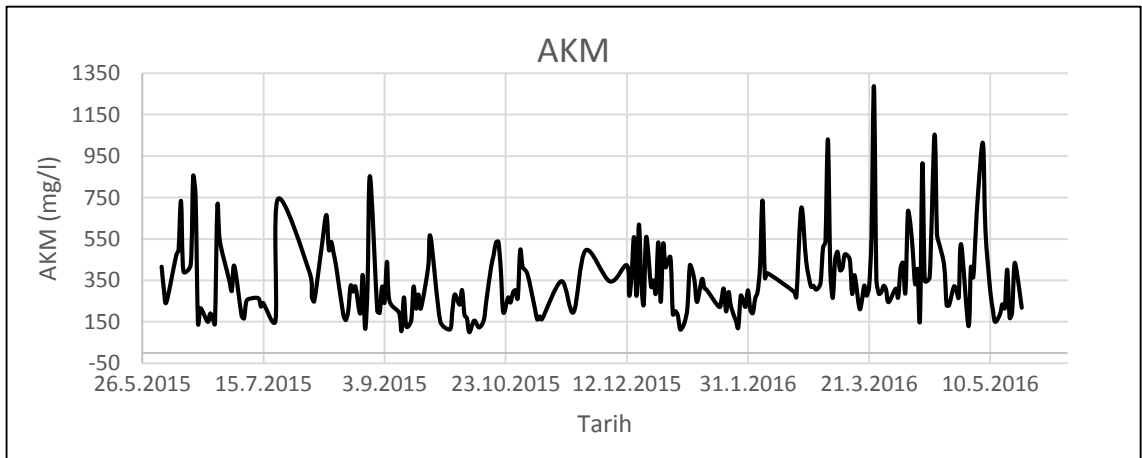
Şekil 14. Hurma AAT giriş havuzu sıcaklık verilerinin zamana bağlı değişimi



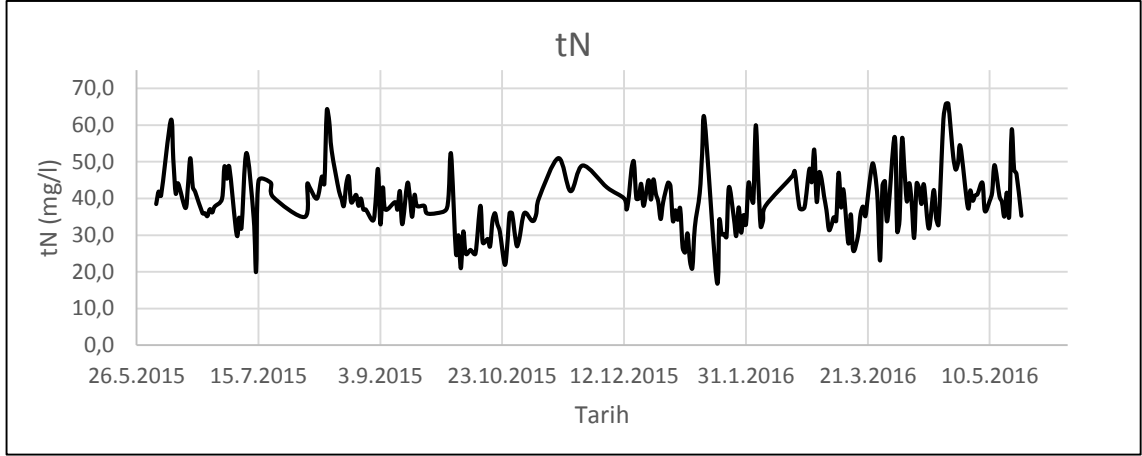
Şekil 15. Hurma AAT giriş havuzu KOİ verilerinin zamana bağlı değişimi



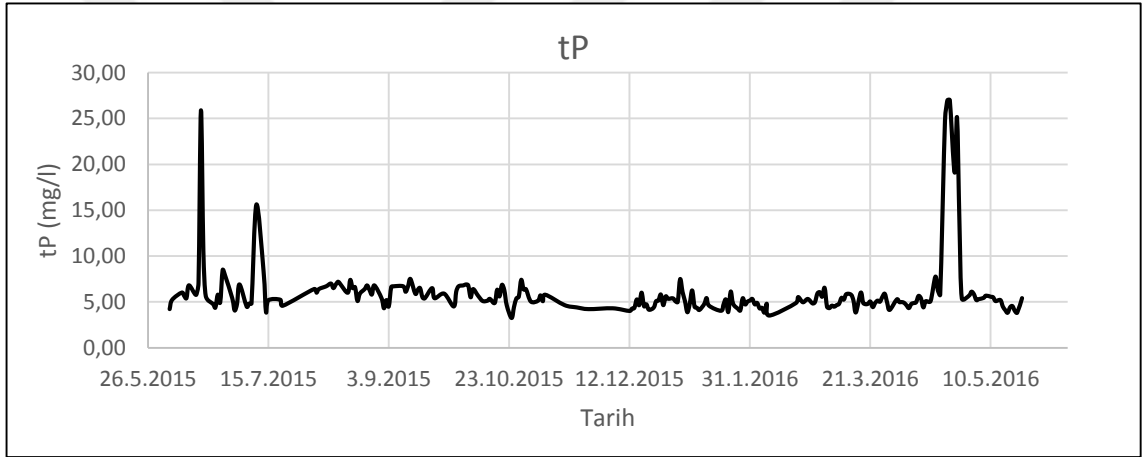
Şekil 16. Hurma AAT giriş havuzu BOİ verilerinin zamana bağlı değişimi



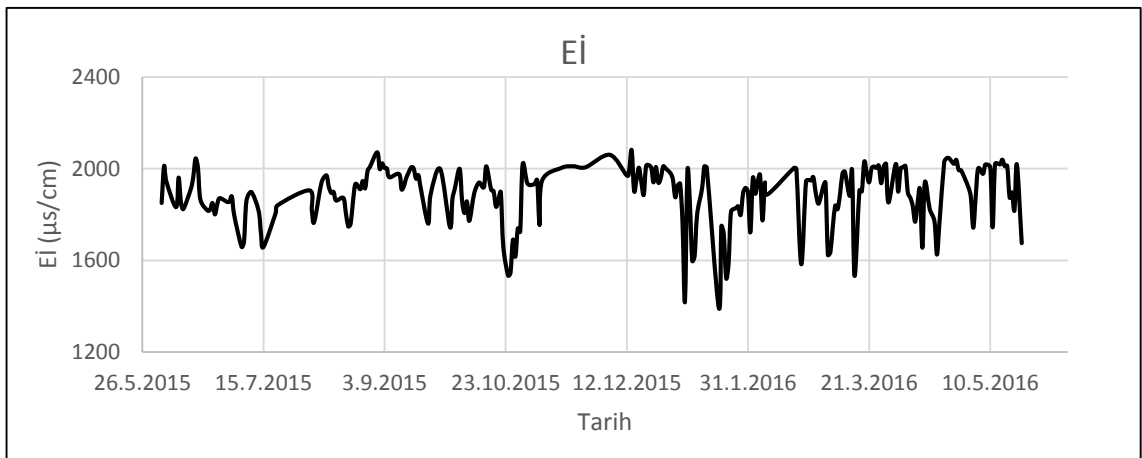
Şekil 17. Hurma AAT giriş havuzu AKM verilerinin zamana bağlı değişimi



Şekil 18. Hurma AAT giriş havuzu tN verilerinin zamana bağlı değişimi



Şekil 19. Hurma AAT giriş havuzu tP verilerinin zamana bağlı değişimi



Şekil 20. Hurma AAT giriş havuzu Eİ verilerinin zamana bağlı değişimi

2.4.1. Giriş Parametrelerinin Belirlenmesi

Modelin oluşturulmasında en önemli etkenlerden birisi kullanılacak olan girdi parametrelerinin belirlenmesidir. Seçilen girdi parametreleri arasında karmaşık ilişkiler bulunabilir. Bu değişkenlerin kendi içlerinde bağımlılıkları olabilir. Kurulan modellemelerde ilgisiz verilerin kullanımı, modeldeki öğrenmeyi zorlaştırarak hata oranını arttırmaktadır. Hata oranının artması da model performansının düşmesine yol açmaktadır.

Çalışmanın bu bölümünde girdi verilerinin birbirleri arasındaki korelasyon katsayıları hesaplanmıştır.

Tablo 5'te giriş havuzuna ait girdi verilerinin aralarındaki ilişkiyi gösteren korelasyon katsayıları görülmektedir. Bu katsayılar modelleme yapılmadan önce kullanılan parametrelerin birbirleriyle mantıklı ilişkileri olup olmadığı hakkında anlaşılabilir bilgiler vermektedir. Tablo incelendiğinde BOİ parametresini en fazla KOİ ve AKM değerlerinin etkilediği görülmektedir. Bu bilgiden yola çıkarak 3 farklı model oluşturulmasına karar verilmiştir. Bunlardan ilkinde tabloda görülmekte olan bütün parametrelerin BOİ'ye etkisini gözlemlemek için Model-1 oluşturulmuştur. Bu modelde giriş verileri Q, pH, T, KOİ, AKM, tN, tP ve Eİ olarak seçilmiştir.

Tablo 5. Hurma AAT giriş havuzuna ait analiz verilerinin korelasyon katsayıları

r (Korelasyon Katsayısı)									
	BOİ	Q	pH	T	KOİ	AKM	tN	tP	Eİ
BOİ	1,000	0,070	0,092	0,097	0,569	0,472	0,124	0,135	0,098
Q	0,070	1,000	0,050	0,190	0,048	0,094	0,292	0,054	0,239
pH	0,092	0,050	1,000	0,070	0,122	0,060	0,083	0,074	0,153
T	0,097	0,190	0,070	1,000	0,025	0,008	0,073	0,131	0,099
KOİ	0,569	0,048	0,122	0,025	1,000	0,525	0,158	0,201	0,163
AKM	0,472	0,094	0,060	0,008	0,525	1,000	0,084	0,091	0,026
tN	0,124	0,292	0,083	0,073	0,158	0,084	1,000	0,237	0,191
tP	0,135	0,054	0,074	0,131	0,201	0,091	0,237	1,000	0,221
Eİ	0,098	0,239	0,153	0,099	0,163	0,026	0,191	0,221	1,000

İkinci deneme modelinde AKM girdi değeri olmadan Q, pH, T, KOİ, tN, tP ve Eİ verileri ile Model-2 oluşturulmuştur. Veri setinden BOİ ile korelasyon değeri yüksek olan AKM parametresinin çıkartılmıştır. Korelasyon değeri yüksek olan bir diğer parametre olan

KOI'nin BOİ'ye etkisi matematiksel modellerle ifade edilebilmektedir. AKM parametresinin BOİ tahminindeki etkisini gözlemlemek amacıyla veri setinden çıkartılmıştır. Üçüncü modelde ise korelasyonları en çok olan iki değer KOİ ve AKM verileri aracılığıyla BOİ tahmini yapmak için Model-3 kurulmuştur.

2.4.2. Veri Gruplarının Analizi

Bu çalışmada Antalya Su ve Atıksu İdaresi (ASAT) tarafından işletilen Hurma AAT'ne ait günlük analiz verileri kullanılmıştır. Ölçümler günlük olarak yapılmıştır. Resmi tatiller, hafta sonu tatilleri ve teknik bakım günleri nedeniyle belirli günlerde ölçüm yapılamamıştır.

Çoklu regresyon analizi (ÇRA), çok değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri (ÇDURE), yapay arı kolonisi (YAK) ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması (ÖÖTO) ile yapılan analizlerin tamamında giriş havuzuna ait veriler düzenlenmiş, eğitim ve test kümesi olmak üzere iki ayrı kısma bölünmüştür. Yapılan 3 modellemede bu yöntemler için verilerin %80'i test kümesinde (katsayıların belirlenmesi için), %20'si ise elde edilen katsayıların test edilmesinde kullanılmıştır.

Analizde kullanılan bağımsız değişkenlerin büyüklüklerinin farklı aralıklarda olması katsayıların optimizasyonunu zorlaştırmaktadır. Optimizasyonu kolaylaştırmak adına veriler (0.1-0.9) arasında normalize edilmiştir. Analizler yapıldıktan sonra elde edilen denklemlerin, hem diğer yöntemlerle kıyaslanması hem de ham verilere daha kolay ulaşılabilmesi için denklem sonucunda elde edilen normalize veriler tekrar anormalize edilmiştir.

$$\text{Normalize Değer} = \left[\frac{\text{Ham değer} - \text{Minimum Değer}}{\text{Maksimum değer} - \text{Minimum değer}} \right] \times (0,9 - 0,1) + 0,1 \quad (18)$$

Çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇK-YSA), yapay arı kolonisi (YAK-YSA) ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (ÖÖTO-YSA) algoritmaları ile YSA eğitimi yöntemlerinde kullanılan veriler eğitim, doğrulama ve test olmak üzere 3 ayrı veri kümesine ayrılmıştır. Düzenlenmiş verilerin %60'ı eğitim, %20'si doğrulama, %20' ise test kümesinde kullanılmıştır.

Yapay arı kolonisi (YAK) ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon (ÖÖTO) algoritmaları yöntemlerinde de regresyon analizinde olduğu gibi doğrusal, üs ve üstel olmak üzere 3 farklı fonksiyon türü kullanılmıştır. Bağımsız değişkenlerin optimizasyonunda ise YAK ve ÖÖTO algoritmaları seçilmiştir.

Kurulan modeller içinde birinci modellemede 8, ikinci modellemede 7, üçüncü modellemede ise 2 girdi parametresi ile 3 fonksiyon denklemi kullanılmıştır. Oluşturulan 3 farklı fonksiyon her iki algoritma için de kullanılmıştır. Elde edilen OMH ve KHOK hata değerlerini içeren sonuçlar incelenerek ölçülen değere en yakın olan, en az hata değerini veren, fonksiyon için grafik ve tablolar oluşturulmuştur.

Kullanılan algoritmalarda parametrelerin ağırlıklar (-5) ile (+5) arasında belirlenmiştir. Parametreler çalışmada kullanılan bütün modellemelerin tüm denklemlerinde aynı değerler için belirlenmiştir. YAK modelinde, popülasyon hacmi ve limit değerleri sırasıyla 50-150, 100-300, 200-600 seçilerek kullanılan 3 fonksiyona da uygulanmıştır. Kurulan her bir modelleme için 9 adet, toplamda sadece YAK modeli için 27 bilgisayar ile analiz tamamlanmıştır. ÖÖTO modelinde ise popülasyon hacimleri 50, 100, 200 değerleri seçilerek 27 adet bilgisayarda bu analizler yapılmıştır. Kullanılan her bir bilgisayarda 100 koşturma, 10 000 iterasyon yapılmıştır. Bu süreçte, en iyi performans verilerini sağlayan kombinasyonda oluşturulan denklem katsayılarından yararlanılmıştır.

Modelin ara katman sayılarını değiştirmek, öğrenme ve momentum katsayılarına farklı değer vermek YSA modelinde en iyi sonuca ulaşmamıza yardımcı olabilmektedir. Bu çalışmada öğrenme katsayısı ve momentum katsayısı 0.1, 0.5, 1 olmak üzere üç farklı değer kullanılmıştır. 4 ayrı ara katman sayısı, 3 ayrı öğrenme katsayısı ve 3 ayrı momentum katsayısı aracılığıyla her bir modelleme için 36 adet, toplamda ise 108 değişik kombinasyon ile analizler yapılmıştır. Kurulan YSA modeline ait değişkenler Tablo 6'da özetlenmiştir. En iyi sonucun elde edildiği kombinasyon için eğitim, doğrulama ve test verileri göz önünde bulundurularak, her bir modelleme için en iyi sonuç tablolar halinde sunulmuştur. Ağ eğitiminde kullanılan iterasyon sayısı 10 000 olarak sınırlandırılmıştır.

Yapay arı kolonisi ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritmalarının performansları test edilip sonuçları kıyaslanmıştır.

YAK algoritması için kontrol parametreleri; besin kaynağı sayısı (SN), limit değer ve maksimum döngü sayısı (MCN)'dir. ÖÖTO algoritması için bu parametreler maksimum iterasyon sayısı (NMI) ve popülasyon hacmidir. Eğitim süreci her iki algoritma içinde girdi

vektörüne uygulanarak ağ belirli hedeflere ulaşmaya kadar iterasyonlar sürdürülmüştür. Algoritmalarla kullanılan parametreler Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 6. Kurulan YSA modelleri için uygulanan değişkenler

Ara Katmanda Bulunan Eleman Sayısı	Öğrenme Katsayısı	Momentum Katsayısı
5, 10, 15 ve 20	0,1	0,1
		0,5
		1
	0,5	0,1
		0,5
		1
	1,00	0,1
		0,5
		1

Tablo 7. Oluşturulan YAK ve ÖÖTO model parametre değerleri

YAK Model Parametreleri				ÖÖTO Model Parametreleri	
Popülasyon Hacmi (NP)	Besin Kaynağı Sayısı (SN), (NP/2)	Limit Aralığı	Maksimum Döngü Sayısı (MCN)	Maksimum Döngü Sayısı (NMI)	Popülasyon Hacmi (SP)
50	25	150	5000	5000	50
100	50	300			100
200	100	600			200

YAK-YSA ve ÖÖTO-YSA modelleri için kullanılan ara katmandaki eleman sayısı, popülasyon hacmi, limit, iterasyon sayısı ve kontrol parametre değerleri Tablo 8 ve Tablo 9’da özetlenmiştir. Her bir modelleme için 16, toplamda ise 48 adet bilgisayar aracılığıyla analizler yapılmıştır. Her bir bilgisayarda 100 ayrı koşturma, 500 ve 2000 iterasyon ile tekrarlanmıştır. Kullanılan tahmin parametrelerinin belirlenmesinde önceki çalışmalardan faydalanılmıştır. Analizler sonucunda en iyi sonucu veren koşturmada hata değerleri bulgular bölümünde tablolar halinde sunulmuştur.

Tablo 8. YAK-YSA, ÖÖTO-YSA kontrol parametreleri

YAK-YSA Parametreleri						ÖÖTO-YSA		
NP		SN (NP/2)		MCN	Limit Aralığı	NMI	SP	
50	100	25	50	2000	[-1,1]	2000	50	100 200

Tablo 9. YAK-YSA ve ÖÖTO-YSA modellerinde kullanılan değişkenler

Ara Katman Eleman Sayısı	Popülasyon Hacmi	Limit	İterasyon Sayısı
5, 10, 15 ve 20	50	100	500
		1000	2000
	100	500	2000
		1000	2000

Analizler yapılırken, ÇRA yöntemini uygulayabilmek için IBM SPSS Statistics 22; ÇDURE yöntemini uygulayabilmek için ise Salford Predictive Modeler 8.0; YAK, ÖÖTO, YSA, YAK-YSA ve ÖÖTO-YSA yöntemlerini uygulayabilmek için ise MATLAB R2014 programları kullanılmıştır.

2.4.3. Çalışmada Kullanılan Değerlendirme Kriterleri

Model sonuçlarından elde edilen çıktı değerleri çeşitli kriterlere göre değerlendirilmiştir. Modeller arasında daha iyi bir kıyas yapılabilmesi ve sonuçların daha doğru değerlendirilmesi açısından birden fazla değerlendirme ölçütü kullanılmıştır. Çıktı değerlerinin gerçek verilerle korelasyonu ve tahmin sonuçlarının doğruluğu, karesel hatanın ortalama karekökü (KHOK), ortalama mutlak hata (OMH) ve determinasyon katsayısı (R^2) ile değerlendirilmiştir. Bu ölçütlere ait bağıntılar şu şekildedir;

Karesel hatanın ortalama karekökü (KHOK)

$$KHOK = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (BOİ_{sgözlenen} - BOİ_{stahmin})^2} \quad (19)$$

Ortalama mutlak hata (OMH)

$$OMH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |BOİ_{sgözlenen} - BOİ_{stahmin}| \quad (20)$$

Determinasyon katsayısı (R^2)

$$R^2 = \frac{(\text{BOİ}_{s_{\text{gözlenen}}} - \overline{\text{BOİ}}_{s_{\text{gözlenen}}})(\text{BOİ}_{s_{\text{tahmin}}} - \overline{\text{BOİ}}_{s_{\text{tahmin}}})}{\left[\sum_{i=1}^N (\text{BOİ}_{s_{\text{gözlenen}}} - \overline{\text{BOİ}}_{s_{\text{gözlenen}}})^2\right]^{1/2} \left[\sum_{i=1}^N (\text{BOİ}_{s_{\text{tahmin}}} - \overline{\text{BOİ}}_{s_{\text{tahmin}}})^2\right]^{1/2}} \quad (21)$$

Denklemlerde;

$\text{BOİ}_{s_{\text{gözlenen}}}$: biyokimyasal oksijen ihtiyacı değerinin gözlenmiş değerini;

$\text{BOİ}_{s_{\text{tahmin}}}$: biyokimyasal oksijen ihtiyacı değerinin modellenmiş değerini;

N : veri sayısını;

$\overline{\text{BOİ}}_{s_{\text{gözlenen}}}$: biyokimyasal oksijen ihtiyacı değerinin ortalamasını;

$\overline{\text{BOİ}}_{s_{\text{tahmin}}}$: biyokimyasal oksijen ihtiyacı değerinin ortalamasını temsil etmektedir.

3. BULGULAR VE İRDELEME

Bu bölümde Bölüm 2’de anlatılan çoklu regresyon analizi, çok değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri, yapay arı kolonisi, öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritmaları, çok katmanlı yapay sinir ağları, yapay arı kolonisi ve öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması ile yapay sinir ağları eğitimi modelleri her üç modelleme için ayrı ayrı yapıp, elde edilen bulgular tablolar ve grafikler halinde sunulmuştur. Oluşturulan modellerde kullanılan veriler ASKİ Hurma AAT’nden temin edilmiştir.

3.1. Model-1 ile BOİ Tahmini

3.1.1. Yapılan Hesaplamalar

Hurma AAT’ne ait 2015-2016 yılları arasında ölçülmüş verilerden, ölçüm hataları, eksik ya da yanlış ölçüm veya ekstrem değerler olması nedeniyle veril anormallikleri giderilerek 232 adet veri model tahminlerinde kullanılmıştır.

BOİ tahmininde girdi verisi olarak Q, pH, T, KOİ, AKM, tN, tP ve Eİ parametreleri seçilmiştir.

Çoklu regresyon analizi yönteminde Hurma AAT’ne ait verilerin %80’i eğitim, %20’si ise test aşamasında kullanılmıştır. Denklem 1, 2 ve 3’deki doğrusal, üs ve üstel fonksiyonlar regresyon analizinde kullanılmıştır. Fonksiyonlardan elde edilen denklem katsayıları Tablo 10’da gösterilmiştir.

Tablo 10. Model-1'e ait ÇRA denklem katsayıları

$y_{doğrusal} = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m$ $y_{üs} = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)}$ $y_{üstel} = b_0 + e^{(b_1+b_2*x_1+b_3*x_2+\dots+b_m*x_{m-1})}$			
	Doğrusal Fonksiyon	Üs Fonksiyon	Üstel Fonksiyon
b ₀	198,962	15,806	-20395,301
b ₁	-0,089	-0,026	9,933
b ₂	0,397	-0,048	-4,13*10 ⁻⁶
b ₃	-1,618	-0,073	2,89*10 ⁻⁶
b ₄	0,329	0,620	-7,86*10 ⁻⁷
b ₅	0,060	0,058	1,58*10 ⁻⁵
b ₆	-0,788	-0,063	2,89*10 ⁻⁶
b ₇	-0,640	-0,006	-3,776*10 ⁻⁵
b ₈	-0,010	-0,078	-3,01*10 ⁻⁵
b ₉			4,48*10 ⁻⁷

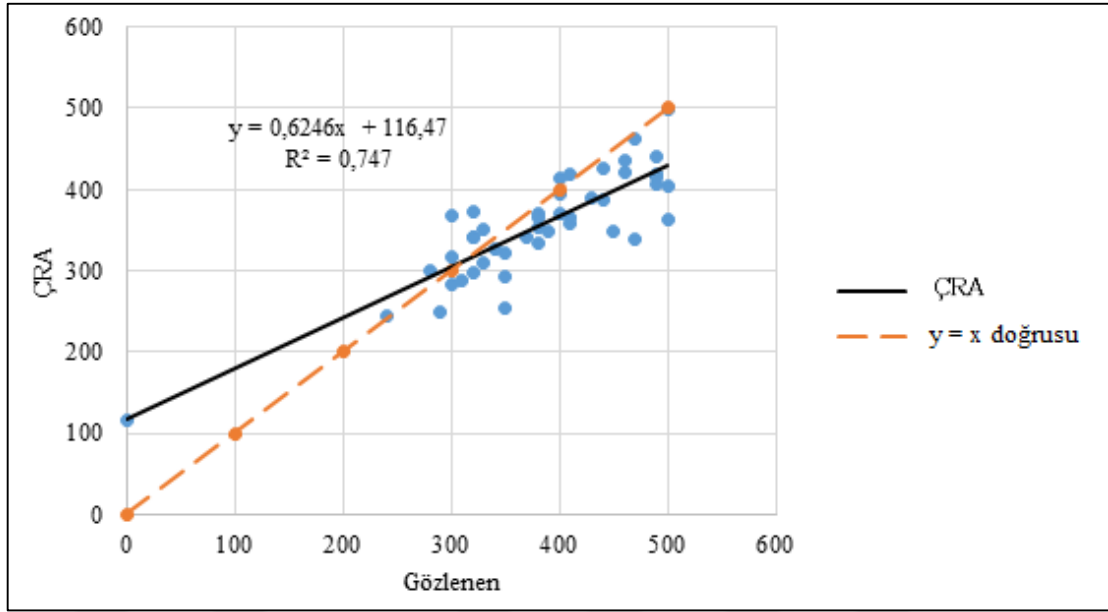
Eğitim aşamasında en küçük karesel hatanın ortalama karekökü (KHOK) değerini ve en büyük determinasyon katsayısı (R²) değerini veren üs fonksiyonunun denklem katsayıları kullanılıp Denklem 22 oluşturulmuştur. Bu denklem veri setinde de uygulanıp elde edilen sonuçlar Tablo 11'de verilmiştir.

$$BOİ = 15,806 * (Q^{-0,026}) * (pH^{-0,048}) * (T^{-0,073}) * (KOİ^{0,62}) * (AKM^{0,058}) * (tN^{-0,063}) * (tP^{-0,006}) * (Eİ^{-0,078}) \quad (22)$$

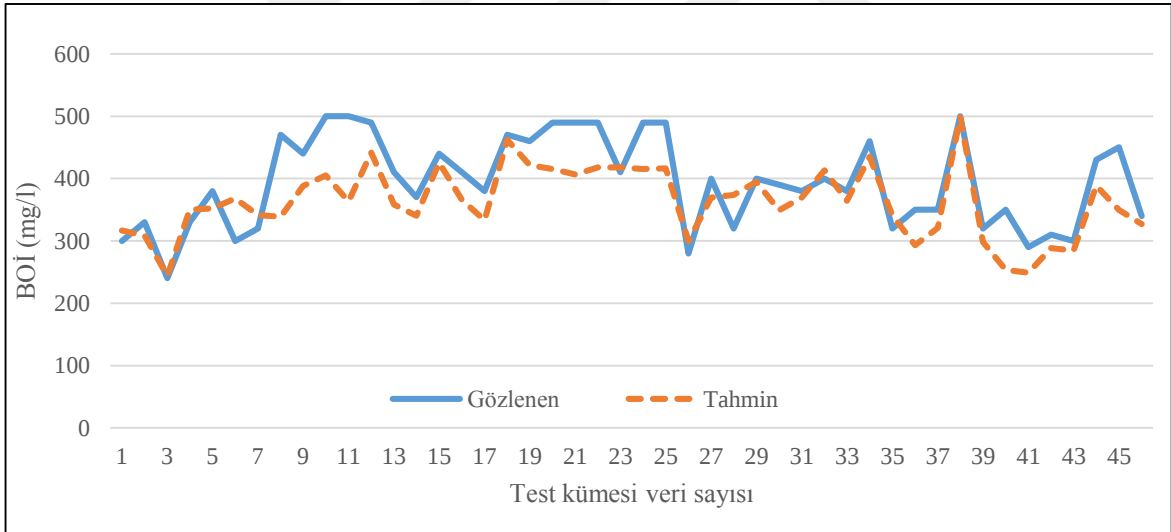
Çoklu regresyon analizi yönteminde elde edilen tahmin test kümesi ile gözlemlenen test kümesine ait saçılım ve zaman serisi grafikleri Şekil 21 ve Şekil 22'de gösterilmiştir.

Tablo 11. Model-1'e ait ÇRA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
Q, pH, T, KOİ, AKM, tN, tP, Eİ	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,8606	0,7469	52,1535	61,4826	43,8336	58,801



Şekil 21. Model-1'e ait ÇRA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 22. Model-1'e ait ÇRA modelinin zaman serisi

Çoklu değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri modelinde de çoklu regresyon modelinde olduğu gibi analiz verilerinin %80'i eğitim, %20'si ise test kümesinde kullanılmıştır. En iyi tahmin denklemi 3.8'de gösterilmiştir. Modelin oluşturduğu BF_n taban fonksiyonları;

$$BF_2 = \max (0, 806 - KOİ) \quad (23)$$

$$BF_4 = \max (0, 19.6 - t) \quad (24)$$

$$BF_7 = \max (0, T - 23) \quad (25)$$

$$BF_9 = \max (0, T - 24.2) \quad (26)$$

$$BF_{11} = \max (0, T - 22.5) \quad (27)$$

$$BF_{13} = \max (0, KOİ - 609) \quad (28)$$

olarak belirlenmiştir.

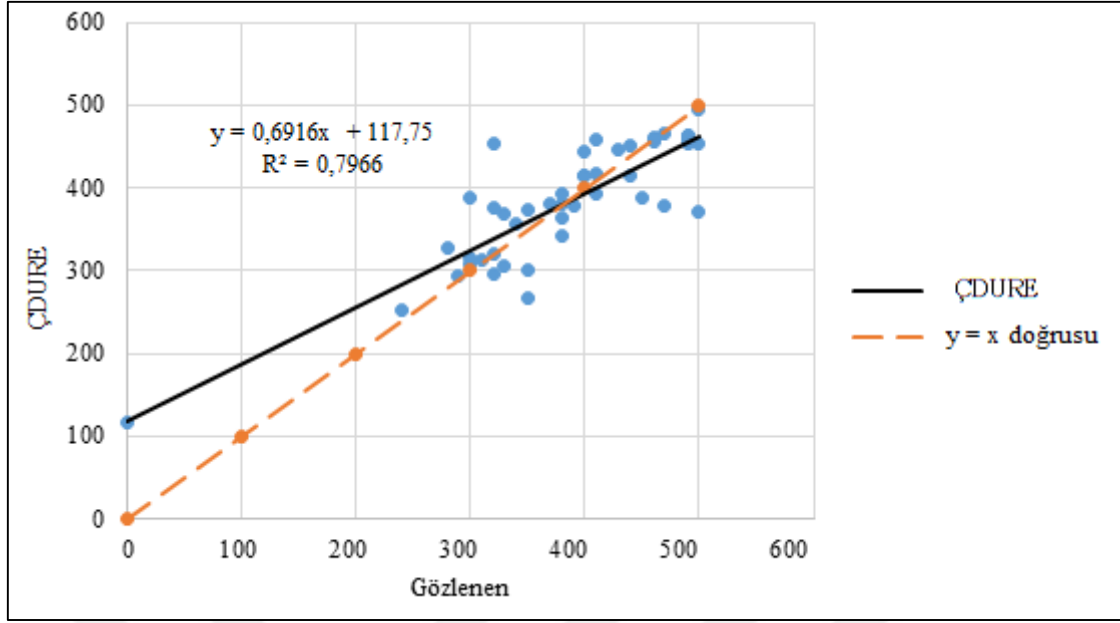
$$\begin{aligned} BOİ = & 434.28 - 0.431546 * BF_2 - 4.48034 * BF_4 + 269.432 * BF_7 \\ & - 79.4639 * BF_9 - 197.508 * BF_{11} + 0.0917189 * BF_{13} \end{aligned} \quad (29)$$

ÇDURE'den elde edilen sonuçlar Tablo 12'de verilmiştir. Bu değerler incelendiğinde ÇDURE modeli ÇRA modelinden daha yüksek determinasyon katsayısı ve daha düşük KHOK ve OMH değerleri verdiği görülmektedir.

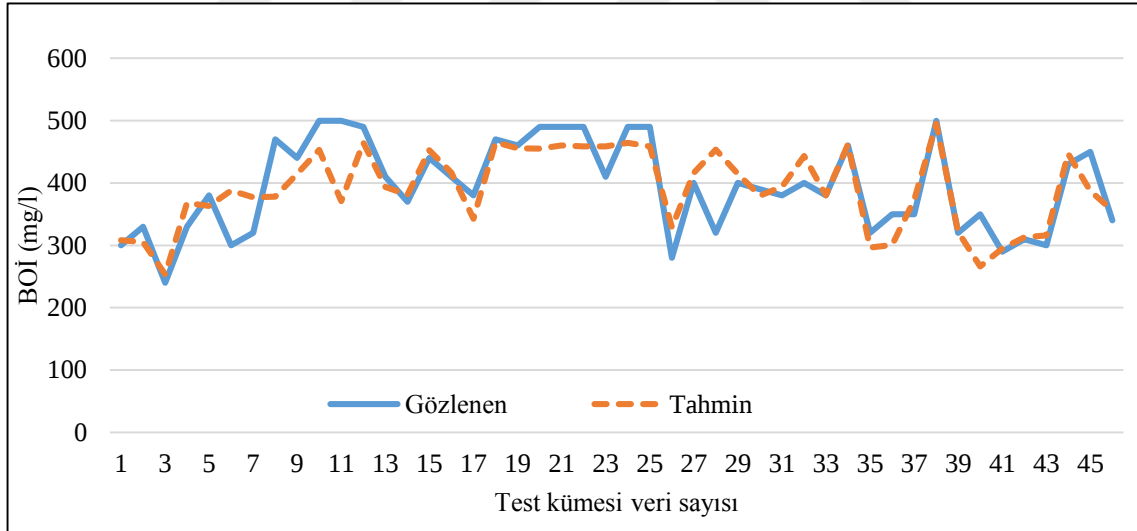
Tablo 12. Model-1'e ait ÇDURE sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Q, pH, T, KOİ, AKM, tN, tP, Eİ	0,9039	0,7966	43,6010	44,1090	33,9190	31,4827

Tahmin test ve gözlemlenen test değerlerine ait grafikler Şekil 23 ve Şekil 24'te gösterilmiştir



Şekil 23. Model-1'e ait ÇDURE tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 24. Model-1'e ait ÇDURE modelinin zaman serisi

YAK modelinde, regresyon analizinde kullanılan doğrusal, üs, üstel fonksiyonlar kullanılmıştır. Bu fonksiyonlardan elde edilen denklemler, katsayılar Tablo 13'de verilmiştir. Diğer regresyon modelleriyle benzer şekilde veri seti eğitim ve test seti %80 ve %20 oranlarda olmak üzere ikiye bölünmüştür. Fonksiyonların popülasyon hacimleri ve

limit değerleri 50-150, 100-300 ve 200-600 olacak şekilde belirlenmiş ve 9 ayrı analiz yapılmıştır.

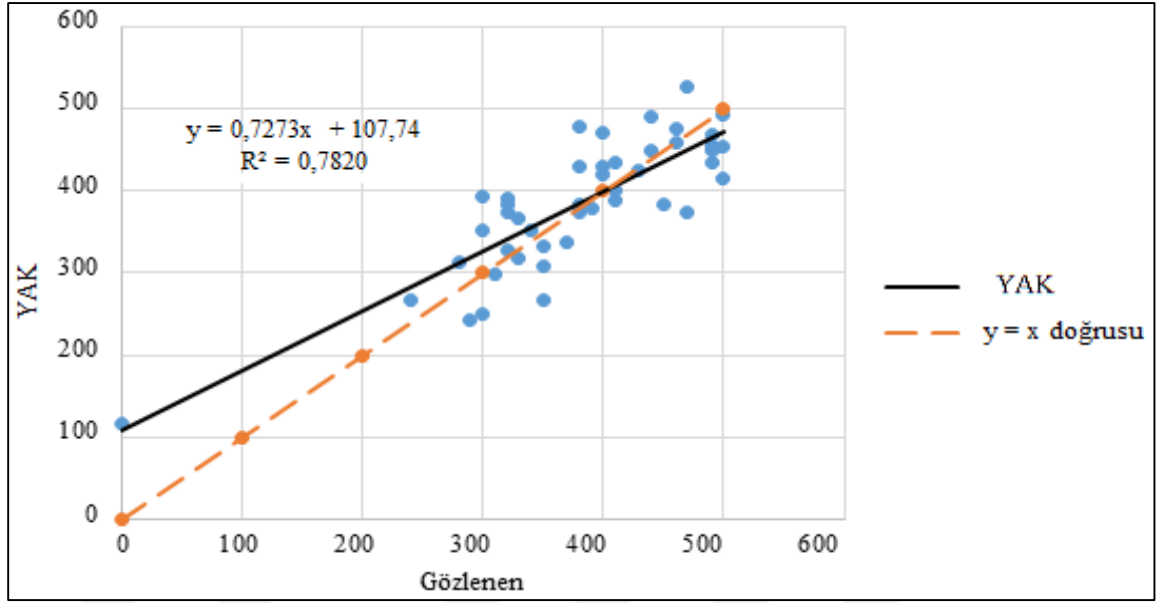
Tablo 13. Model-1'e ait YAK modelinin denklem katsayıları

$y_{doğrusal} = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m$ $y_{üs} = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)}$ $y_{üstel} = b_0 + e^{(b_1+b_2*x_1+b_3*x_2+\dots+b_m*x_{m-1})}$			
	Doğrusal Fonksiyon	Üs Fonksiyon	Üstel Fonksiyon
b ₀	0.156	1.014	-0.555
b ₁	-0.105	0.048	-0.047
b ₂	0.171	-0.189	-0.105
b ₃	-0.152	-0.020	-0.001
b ₄	0.869	0.662	-0.140
b ₅	0.322	0.066	0.716
b ₆	-0.210	-0.011	0.206
b ₇	0.013	0.010	-0.063
b ₈	0.118	-0.006	0.007
b ₉			-0.099

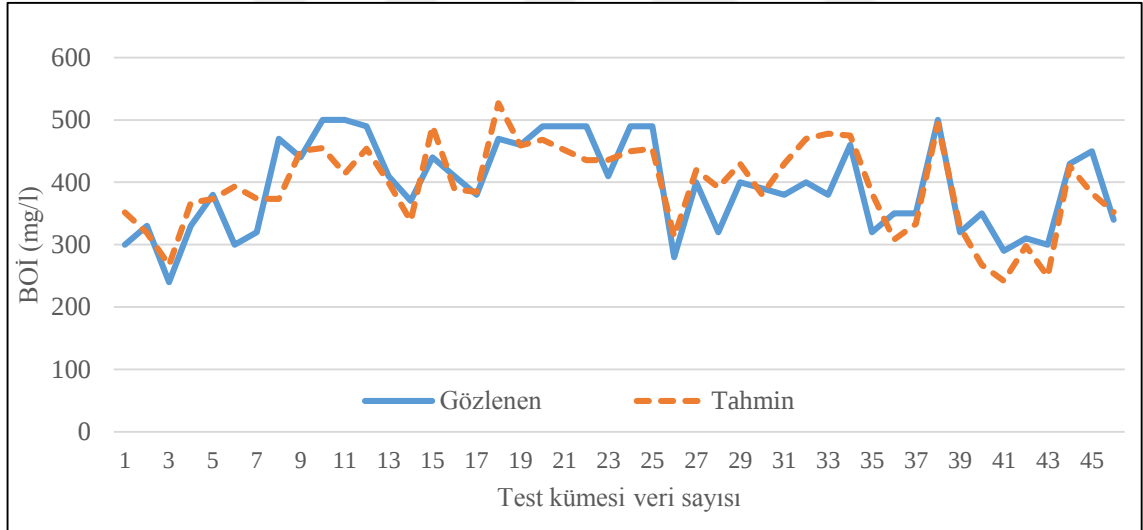
Eğitim aşamasında en iyi sonucu veren üs denklemi (Denklem 30) test aşamasında kullanılmıştır. Elde edilen hata değerleri Tablo 14'te verilmiştir.

$$BOİ = 1,0145 * Q^{0,0484} * pH^{-0,1898} * T^{-0,0205} * KOİ^{0,6626} * AKM^{0,0662} * tN^{-0,0115} * tP^{0,0104} * EI^{-0,0064} \quad (30)$$

Şekil 25 ve 26'dan da anlaşılacağı gibi YAK algoritması BOİ tahmininde ÇRA modelinden daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Ancak ÇDURE modeli ile kıyaslandığında hata değerleri yüksek kalmakta ve determinasyon katsayısının düşük olduğu görülmektedir.



Şekil 25: Model-1'e ait YAK tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 26. Model-1'e ait YAK modelinin zaman serisi

Tablo 14. Model-1'e ait YAK sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Q, pH, T, KOİ, AKM, tN, tP, Eİ	0,8560	0,7820	52,9563	46,0179	41,958	38,2109

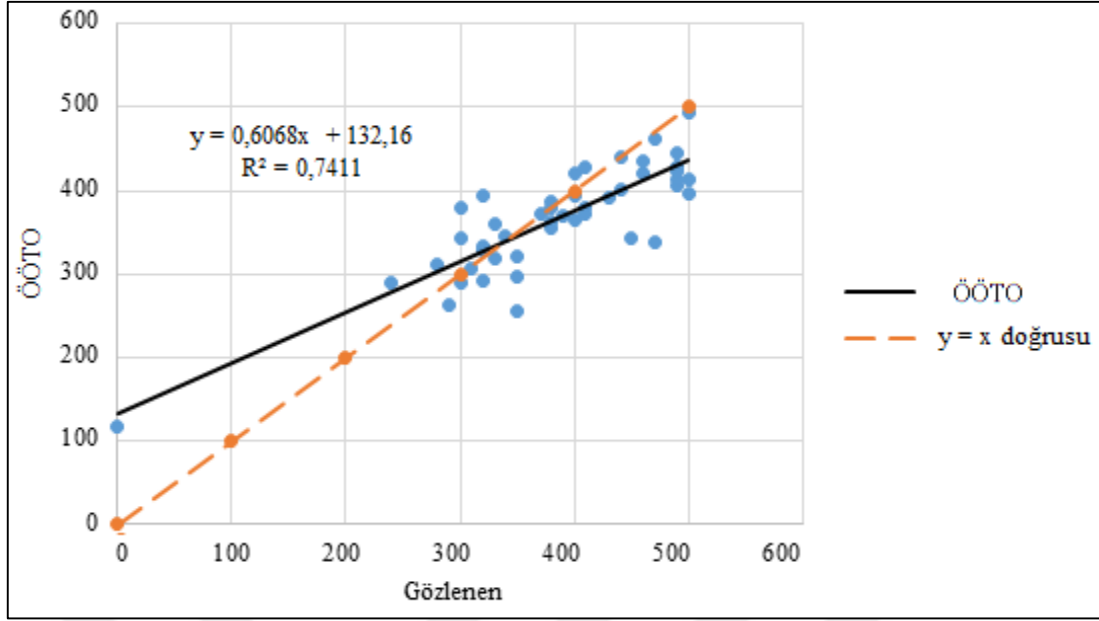
ÇRA, YAK algoritmalarında kullanılan doğrusal, üs ve üstel fonksiyonlar ÖÖTO modelinde de aynen kullanılmıştır. Analizlerden elde edilen denklem katsayıları Tablo 15’te gösterilmiştir. Veri seti diğer modellerde olduğu gibi ikiye ayrılıp hazırlanmıştır. Popülasyon hacimler 50, 100 ve 200 olmak üzere 3’e ayrılmış, 3 fonksiyon için 9 analiz yapılmıştır.

Eğitim aşaması sonucunda en iyi sonucu veren üs denklemi (Denklem 31) test verileri için kullanılmıştır. Denklemde kullanılan veriler ve katsayılar normalize değerler olup sonuç değerleri anormalize edilerek hesaplanmıştır. Hata değerleri Tablo 16’da verilmiştir. Modelden elde edilen test sonuçları Şekil 27 ve Şekil 28’de görselleştirilmiştir.

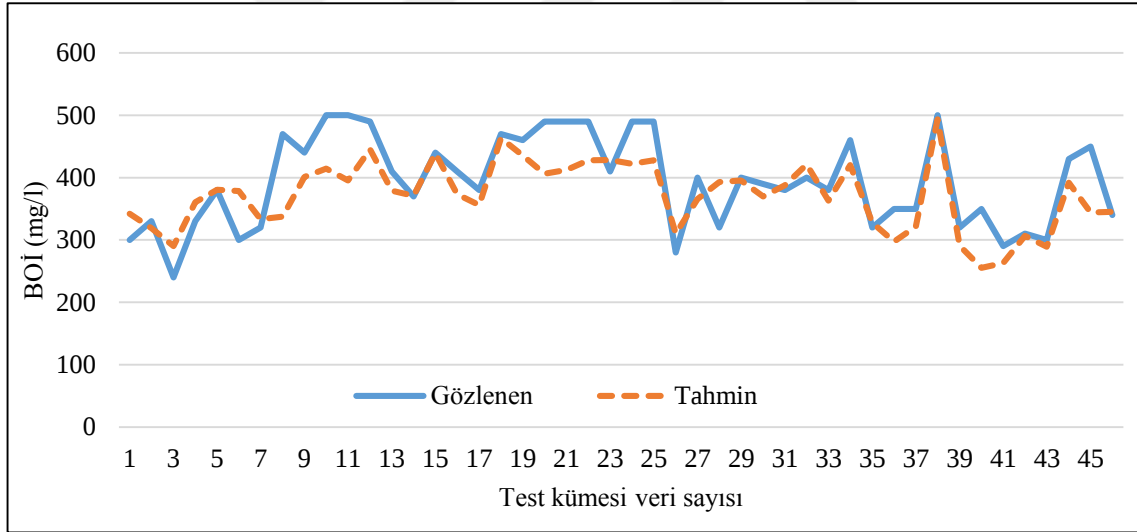
Tablo 15. Model-1’e ait ÖÖTO modelinin denklem katsayıları

$y_{doğrusal} = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m$ $y_{üs} = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)}$ $y_{üstel} = b_0 + e^{(b_1+b_2*x_1+b_3*x_2+\dots+b_m*x_{m-1})}$			
	Doğrusal Fonksiyon	Üs Fonksiyon	Üstel Fonksiyon
b ₀	0.227	1.043	-4.999
b ₁	-0.033	0.012	1.655
b ₂	0.001	-0.010	-0.004
b ₃	-0.087	-0.036	0.001
b ₄	0.964	0.696	-0.017
b ₅	0.197	0.070	0.169
b ₆	-0.100	-0.043	0.035
b ₇	-0.040	-0.027	-0.017
b ₈	-0.017	-0.0005	-0.005
b ₉			-0.002

$$BOİ = 1,0435 * Q^{0,0484} * pH^{-0,0108} * T^{-0,0367} * KOİ^{0,6969} * AKM^{0,0708} * tN^{-0,0434} * tP^{-0,0277} * EI^{-0,0005} \quad (31)$$



Şekil 27. Model-1'e ait ÖÖTO tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 28. Model-1'e ait ÖÖTO modelinin zaman serisi

Tablo 16. Model-1'e ait ÖÖTO sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK(mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Q, pH, T, KOİ, AKM, tN, tP, EI	0,8591	0,7411	52,8924	72,7387	41,3236	57,6410

Hurma AAT için oluşturulan ÇK-YSA modeli için ara katman sayısı 10, öğrenme katsayısının 1 ve momentum katsayısının 0,5 seçildiği modelleme ÇK-YSA modelleri içinde en iyi sonucu vermiştir. Analizler sonucunda elde edilen hata değerleri Tablo 17’de sunulmuştur.

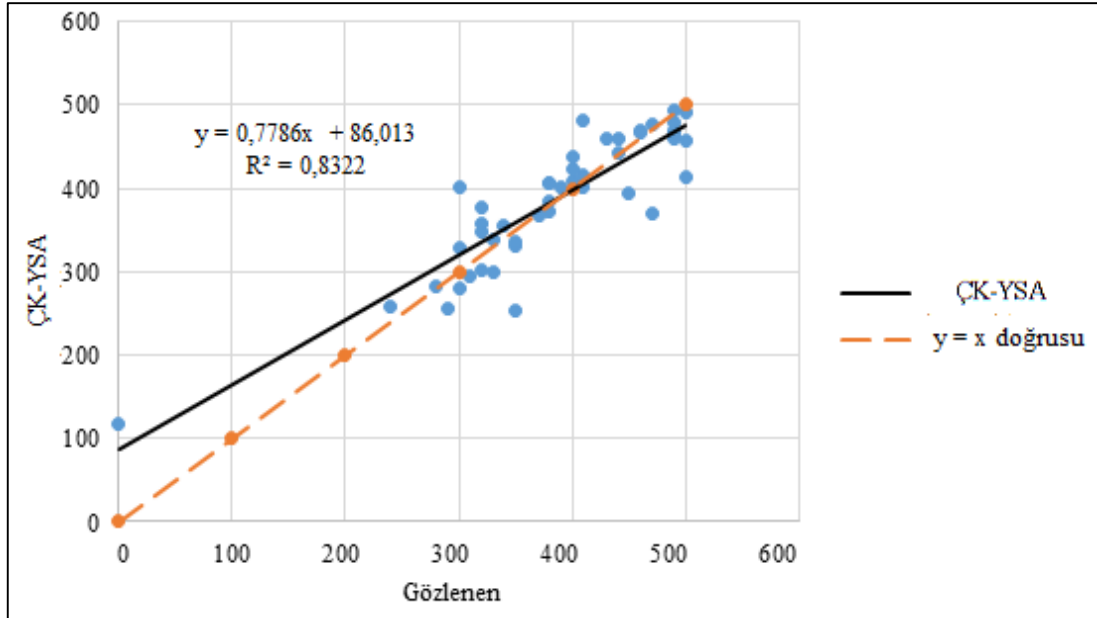
Tablo 17. Model-1’e ait ÇK-YSA analizlerinden elde edilen kümesi hata değerleri

			Eğitim Kümesi			Test Kümesi			Doğrulama Kümesi		
AKS	ÖK	MK	R ²	KHOK	OMH	R ²	KHOK	OMH	R ²	KHOK	OMH
5	0,1	0,1	0,8625	51,7643	40,7192	0,7859	46,5791	34,6981	0,7368	58,6959	46,6933
		0,5	0,8583	53,3391	42,7551	0,7897	47,5422	35,6605	0,7470	59,7099	48,5714
		1,0	0,8799	49,0248	38,5490	0,7922	46,2067	33,6842	0,7709	56,2184	45,6385
	0,5	0,1	0,8765	49,4880	39,0846	0,7899	46,9782	35,5633	0,7796	55,3709	44,9763
		0,5	0,8804	49,2399	38,7133	0,7927	45,5544	33,5011	0,7775	55,9585	45,9136
		1,0	0,8608	53,3869	42,4490	0,7917	45,5664	33,4188	0,7089	61,8608	49,6597
	1,0	0,1	0,8821	48,7017	38,4528	0,7989	45,0084	34,6955	0,8045	53,4949	43,0885
		0,5	0,8795	49,1300	39,4881	0,7962	45,5152	33,0881	0,7543	58,7422	47,2808
		1,0	0,8778	49,9571	39,9455	0,7922	45,6566	32,8962	0,7453	59,3142	48,0111
10	0,1	0,1	0,8826	47,8354	38,6304	0,8184	42,8371	32,2128	0,7830	54,4453	43,2130
		0,5	0,8826	47,8354	41,0738	0,8184	42,8371	41,0400	0,7830	54,4453	48,8606
		1,0	0,8596	56,3672	45,1452	0,7868	44,9347	34,4941	0,7410	58,3491	47,7658
	0,5	0,1	0,8800	49,0664	39,1100	0,8164	42,9082	32,7674	0,7674	55,6801	44,2051
		0,5	0,8610	54,7102	44,4690	0,7987	43,5877	34,3174	0,7349	57,9684	47,1500
		1,0	0,8831	49,2133	37,9741	0,8111	45,3932	33,2901	0,8248	51,5080	42,1071
	1,0	0,1	0,8749	49,3972	40,0422	0,8043	44,0957	34,8724	0,7335	59,1612	46,0251
		0,5	0,8925	46,1370	36,6982	0,8442	41,3007	30,3639	0,8152	50,3578	41,1749
		1,0	0,8841	47,5181	37,7817	0,8165	42,8073	33,0890	0,7809	55,3315	44,7395
15	0,1	0,1	0,8721	50,6610	40,1882	0,8043	44,5171	33,5094	0,7303	59,8699	48,4929
		0,5	0,8926	46,5911	35,0130	0,8346	41,8827	31,1598	0,8575	45,1226	34,0877
		1,0	0,8842	48,0787	38,1866	0,8053	42,9278	31,9146	0,7398	58,2821	46,7163
	0,5	0,1	0,8766	49,8496	40,0642	0,8077	43,3116	32,6194	0,7567	57,6613	46,6044
		0,5	0,8986	45,3610	35,3638	0,7898	45,0902	32,7346	0,8210	49,2464	38,9296
		1,0	0,8868	47,4221	38,5522	0,8047	44,6707	32,3058	0,7862	54,1172	44,7265
	1,0	0,1	0,8461	56,7494	45,6418	0,7947	43,7233	35,2389	0,7108	60,5665	49,6860
		0,5	0,8539	54,1985	37,6796	0,8323	41,8423	30,3766	0,7960	52,7430	42,5699
		1,0	0,8847	48,0475	37,6971	0,8188	42,0509	29,5008	0,8136	51,7240	41,9165
20	0,1	0,1	0,8779	49,3835	39,0366	0,8140	42,4132	31,7537	0,7498	58,0221	46,4392
		0,5	0,8916	46,2731	36,5495	0,8351	41,5108	32,4931	0,7954	52,5134	41,5725
		1,0	0,8817	47,9333	38,0635	0,8036	43,5796	31,4779	0,7282	60,4002	49,9459
	0,5	0,1	0,8811	49,0619	39,2972	0,8171	43,9096	33,3868	0,7751	55,8861	45,0541
		0,5	0,8752	50,3445	39,9481	0,8219	41,4879	30,5229	0,7718	55,3152	44,6894
		1,0	0,8785	48,9276	38,6256	0,8057	44,2530	33,1583	0,7647	56,5196	46,1362
	1,0	0,1	0,8815	48,2507	37,8380	0,8149	42,8826	32,6217	0,7796	54,9747	44,2717
		0,5	0,8755	49,3522	39,5999	0,8133	42,5654	31,2059	0,7316	60,7563	48,5202
		1,0	0,8817	48,8977	39,1171	0,8048	42,8088	32,8646	0,7475	57,4695	44,8906

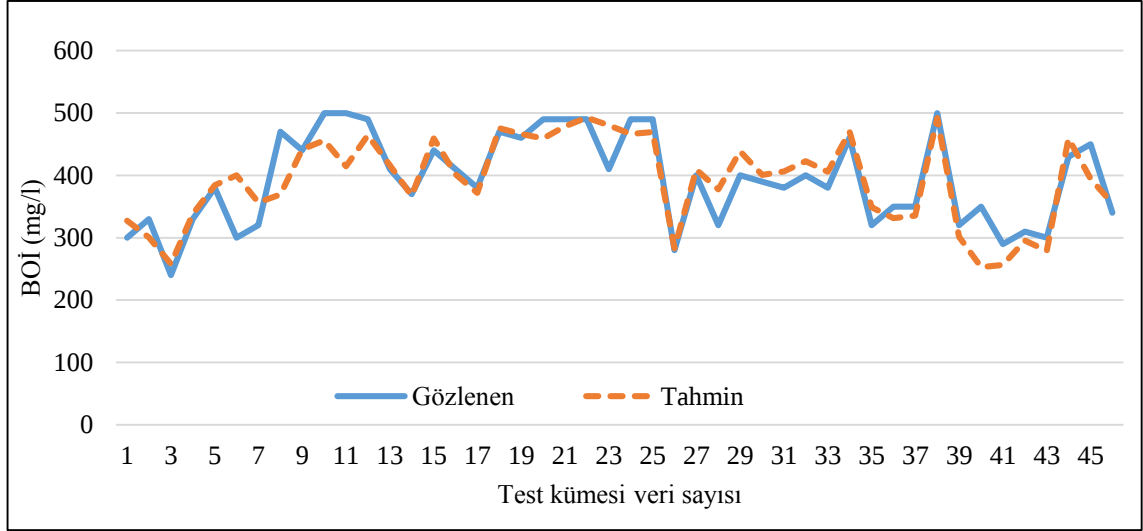
Elde edilen ÇK-YSA modeline ait determinasyon katsayısı ve hata değerleri Tablo 18’de verilmiştir. Kurulan modelden elde edilen tahmin test sonuçları, ölçülen test sonuçlarının grafiksel gösterimi Şekil 29 ve Şekil 30’da verilmiştir.

Tablo 18. Model-1’e ait ÇK-YSA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Q, pH, T, KOİ, AKM, tN, tP, EI	0,8924	0,8442	46,1370	41,3006	36,6981	30,3639

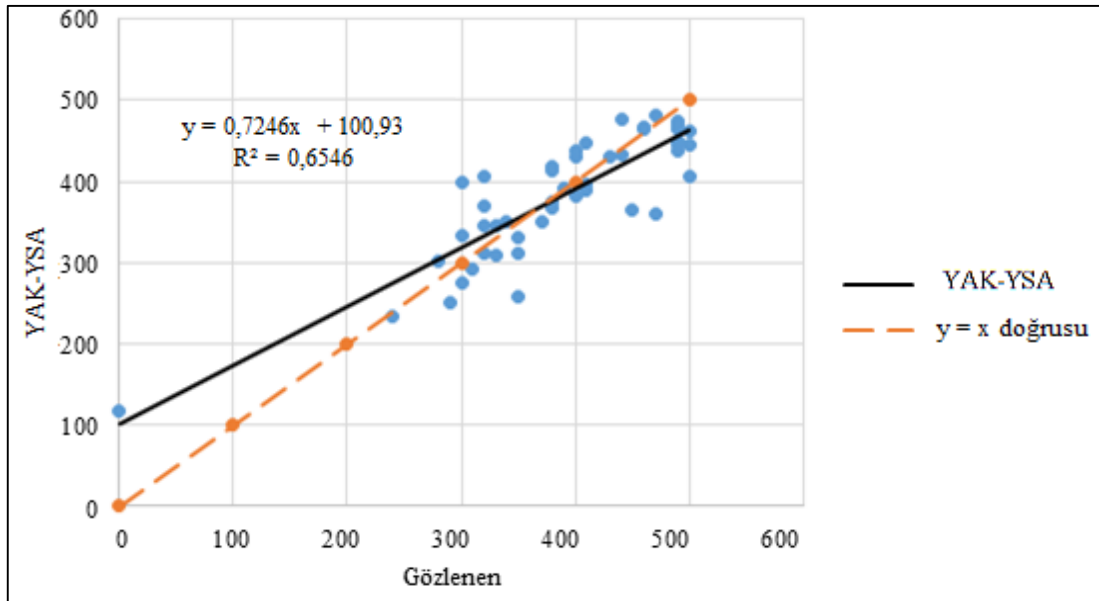


Şekil 29. Model-1’e ait ÇK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 30. Model-1'e ait ÇK-YSA modelinin zaman serisi

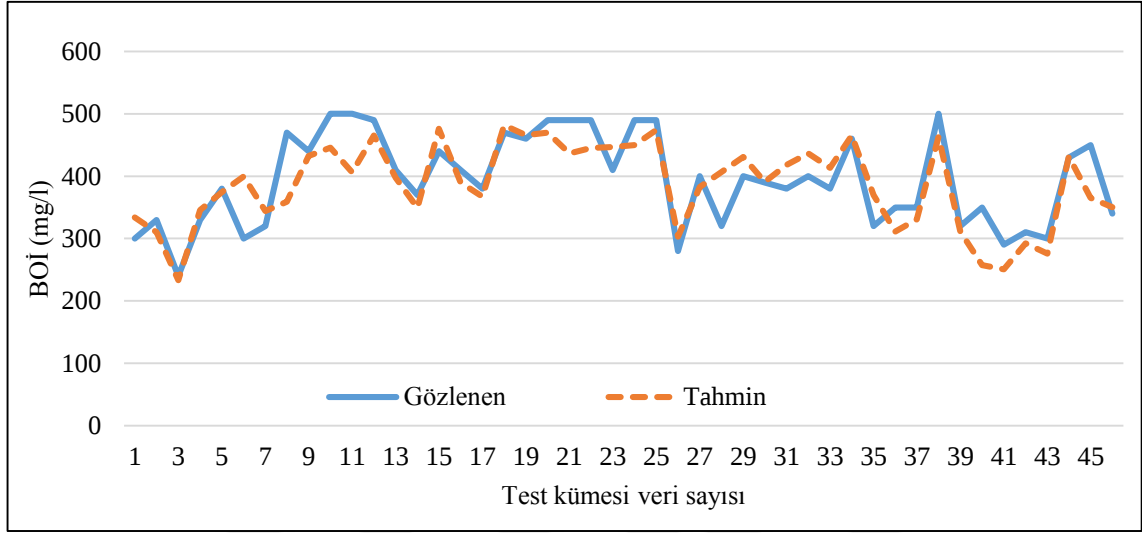
YAK-YSA modelinde farklı ara katman sayıları, popülasyon hacmi ve limit değerleri seçilerek toplamda 16 adet analiz yapılmıştır. 10 ara katman sayılı, 50 popülasyon hacimli ve 1000 limit değerli analizde en iyi sonuca ulaşılmıştır. Elde edilen analiz değerleri Tablo 19'da verilmiştir. Modele ait saçılım ve zaman serisi grafikleri Şekil 31 ve Şekil 32'de gösterilmiştir.



Şekil 31. Model-1'e ait YAK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı

Tablo 19. Model-1'e ait YAK-YSA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,8472	0,6546	55,7086	44,7243	67,9179	51,7852

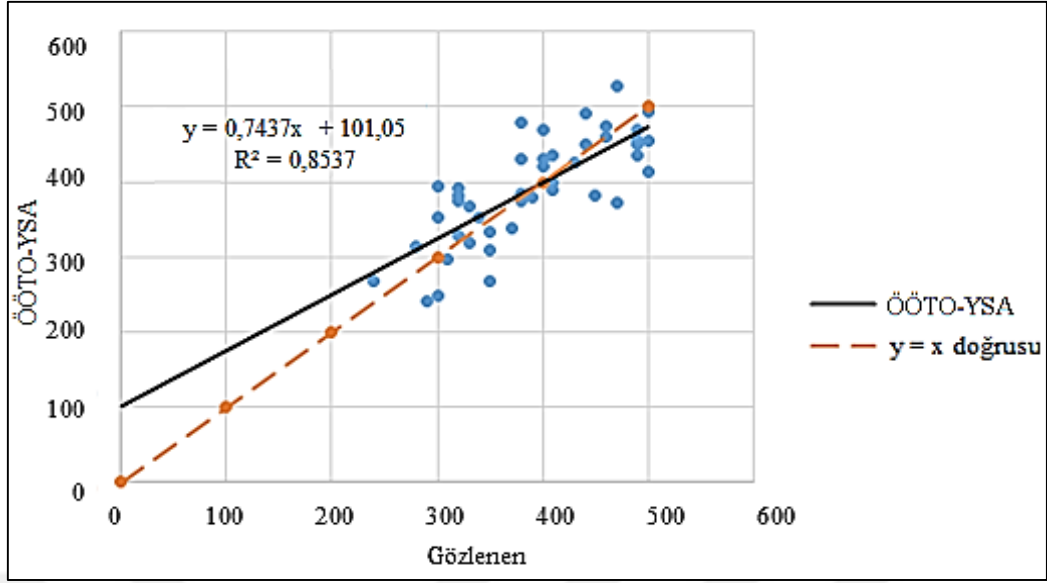


Şekil 32. Model-1'e ait YAK-YSA modelinin zaman serisi

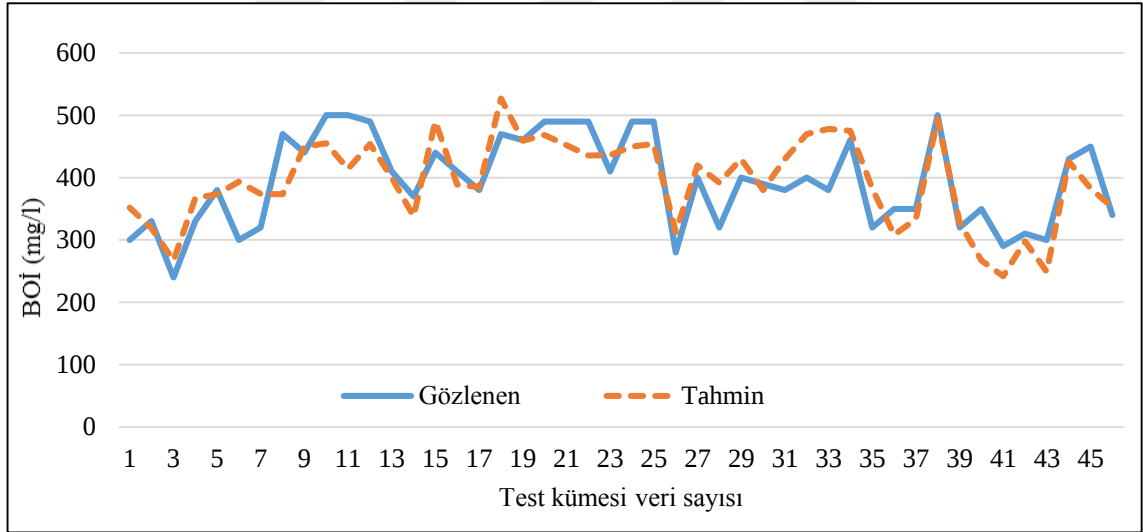
ÖÖTO-YSA modelinde farklı ara katman sayıları, popülasyon hacmi ve limit değerleri seçilerek toplamda 16 adet analiz yapılmıştır. 10 ara katman sayılı, 50 popülasyon hacimli ve 100 limit değerli analizde en iyi sonuca ulaşılmıştır. Elde edilen analiz değerleri Tablo 20'de verilmiştir. Kurulan modele ait test sonuçlarının karşılaştırmalı grafikleri Şekil 33 ve Şekil 34'te verilmiştir.

Tablo 20. Model-1'e ait ÖÖTO-YSA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,8537	0,7820	54,1252	43,8279	46,0179	38,2109



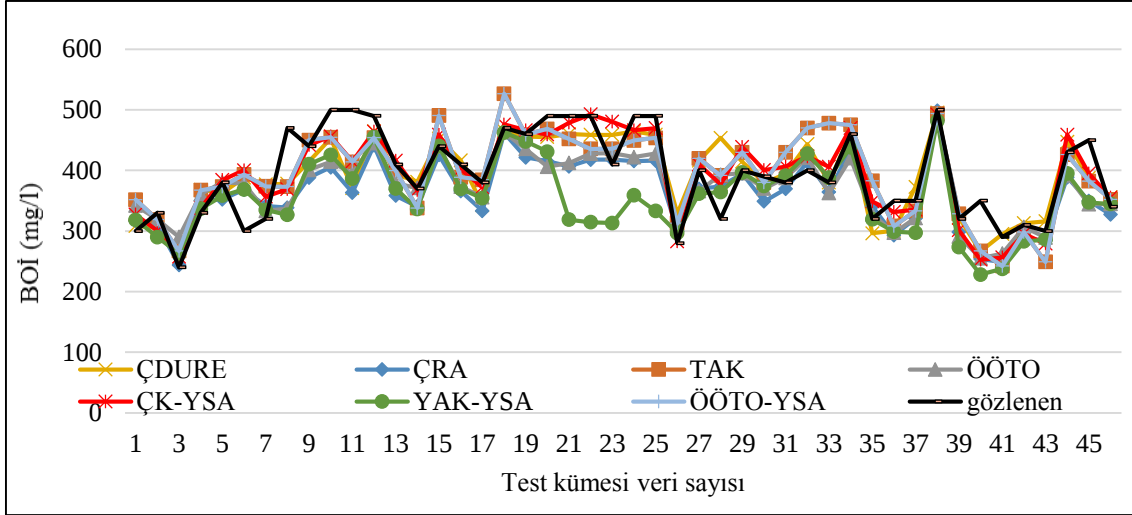
Şekil 33. Model-1'e ait ÖÖTO-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 34. Model-1'e ait ÖÖTO-YSA modelinin zaman serisi

3.1.2. Değerlendirme

Model-1'e ait bütün denemelerden elde edilen sonuçlar Şekil 35'te verilmiştir. Tablo 21'de kurulan modellerin isimleri, elde edilen determinasyon katsayıları, KHOK, OMH değerleri ve tahmin denklemleri gösterilmiştir.



Şekil 35. Model-1'e ait tüm modeller

Tablo 21. Model-1'e ait bütün modellerin sonuçları

Model Adı	R ²	KHOK (mg/l)	OMH (mg/l)	Denklem
ÇRA	0,7469	61,4826	58,801	0,6246x+116,47
ÇDURE	0,7966	44,1090	31,4827	0,6916x+147,75
YAK	0,7820	46,0179	38,2109	0,7273x+107,74
ÖÖTO	0,7411	72,7387	57,6410	0,6068x+132,16
ÇK-YSA	0,8442	41,3006	30,3639	0,7786x+86,013
YAK-YSA	0,6546	44,7243	51,7852	0,7246x+100,93
ÖÖTO-YSA	0,8537	43,8279	38,2109	0,7437x+101,05

Kullanılan tahmin modellerinin BOİ parametresini ne kadar başarılı tahmin ettiği incelenirse ÇK-YSA ile kurulan modelin diğer modellerden daha başarılı olduğu görülmektedir. Bu şekil ve tablolardan yola çıkarak BOİ tahmini yaparken kullanılan 8 girdi parametresi ile beraber en iyi sonucu hata sonuçları KHOK için 41,3006 mg/l ve OMH için 30,3639 mg/l olarak elde edilmiştir. En kötü tahmin modeli ise hata oranlarının en yüksek olduğu ÖÖTO olduğu gözlemlenmiştir.

3.2. Model-2 ile BOİ tahmini

3.2.1. Yapılan Hesaplamalar

Bu modellemede BOİ tahminine yönelik girdi verileri Q, pH, T, KOİ, tN, tP ve Eİ değerleri seçilmiştir. AKM'nin BOİ ile olan korelasyonu göz önünde bulundurularak Model-1'den farklı olarak AKM verileri girdi setinden çıkartılmıştır.

Çoklu regresyon analizi yönteminde Model-1'de yapıldığı gibi verilerin %80'i eğitim, %20'si ise test aşamasında kullanılmıştır. Doğrusal, üs ve üstel fonksiyonlar regresyon analizinde kullanılmıştır. Fonksiyonlardan elde edilen sonuçlar Tablo 22'te gösterilmiştir.

Tablo 22. Model-2'ye ait ÇRA denklem katsayıları

$y_{doğrusal} = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m$ $y_{üs} = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)}$ $y_{üstel} = b_0 + e^{(b_1+b_2*x_1+b_3*x_2+\dots+b_m*x_{m-1})}$			
	Doğrusal Fonksiyon	Üs Fonksiyon	Üstel Fonksiyon
b ₀	175,183	9,485	-20516,909
b ₁	-0,018	0,003	9,938
b ₂	0,495	0,017	-7,32*10 ⁻⁷
b ₃	-1,431	-0,059	2,92*10 ⁻⁶
b ₄	0,360	0,686	-6,91*10 ⁻⁵
b ₅	-0,616	-0,052	1,72*10 ⁻⁵
b ₆	-0,700	-0,016	2,93*10 ⁻⁵
b ₇	-0,010	-0,069	-3,27*10 ⁻⁵
b ₈			-4,39*10 ⁻⁷

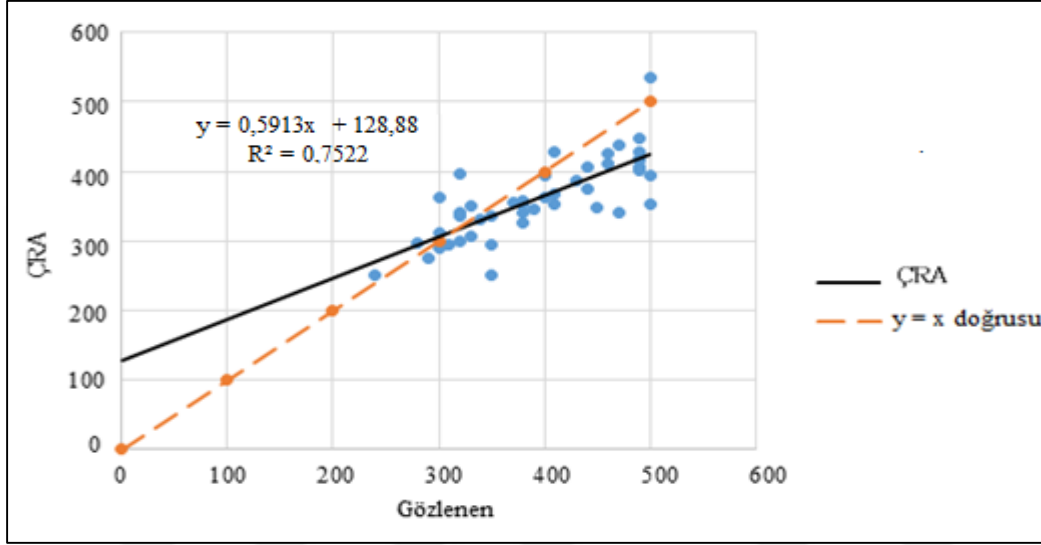
Eğitim aşamasında en küçük karesel hatanın ortalama karekökü (KHOK) değerini ve en büyük determinasyon katsayısı (R²) değerini veren üs fonksiyonunun denklem katsayıları kullanılıp Denklem 32 elde edilmiştir. Bu denklem veri setinde de uygulanıp elde edilen sonuçlar Tablo 23'te verilmiştir.

$$BOİ = 9,485 * (Q^{0,003}) * (pH^{0,017}) * (T^{-0,059}) * (KOİ^{0,686}) * (tN^{-0,052}) * (tP^{-0,016}) * (Eİ^{-0,069}) \quad (32)$$

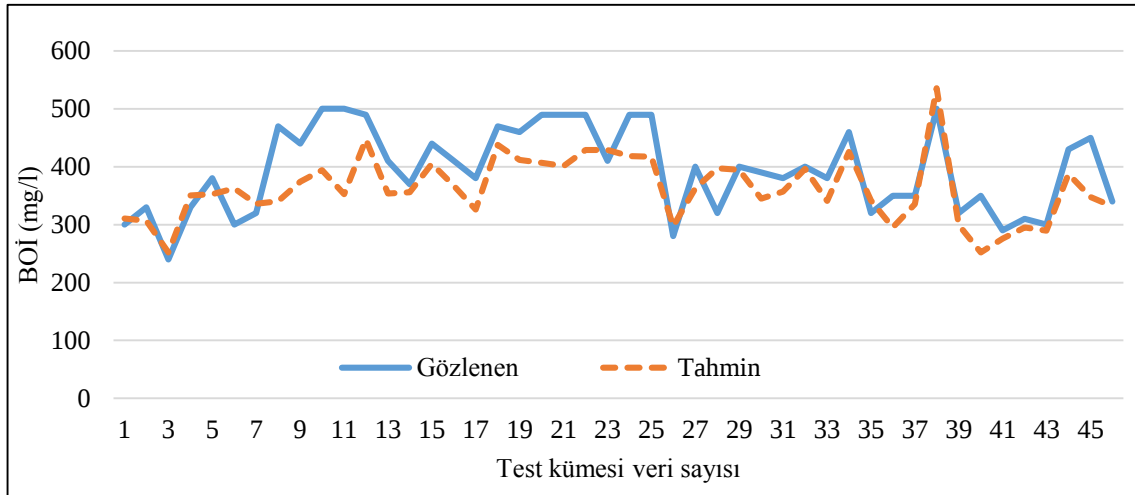
Çoklu regresyon analizi yönteminde elde edilen tahmin test kümesi ile gözlemlenen test kümesine ait saçılım ve zaman serisi grafikleri Şekil 36 ve Şekil 37'de gösterilmiştir.

Tablo 23. Model-2'ye ait ÇRA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
Q, pH, T, KOİ, tN, tP, EI	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,8594	0,7522	52,5259	62,0958	43,64783	60,8119



Şekil 36. Model-2'ye ait ÇRA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 37. Model-2'e ait ÇRA modelinin zaman serisi

Çoklu değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri modelinde analiz verilerinin %80'i eğitim, %20'si test kümesinde kullanılarak modelleme yapılmıştır.. En iyi tahmin denklemi Denklem 39'da gösterilmiştir. Modelin oluşturduğu BF_n taban fonksiyonları;

$$BF_2 = \max (0, 806 - KOİ) \quad (33)$$

$$BF_4 = \max (0, 19.6 - t) \quad (34)$$

$$BF_7 = \max (0, T - 23) \quad (35)$$

$$BF_9 = \max (0, T - 24.2) \quad (36)$$

$$BF_{11} = \max (0, T - 22.5) \quad (37)$$

$$BF_{13} = \max (0, KOİ - 609) \quad (38)$$

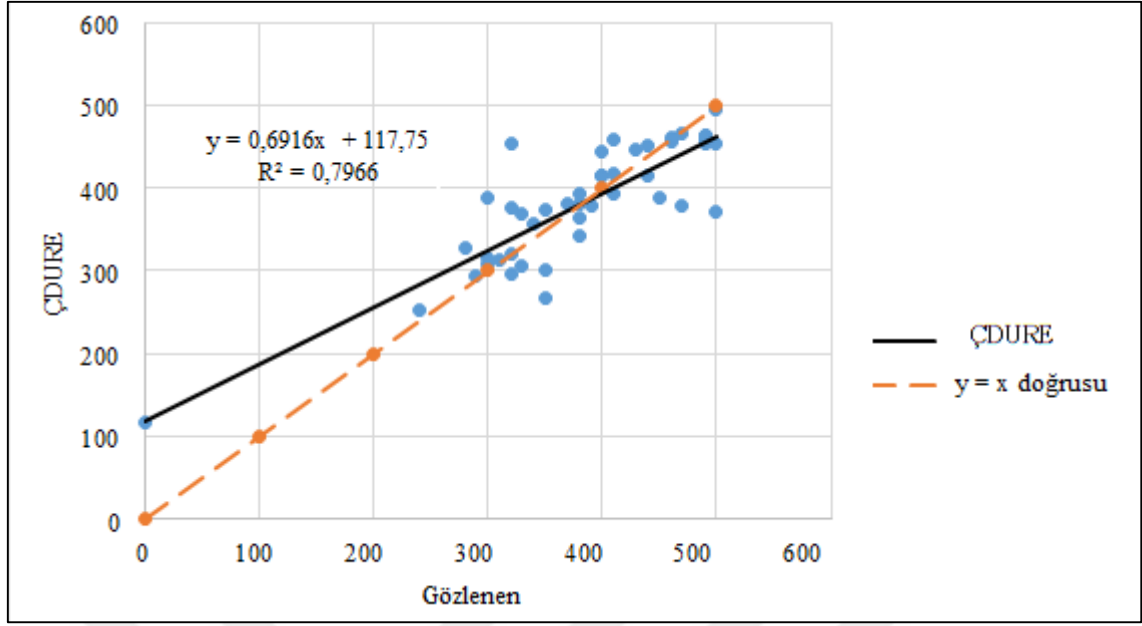
olarak belirlenmiştir. Oluşturulan modelin elde ettiği test verileri ile gözlemlene test verilerine ait saçılım ve zaman serisi grafikleri Şekil 38 ve Şekil 39'da verilmiştir.

$$\begin{aligned} BOİ = & 434.28 - 0.431546 * BF_2 - 4.48034 * BF_4 + 269.432 * BF_7 - 79.4639 * BF_9 \\ & - 197.508 * BF_{11} + 0.0917189 * BF_{13} \end{aligned} \quad (39)$$

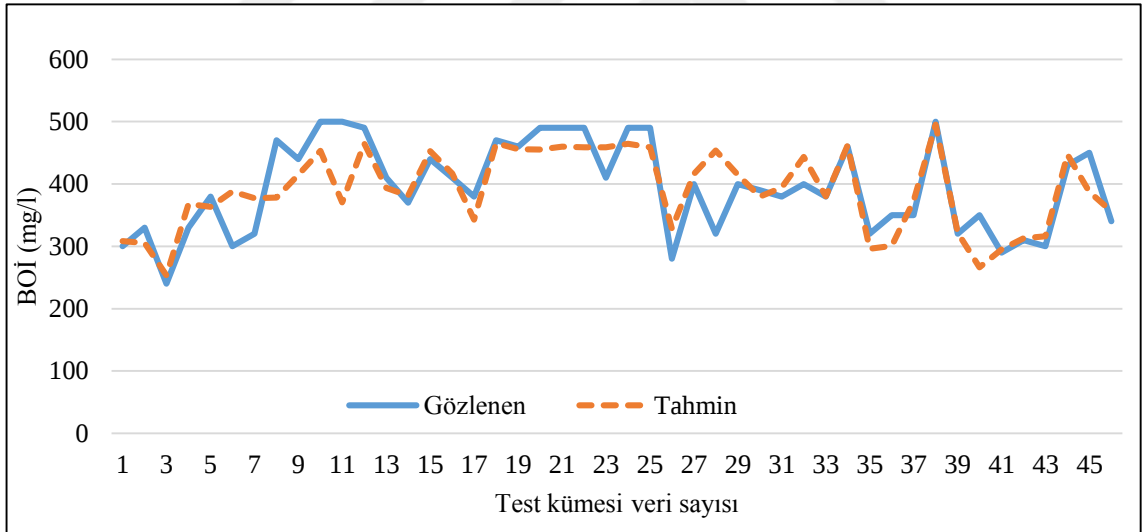
ÇDURE'den elde edilen sonuçlar Tablo 24'te verilmiştir. Bu değerler irdelendiğinde ÇDURE modeli ÇRA modelinden daha yüksek determinasyon katsayısı elde ettiği ve daha düşük KHOK ve OMH değerleri verdiği anlaşılmaktadır.

Tablo 24. Model-2'ye ait ÇDURE sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
Q, pH, T, KOİ,	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
tN, tP, Eİ	0,9039	0,7966	43,6010	44,1090	33,9190	31,4827



Şekil 38. Model-2'ye ait ÇDURE tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 39. Model-2'ye ait ÇDURE modelinin zaman serisi

YAK modelinde, regresyon analiziyle benzer olarak doğrusal, üs, üstel fonksiyonlar kullanılmıştır. Bu fonksiyonlar aracılığıyla elde edilen katsayılar Tablo 25'te sunulmuştur.

Tablo 25. Model-2'ye ait YAK modelinin denklem katsayıları

$y_{doğrusal} = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m$ $y_{üs} = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)}$ $y_{üstel} = b_0 + e^{(b_1+b_2*x_1+b_3*x_2+\dots+b_m*x_{m-1})}$			
	Doğrusal Fonksiyon	Üs Fonksiyon	Üstel Fonksiyon
b ₀	0.205	1.028	-0.048
b ₁	-0.025	0.034	-0.925
b ₂	0.043	-0.026	0.036
b ₃	-0.084	-0.027	-0.156
b ₄	1.060	0.741	-0.186
b ₅	-0.094	-0.033	1.407
b ₆	-0.046	-0.022	-0.109
b ₇	0.001	-0.0006	0.015
b ₈			0.045

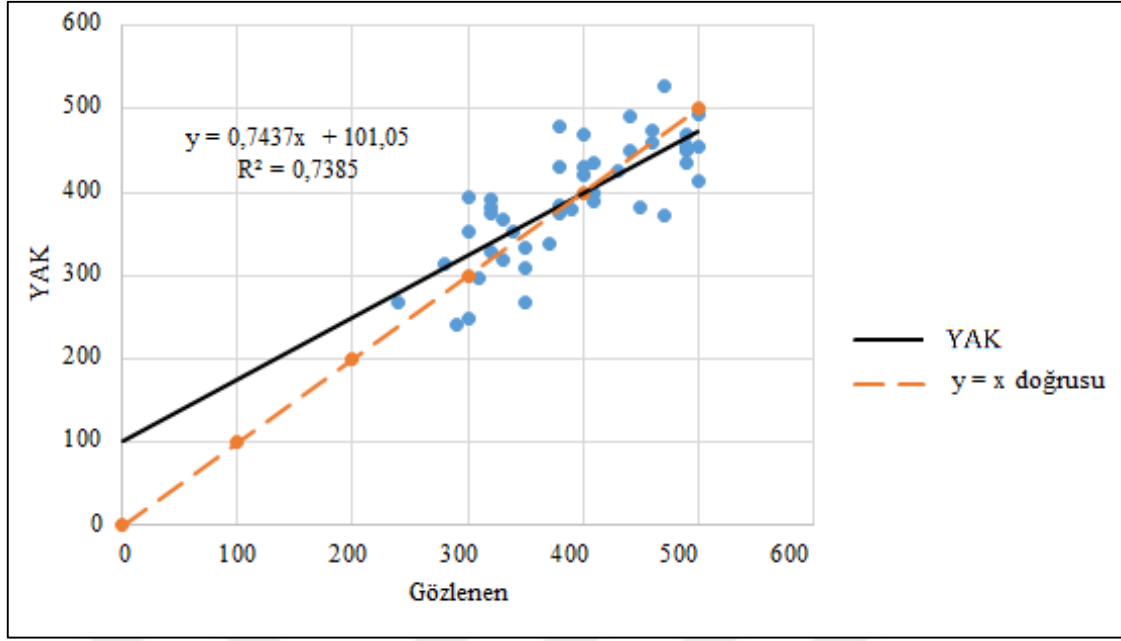
Veri seti eğitim ve test seti (%80 ve %20 oranlarda) olmak üzere ikiye bölünmüştür. Fonksiyonların popülasyon hacimleri ve limit değerleri 50-150, 100-300 ve 200-600 olacak şekilde belirlenmiş ve 9 ayrı analiz yapılmıştır. Eğitim aşamasında en iyi sonucu veren üstel denklemi (Denklem 40) test aşamasında kullanılmıştır. Bulunan hata değerleri Tablo 26'da verilmiştir.

$$BOİ = 0,9724 * Q^{0,0283} * pH^{-0,0745} * T^{-0,0198} * KOİ^{0,7331} * tN^{-0,0406} * tP^{-0,0275} * Eİ^{0,0035} \quad (40)$$

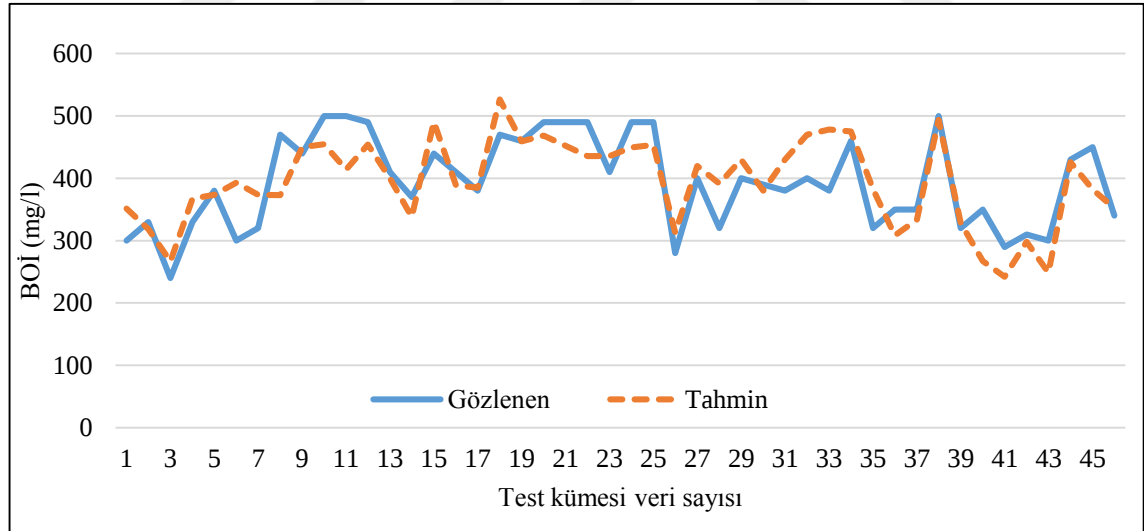
Şekil 40 ve 41'den de görüldüğü gibi YAK algoritması BOİ tahmininde ÇRA modelinden iyi sonuçlar elde etmiştir. Ancak ÇDURE modeli ile kıyaslandığında hata değerleri daha yüksek olup determinasyon katsayısı daha düşüktür.

Tablo 26. Model-2'ye ait YAK sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Q, pH, T, KOİ, tN, tP, Eİ	0,8595	0,7385	52,5915	63,6033	41,482	51,2609



Şekil 40. Model-2'ye ait YAK tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 41. Model-2'ye ait YAK modelinin zaman serisi

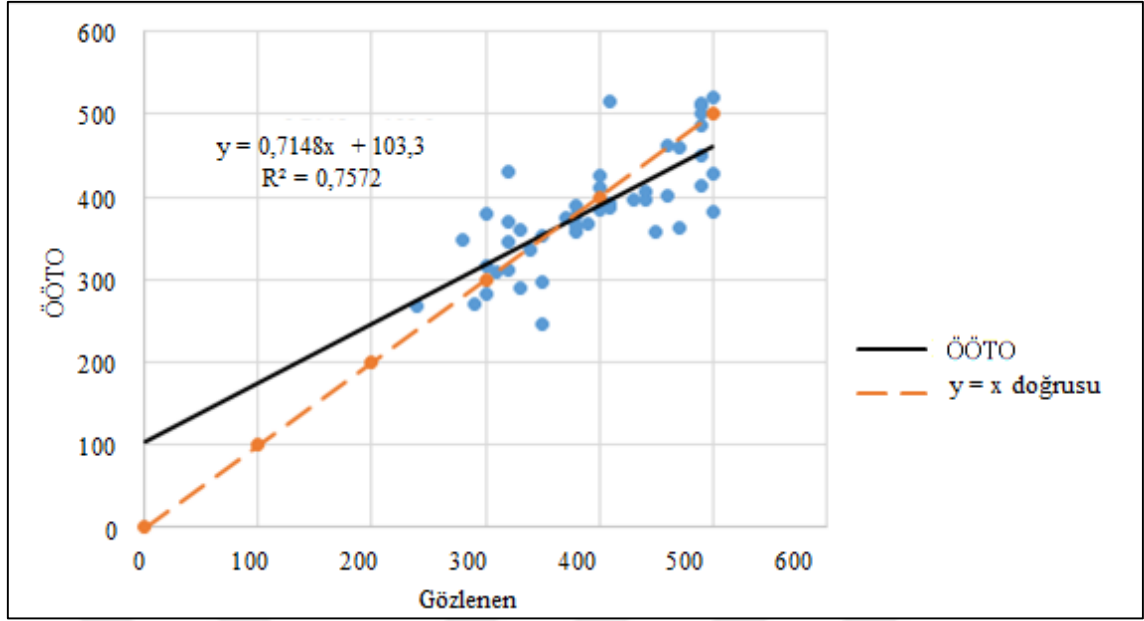
ÇRA yönteminde ve YAK algoritmasında kullanılan doğrusal, üs ve üstel fonksiyonlar ÖÖTO modelinde de aynen kullanılmıştır. Analizlerden elde edilen denklem katsayıları Tablo 27’de verilmiştir.

Tablo 27. Model-2’ye ait ÖÖTO modelinin denklem katsayıları

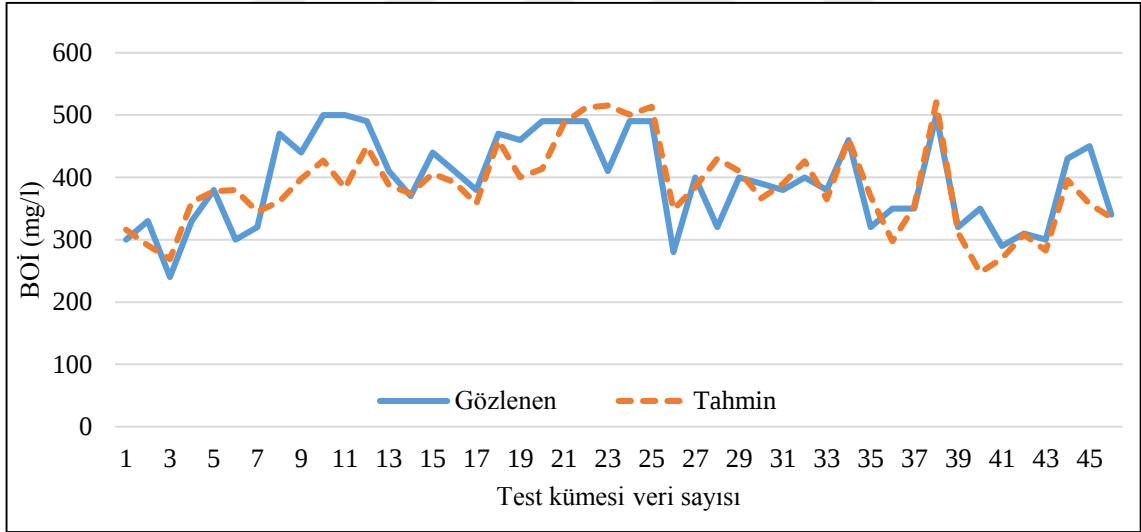
$y_{doğrusal} = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m$ $y_{üs} = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)}$ $y_{üstel} = b_0 + e^{(b_1 + b_2 * x_1 + b_3 * x_2 + \dots + b_m * x_{m-1})}$			
	Doğrusal Fonksiyon	Üs Fonksiyon	Üstel Fonksiyon
b ₀	0.221	1.006	-5.000
b ₁	-0.006	0.019	1.654
b ₂	0.002	-0.003	0.0002
b ₃	-0.077	-0.029	0.001
b ₄	1.055	0.745	-0.015
b ₅	-0.078	-0.038	0.185
b ₆	-0.043	-0.035	-0.013
b ₇	-0.017	-0.0003	-0.006
b ₈			-0.002

Veri seti diğer modellerde olduğu gibi ikiye ayrı set haline getirilmiştir. Popülasyon hacimleri 50, 100 ve 200 olmak üzere 3’e ayrılmış, 3 fonksiyon için 9 analiz yapılmıştır. Eğitim aşaması sonucunda en iyi sonucu veren üs denklemi (Denklem 41) test verilerine uygulanmıştır. Denklemde kullanılan veriler ve katsayılar normalize değerler olup sonuç değerleri anormalize edilerek hesaplanmıştır. Bulunan hata değerleri Tablo 28’de verilmiştir. Elde edilen test sonuçlarının gözlem sonuçları ile olan saçılım ve zaman serisi dağılımları Şekil 42 ve Şekil 43’te gösterilmiştir.

$$BOİ = 1,0064 * Q^{0,0196} * pH^{-0,0037} * T^{-0,0290} * KOİ^{0,7457} * tN^{-0,0382} * tP^{-0,0351} * Eİ^{-0,0003} \quad (41)$$



Şekil 42. Model-2'ye ait ÖÖTO tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 43. Model-2'ye ait ÖÖTO modelinin zaman serisi

Tablo 28. Model-2'ye ait ÖÖTO sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Q, pH, T, KOİ, tN, tP, Eİ	0,8621	0,7572	52,2081	49,8502	42,9961	36,9980

Hurma AAT için kurulan ÇK-YSA modelinde ara katman sayısı 5, öğrenme ve momentum katsayılarının 1 seçildiği modelleme ÇK-YSA modelleri içinde en iyi sonucu vermiştir. Analizler sonucunda elde edilen hata değerleri Tablo 29’da gösterilmiştir.

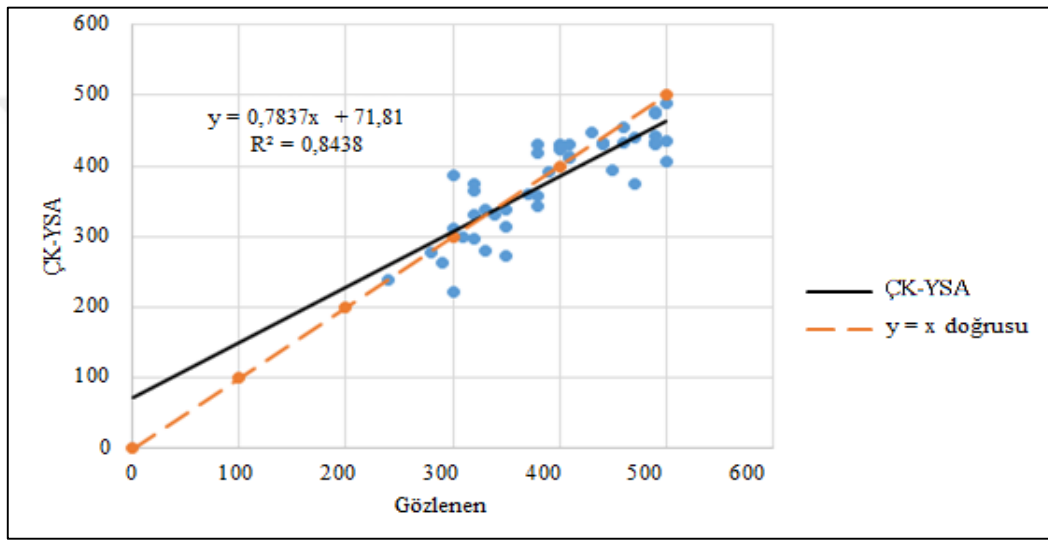
Tablo 29. Model-2’ye ait ÇK-YSA analizlerinden elde edilen kümesi hata değerleri

AKS	ÖK	MK	Eğitim Kümesi			Test Kümesi			Doğrulama Kümesi		
			R ²	KHOK	OMH	R ²	KHOK	OMH	R ²	KHOK	OMH
5	0,1	0,1	0,8719	50,3311	41,0092	0,7888	46,9521	34,4781	0,7625	57,8619	45,3068
		0,5	0,8747	49,9670	39,8135	0,7971	44,0086	32,1562	0,7669	55,9873	45,2171
		1,0	0,8789	49,5304	39,2347	0,8031	44,3044	31,6844	0,7984	52,4083	42,2379
	0,5	0,1	0,8813	48,7041	38,4005	0,7899	46,8451	34,2596	0,7702	57,4482	47,1908
		0,5	0,8727	50,4557	39,2364	0,8071	43,9746	32,4718	0,8150	49,9598	41,1371
		1,0	0,8779	49,0714	39,3355	0,8104	42,5441	29,4109	0,7852	54,9746	44,1018
	1,0	0,1	0,8791	49,0336	39,2490	0,7893	45,5999	33,1583	0,7551	58,2605	47,3173
		0,5	0,8808	49,6266	38,8949	0,8280	41,4020	30,5463	0,8245	49,6295	41,4732
		1,0	0,8750	49,8263	39,4338	0,7892	45,5874	33,0872	0,7587	56,7113	45,8781
10	0,1	0,1	0,8731	49,8549	40,4283	0,8086	42,6536	30,2915	0,7667	56,5539	44,7281
		0,5	0,8737	49,9139	39,9486	0,7873	44,9309	34,6522	0,7421	57,9189	46,8960
		1,0	0,8824	49,3670	38,6730	0,8097	43,4194	31,2397	0,8021	51,9111	42,2676
	0,5	0,1	0,8746	49,8453	39,5106	0,8065	43,7388	31,5486	0,7759	54,9023	44,5277
		0,5	0,8815	49,0643	38,1114	0,8123	42,9214	31,2569	0,7848	54,5223	43,2160
		1,0	0,8796	49,6818	39,8406	0,7929	45,8966	34,3168	0,7828	54,6291	44,6439
	1,0	0,1	0,8834	47,5575	38,0132	0,8218	42,3632	31,5314	0,7873	55,6907	44,8465
		0,5	0,8745	50,0835	40,4204	0,8141	43,5117	33,5686	0,7796	54,9364	44,6741
		1,0	0,8831	48,1024	39,5111	0,8438	41,4254	32,1813	0,8374	49,2537	41,2562
15	0,1	0,1	0,8835	47,8454	38,5523	0,8062	42,4970	30,8588	0,7977	54,1431	44,5119
		0,5	0,8802	48,5007	38,3254	0,7998	44,3530	31,0690	0,7703	56,0566	46,7627
		1,0	0,8537	56,8242	45,0000	0,7978	44,2861	31,5108	0,7526	57,0046	46,5130
	0,5	0,1	0,8951	45,5083	35,2399	0,8111	43,4463	31,2002	0,8318	49,9080	41,2579
		0,5	0,8706	51,2232	40,9404	0,7959	44,1309	30,5646	0,7604	56,4161	46,6004
		1,0	0,8627	55,6218	44,8027	0,7779	45,5276	32,2514	0,6989	61,3161	49,8627
	1,0	0,1	0,8656	51,4134	39,7814	0,7969	44,6570	31,0467	0,7798	55,1747	44,0626
		0,5	0,8763	50,2459	39,8330	0,7943	46,7450	33,6466	0,7602	58,1471	46,2107
		1,0	0,8813	49,4012	38,6278	0,7903	45,9056	32,3765	0,7790	55,3659	45,2687
20	0,1	0,1	0,8771	49,0105	38,6263	0,7918	44,5352	31,9056	0,7700	55,8706	45,5494
		0,5	0,8950	45,3711	35,5195	0,8181	42,5221	31,3518	0,8035	54,0574	44,5266
		1,0	0,8788	48,5994	39,4873	0,8050	43,1006	30,1517	0,7832	54,2492	43,4361
	0,5	0,1	0,8808	48,9548	38,3412	0,7952	44,3890	33,0010	0,7533	57,0052	46,4197
		0,5	0,8843	47,5891	36,5102	0,7988	43,7241	31,1378	0,8265	49,6309	41,1646
		1,0	0,8850	47,5836	37,5358	0,8093	43,5701	31,1145	0,8092	50,8283	42,8472
	1,0	0,1	0,8794	49,6081	38,2041	0,7981	44,4656	29,6803	0,7572	55,8342	45,7502
		0,5	0,8775	49,3070	38,6917	0,7874	45,8972	33,5445	0,7800	55,6601	44,7899
		1,0	0,8766	49,2447	39,4269	0,7928	45,2182	32,5503	0,7754	55,5531	45,0797

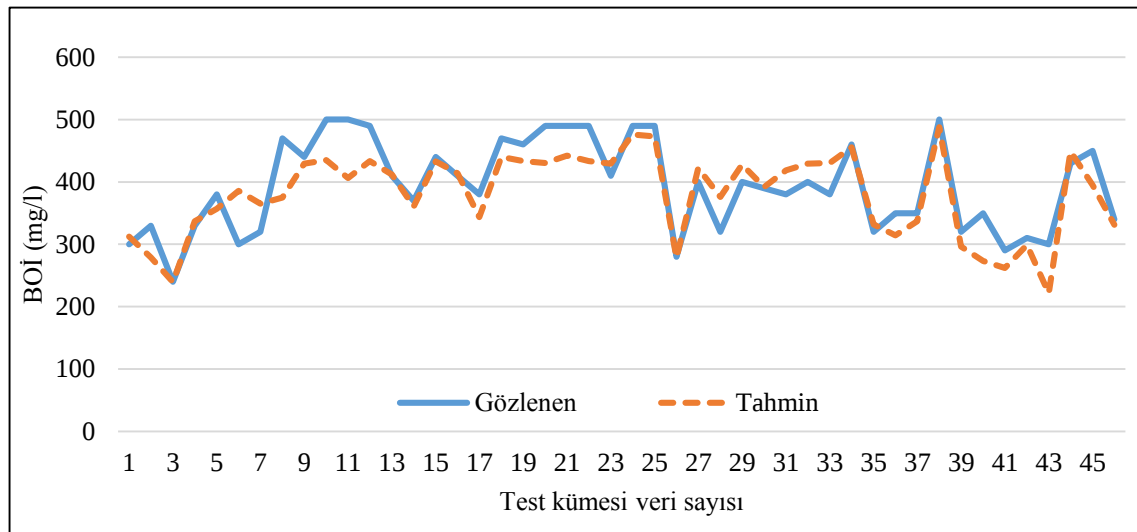
Elde edilen ÇK-YSA modeline ait determinasyon katsayısı ve hata değerleri Tablo 30'da gösterilmiştir. Modele ait saçılım ve zaman serisi grafikleri gözlem değerleri ile karşılaştırmalı olarak oluşturulup Şekil 44 ve Şekil 45'te verilmiştir.

Tablo 30. Model-2'ye ait ÇK-YSA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
Q, pH, T, KOİ, tN, tP, EI	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,88312	0,8438	48,1024	41,4254	39,3511	32,1813



Şekil 44. Model-2'ye ait ÇK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı

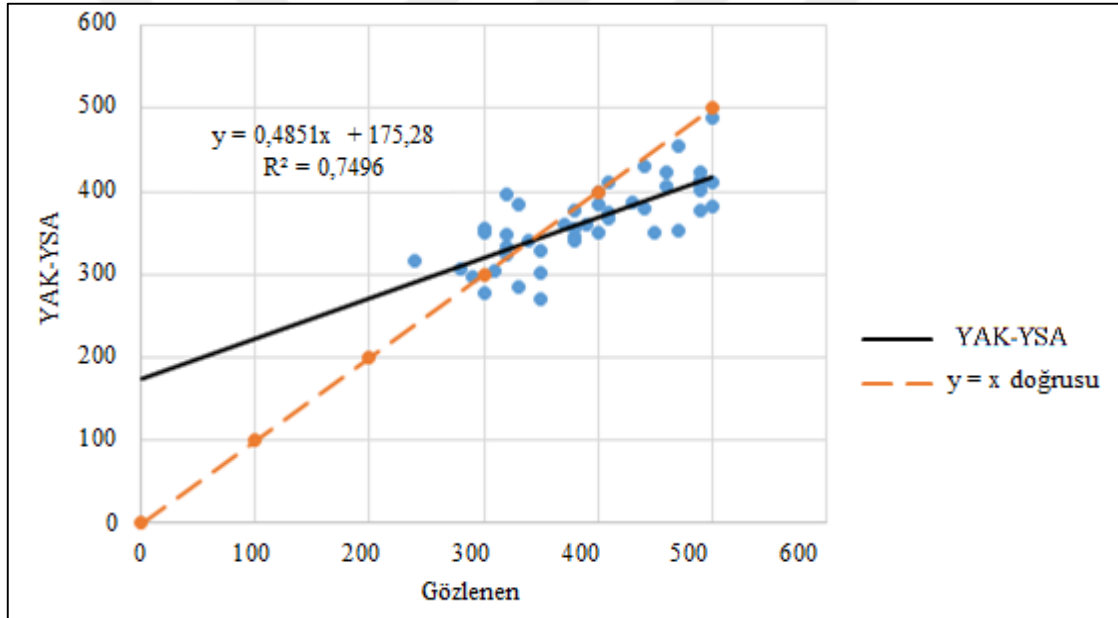


Şekil 45. Model-2'ye ait ÇK-YSA modelinin zaman serisi

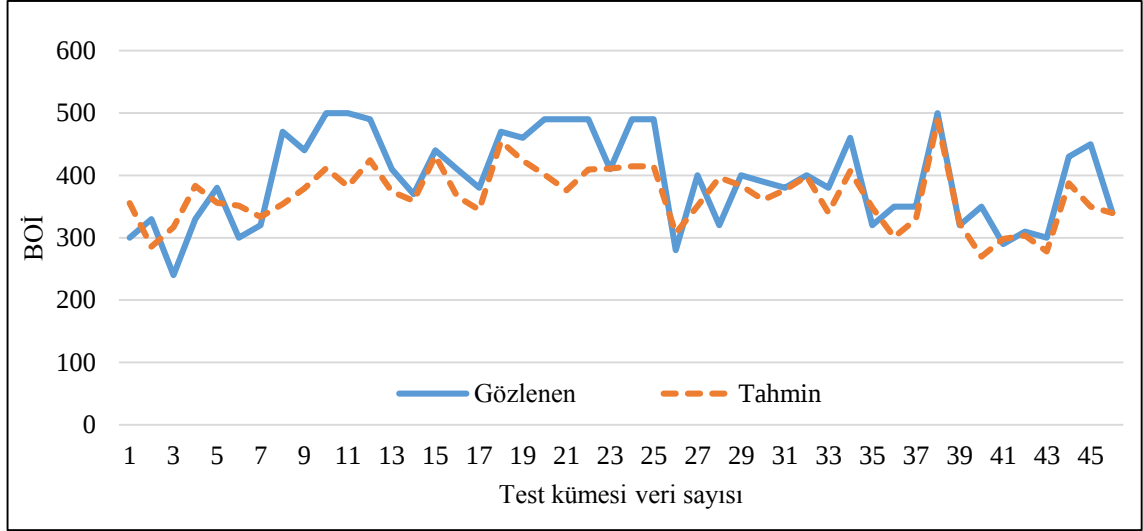
YAK-YSA modelinde farklı ara katman sayıları, popülasyon hacmi ve limit değerleri seçilerek toplamda 16 adet analiz yapılmıştır. 20 ara katman sayılı, 100 popülasyon hacimli ve 1000 limit değerli analizde en iyi sonuca ulaşılmıştır. Elde edilen analiz değerleri Tablo 31’de verilmiştir. Elde edilen sonuçlara ait saçılım ve zaman serisi grafikleri Şekil 46 ve Şekil 47’de verilmiştir.

Tablo 31. Model-2’ye ait YAK-YSA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
Q, pH, T, KOİ, tN, tP, El	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,7832	0,7496	63,2075	55,0742	51,5244	44,7425

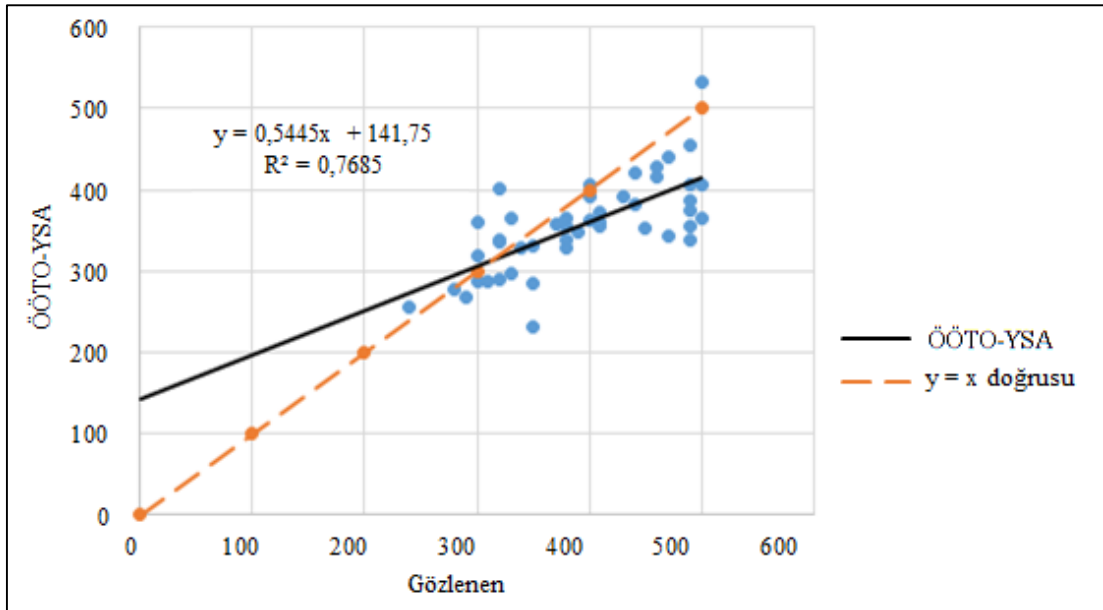


Şekil 46. Model-2’ye ait YAK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı

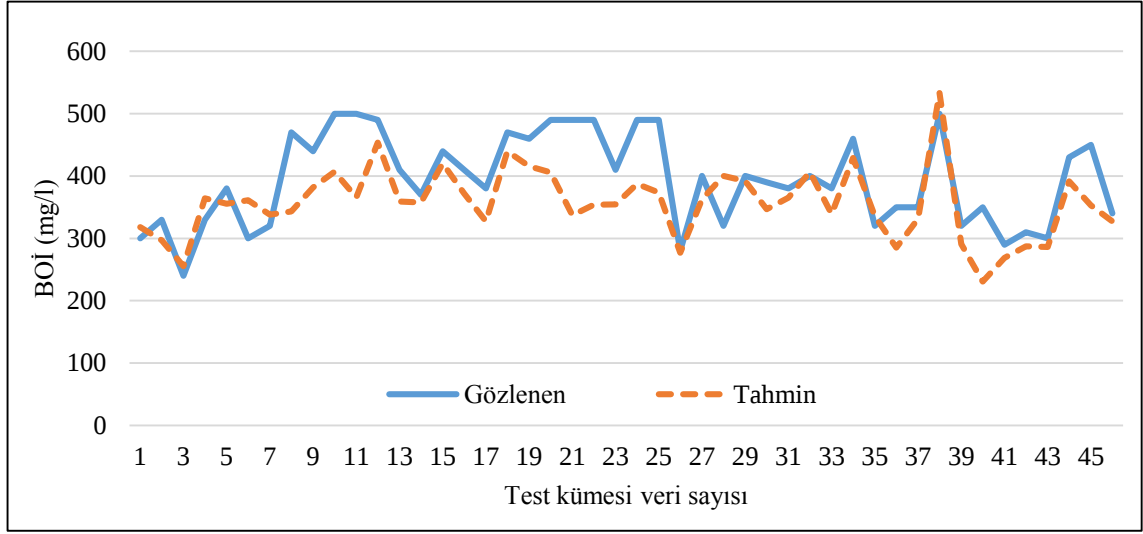


Şekil 47. Model-2'ye ait YAK-YSA modelinin zaman serisi

ÖÖTO-YSA modelinde kullanılan farklı ara katman sayıları, popülasyon hacmi ve limit değerleri seçilerek toplamda 16 adet analiz gerçekleştirilmiştir. Bu analizler sonucunda 10 ara katman sayılı, 50 popülasyon hacimli ve 100 limit değerli analizde en iyi sonuca ulaşılmıştır. Elde edilen analiz değerleri Tablo 32'de verilmiştir. Tahmin edilen değerler ile gözlemlenen değerlere ait saçılım ve zaman serisi grafikleri Şekil 48 ve Şekil 49'da verilmiştir.



Şekil 48. Model-2'ye ait ÖÖTO-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 49. Model-2'ye ait ÖÖTO-YSA modelinin zaman serisi

Tablo 32. Model-2'ye ait ÖÖTO-YSA sonuçları

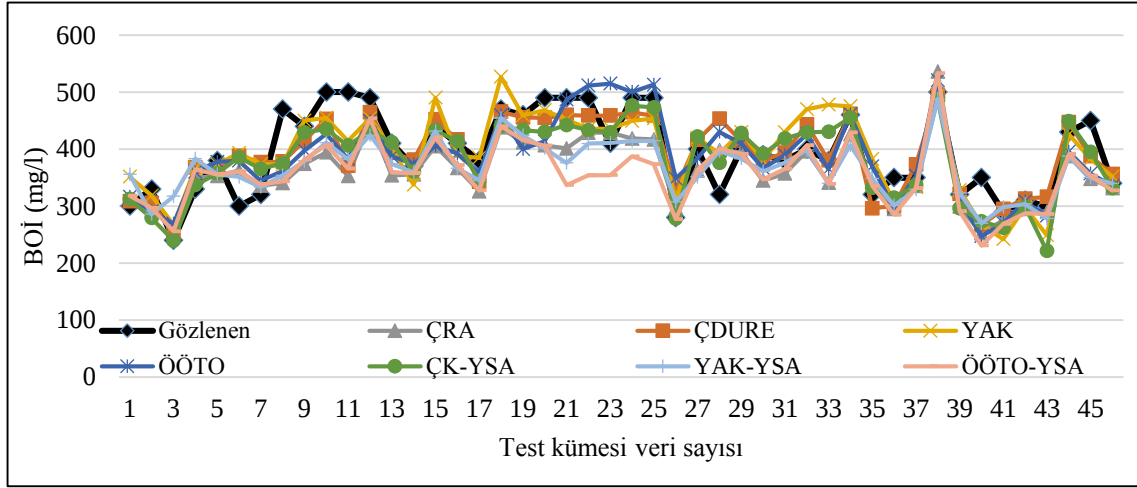
Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
Q, pH, T, KOİ, tN, tP, EI	0,8574	0,7685	60,3671	47,7962	48,1752	35,4060

3.2.2. Değerlendirme

7 girdi parametresi ile beraber BOİ tahmin etmede kurulan tüm modellere ait hata değerleri Tablo 33'te verilmiştir. Model-2'den elde edilen sonuçlar Şekil 50'te gösterilmiştir. Tabloda determinasyon katsayıları, KHOK, OMH değerleri ve tahmin denklemleri gösterilmektedir. Kurulan modelin hata değerlerinden yola çıkarak en iyi tahmin modelinin ÇK-YSA olduğu anlaşılmaktadır. ÇK-YSA modelinin diğer modellerden daha iyi tahmin sonucu verdiği görülmüştür.

Tablo 33. Model-2'ye ait tüm modellerin sonuçları

Model Adı	R ²	KHOK (mg/l)	OMH (mg/l)	Denklem
ÇRA	0,7522	62,0958	60,8119	0,5913x+128,88
ÇDURE	0,7966	44,1090	31,4827	0,6916x+147,75
YAK	0,7385	63,6033	51,2609	0,7437x+101,05
ÖÖTO	0,7572	49,8502	36,9980	0,7148x+103,30
ÇK-YSA	0,8438	41,4254	32,1813	0,7837x+ 71,81
YAK-YSA	0,7496	55,0742	44,7425	0,4851x+175,28
ÖÖTO-YSA	0,7685	47,7962	35,4060	0,5445x+141,75



Şekil 50. Model-2'ye ait tüm modeller

3.3. Model-3 ile BOİ tahmini

3.3.1. Yapılan Hesaplamalar

Bu modellemede BOİ tahminine yönelik girdi verileri KOİ ve AKM değerleri seçilmiştir. Bu iki parametrenin BOİ değeri ile olan korelasyonları diğer parametrelerden daha fazla olduğu için bu iki parametre ile kullanılabilir model oluşturulmaya çalışılmıştır.

Çoklu regresyon analizi yönteminde daha önceki denemelerde de yapıldığı gibi verilerin %80'i eğitim, %20'si ise test aşamasında kullanılmıştır. Doğrusal, üs ve üstel fonksiyonlar regresyon analizinde kullanılmıştır. Fonksiyonlardan elde edilen denklem katsayıları Tablo 34'te gösterilmiştir.

Tablo 33. Model-3'e ait ÇRA denklem katsayıları

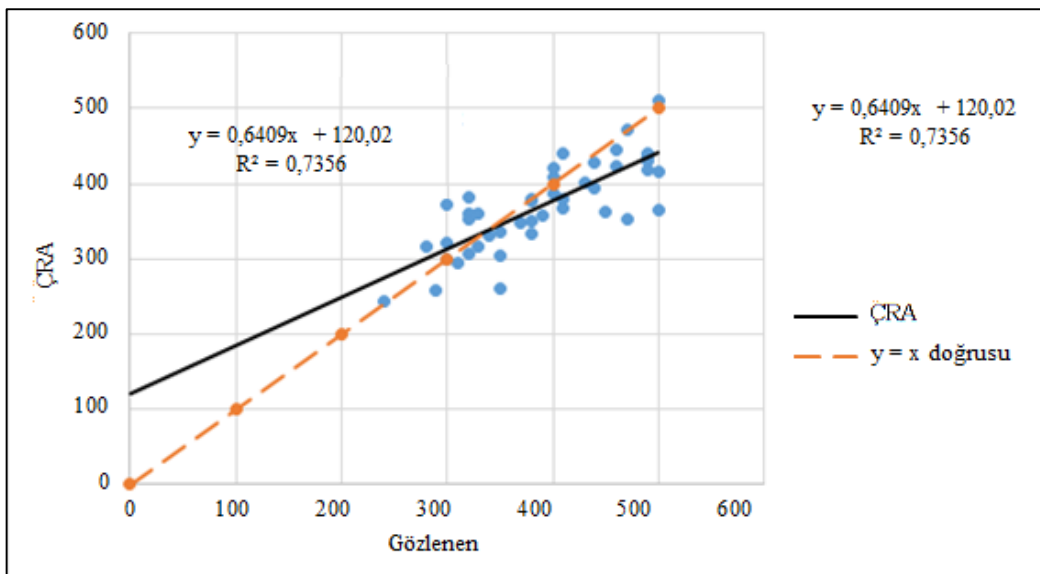
$y_{doğrusal} = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m$ $y_{üs} = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)}$ $y_{üstel} = b_0 + e^{(b_1 + b_2 * x_1 + b_3 * x_2 + \dots + b_m * x_{m-1})}$			
	Doğrusal Fonksiyon	Üs Fonksiyon	Üstel Fonksiyon
b ₀	109,269	4,745	-44792,612
b ₁	0,329	0,611	10,712
b ₂	0,059	0,059	7,28*10 ⁻⁶
b ₃			1,30*10 ⁻⁶

Eğitim aşamasında KHOK değerini ve en büyük R² değerini veren üs fonksiyonunun denklem katsayıları kullanılıp Denklem 42 oluşturulmuştur. Bu denklem veri setinde de uygulanıp elde edilen sonuçlar Tablo 34'te verilmiştir. Tahmin ve gözlem değerlerine ait grafikler Şekil 51 ve Şekil 52'de verilmiştir.

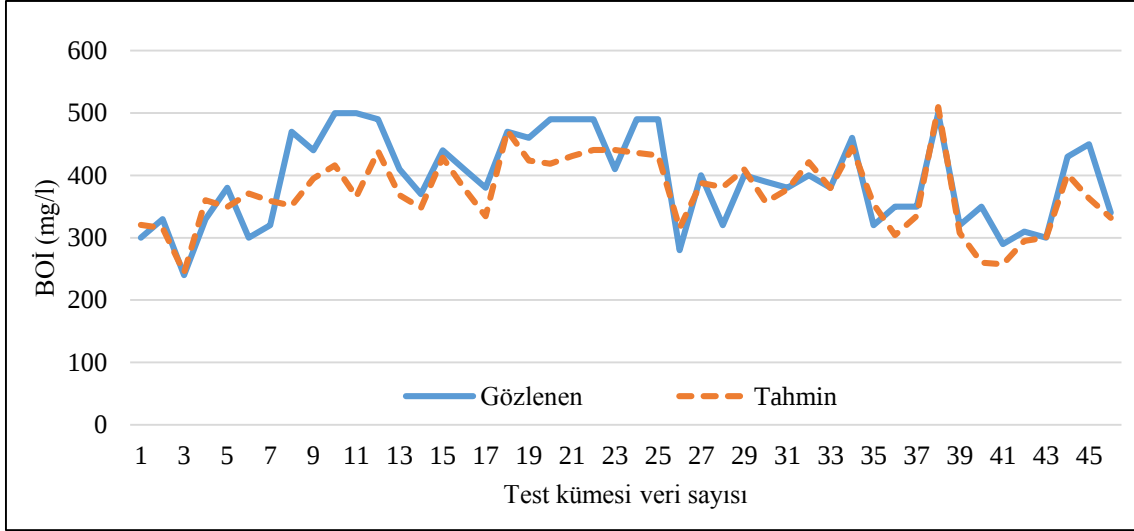
$$BOİ = 4,745 * (KOİ^{0,611}) * (AKM^{0,059}) \quad (42)$$

Tablo 34. Model-3'e ait ÇRA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
KOİ, AKM	0,8615	0,7356	53,6638	61,7849	42,6701	50,7429



Şekil 51. Model-3'e ait ÇRA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



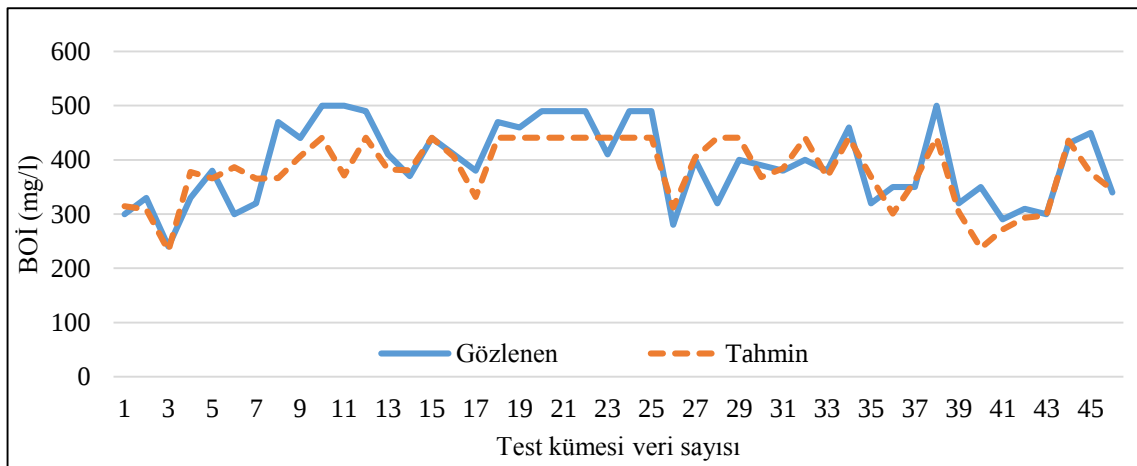
Şekil 52. Model-3'e ait ÇRA modelinin zaman serisi

Çoklu değişkenli uyarlanabilir regresyon eğrileri modelinde de analiz verilerinin %80'i eğitim, %20'si ise test kümesinde kullanılmıştır. En iyi tahmin denklemi Denklem 44'te gösterilmiştir. Modelin oluşturduğu BF_n taban fonksiyonu;

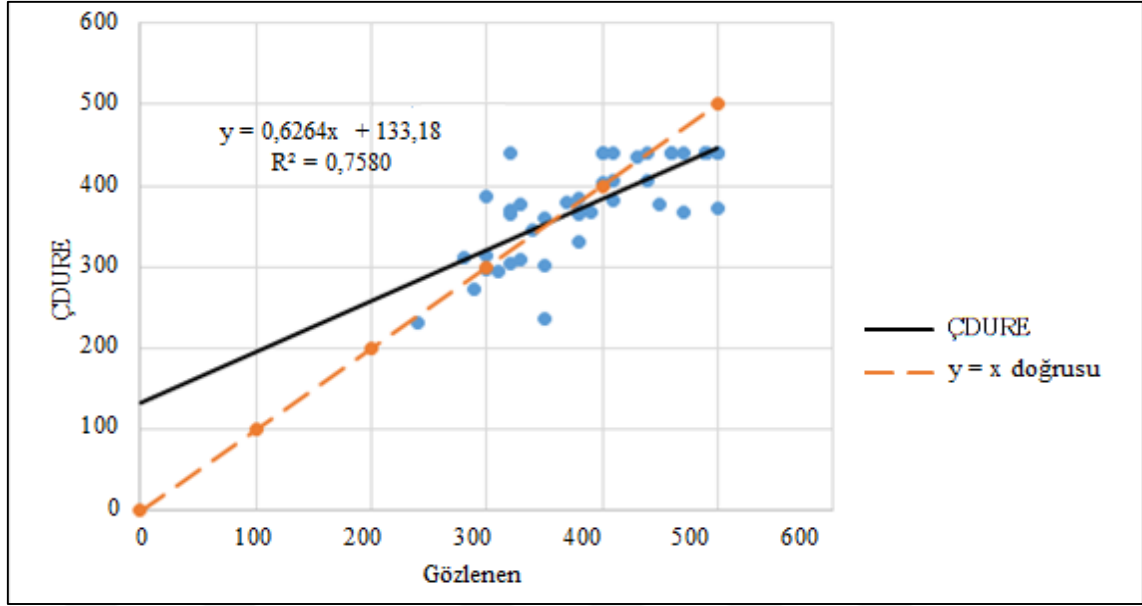
$$BF_2 = \max(0, 806 - KOİ) \quad (43)$$

olarak belirlenmiştir. Bulunan sonuçların gözlemlenen değerlerle olan grafikleri Şekil 53 ve Şekil 54'te verilmiştir.

$$BOİ = 440,864 - 0,524472 * BF_2 \quad (44)$$



Şekil 53. Model-3'e ait ÇDURE modelinin zaman serisi



Şekil 54. Model-3'e ait ÇDURE tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı

ÇDURE analizi sonucunda bulunan hata değerleri Tablo 35'te verilmiştir. Bu değerler incelendiğinde ÇDURE modeli ÇRA'dan daha yüksek determinasyon katsayısı ve daha düşük KHOK ve OMH değerleri verdiği görülmektedir.

Tablo 35. Model-3'e ait ÇDURE sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
KOİ, AKM	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,8736	0,7580	49,9653	49,3563	39,4272	37,9289

YAK modeli, Model-1 ve Model-2'de kullanılan doğrusal, üs, üstel fonksiyonları ile kurulmuştur. Bu fonksiyonlardan elde edilen denklemler ve katsayılar Tablo 36'da verilmiştir.

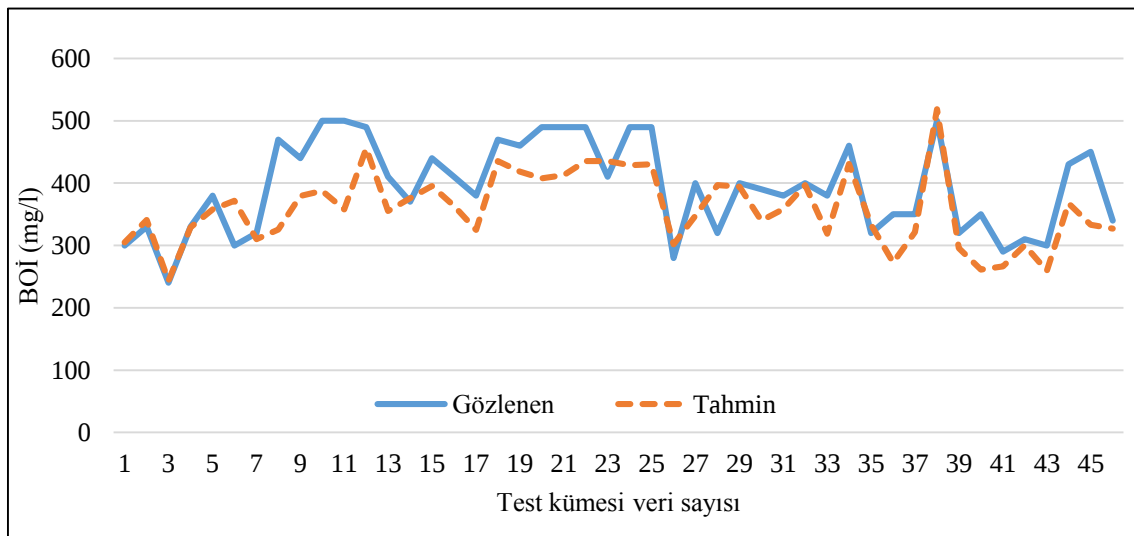
Tablo 36. Model-3'e ait YAK denklem katsayıları

$y_{doğrusal} = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m$ $y_{üs} = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)}$ $y_{üstel} = b_0 + e^{(b_1 + b_2 * x_1 + b_3 * x_2 + \dots + b_m * x_{m-1})}$			
	Doğrusal Fonksiyon	Üs Fonksiyon	Üstel Fonksiyon
b_0	0,118	1,145	-3,547
b_1	0,991	0,698	1,311
b_2	0,132	0,054	0,238
b_3			0,014

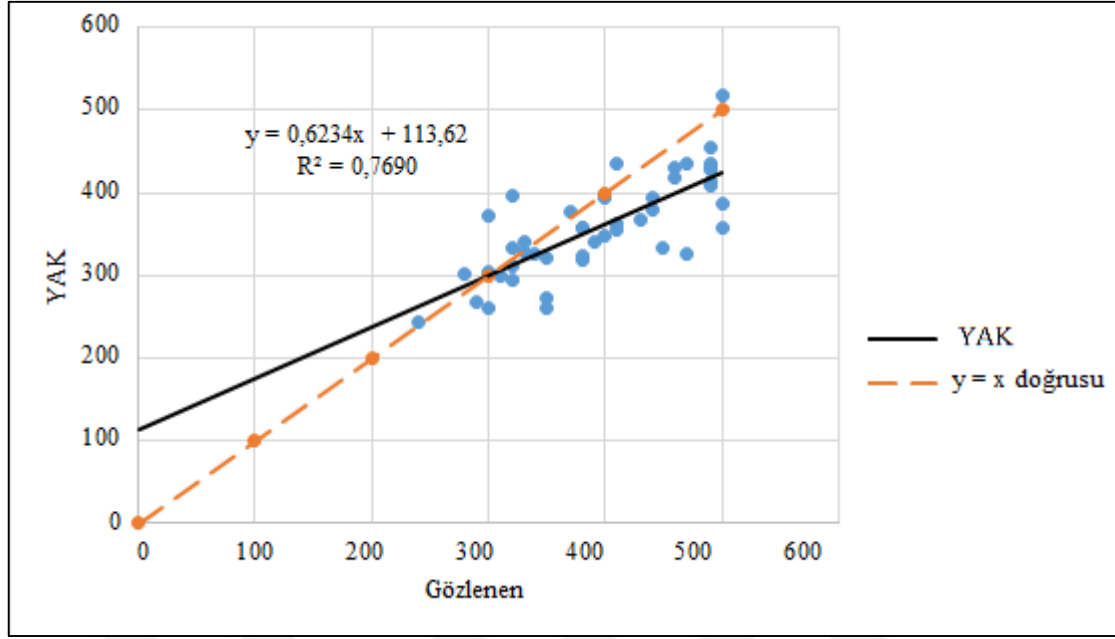
Diğer regresyon modelleriyle benzer şekilde veri seti eğitim ve test seti %80 ve %20 oranlarda olmak üzere ikiye bölünmüştür. Fonksiyonların popülasyon hacimleri ve limit değerleri 50-150, 100-300 ve 200-600 olacak şekilde belirlenmiş ve 9 ayrı analiz yapılmıştır. Eğitim aşamasında en iyi sonucu veren üs fonksiyonu denklemi (Denklem 45) test aşamasında kullanılmıştır. Elde edilen hata değerleri Tablo 37'de gösterilmiştir.

$$BOİ = 1,1459 * KOİ^{0,6985} * AKM^{0,0545} \quad (45)$$

Şekil 55 ve 56'dan anlaşıldığı gibi YAK algoritması BOİ tahmininde ÇRA modelinden daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Ancak ÇDURE modeli ile kıyaslandığında hata değerleri yüksek kalmakta ve determinasyon katsayısının düşük olduğu görülmektedir.



Şekil 55. Model-3'e ait YAK modelinin zaman serisi



Şekil 56. Model-3'e ait YAK tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı

Tablo 37. Model-3'e ait YAK sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
KOİ, AKM	0,8609	0,7690	52,5648	57,8442	41,5888	45,6729

ÇRA, YAK algoritmalarında kullanılan doğrusal, üs ve üstel fonksiyonlardan ÖÖTO modelinde de faydalanılmıştır. Analizlerden elde edilen denklem katsayıları Tablo 38'de sunulmuştur.

Tablo 38. Model-3'e ait ÖÖTO denklem katsayıları

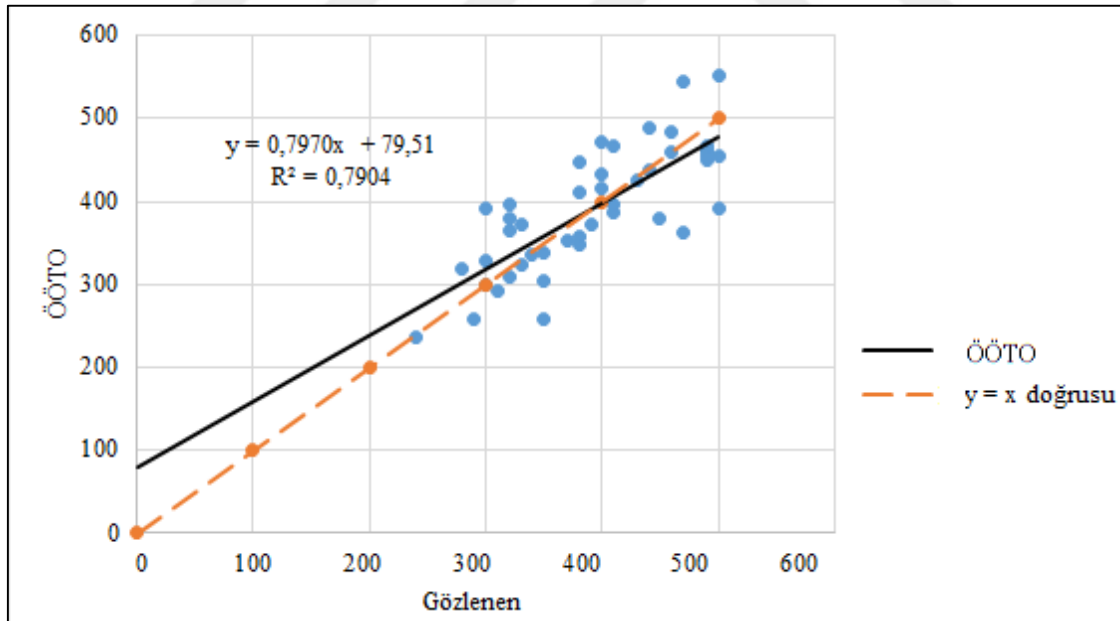
$y_{doğrusal} = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_m * x_m$ $y_{üs} = b_0 * x_1^{(b_1)} * x_2^{(b_2)} * \dots * x_m^{(b_m)}$ $y_{üstel} = b_0 + e^{(b_1 + b_2 * x_1 + b_3 * x_2 + \dots + b_m * x_{m-1})}$			
	Doğrusal Fonksiyon	Üs Fonksiyon	Üstel Fonksiyon
b ₀	0,119	1,145	-5,000
b ₁	0,982	0,699	1,637
b ₂	0,140	0,053	0,172
b ₃			0,025

Veri seti diğer modellerde olduğu gibi ikiye ayrılmış ve hazırlanmıştır. Popülasyon hacimleri 50, 100 ve 200 olmak üzere 3'e ayrılmış, 3 fonksiyon için 9 analiz yapılmıştır. Eğitim aşaması sonucunda en iyi sonucu veren üs denklemi (Denklem 46) test verileri için kullanılmıştır. Denklemde kullanılan veriler ve katsayılar normalize değerler olup sonuç değerleri anormalize edilerek hesaplanmıştır. Bulunan hata değerleri Tablo 39'da verilmiştir. Tahmin ve gözlemlenen test değerlerine ait saçılım ve zaman serisi grafikleri Şekil 57 ve Şekil 58'de gösterilmiştir.

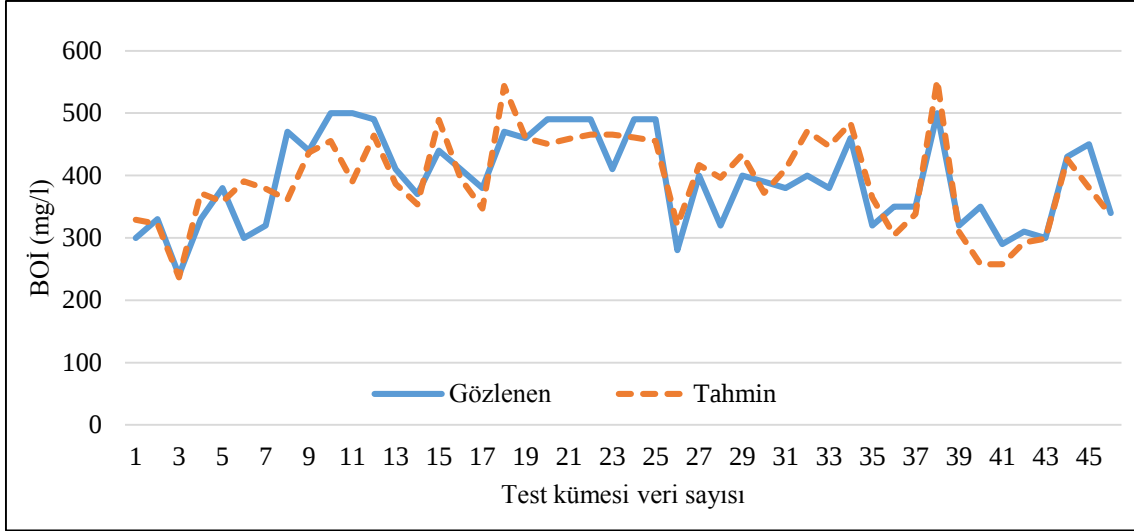
$$BOİ = 1,1452 * KOİ^{0,6990} * AKM^{0,0537} \quad (46)$$

Tablo 39. Model-3'e ait ÖÖTO sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
KOİ, AKM	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,8609	0,7904	52,5668	46,7743	41,5898	37,6533



Şekil 57. Model-3'e ait ÖÖTO tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



Şekil 58. Model-3'e ait ÖÖTO tahmin modelinin zaman serisi

Hurma AAT için oluşturulan ÇK-YSA modeli için ara katman sayısı 15, öğrenme katsayısının 0,5 ve momentum katsayısının 0,5 seçildiği modelleme ÇK-YSA modelleri içinde en iyi sonucu vermiştir. Analizler sonucunda elde edilen hata değerleri Tablo 40'ta gösterilmiştir.

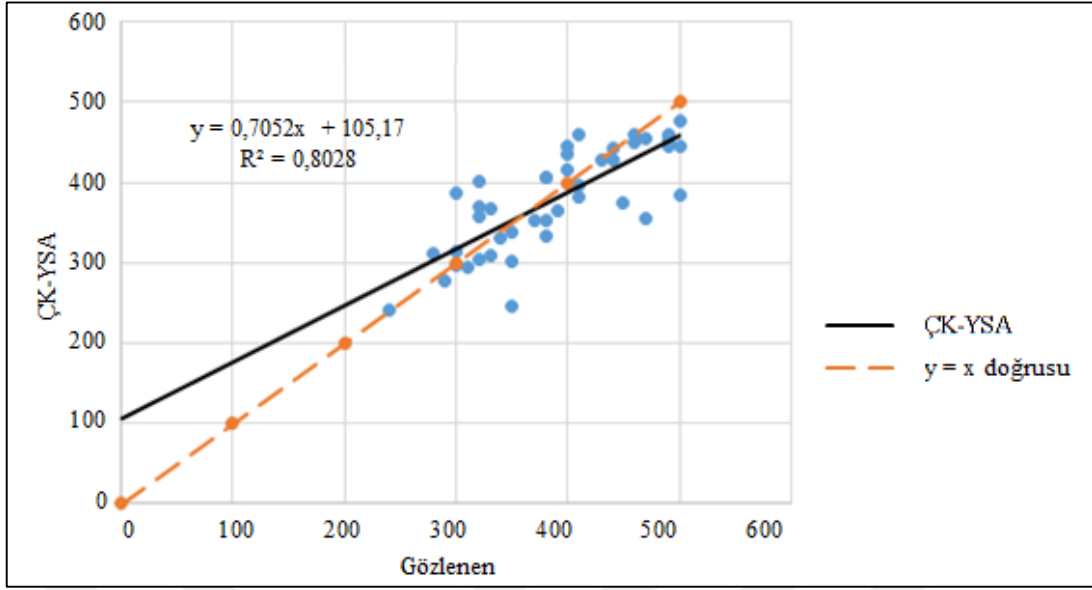
Elde edilen ÇK-YSA modeline ait determinasyon katsayısı ve hata değerleri Tablo 41'de verilmiştir. Elde edilen test değerleri ile ölçülen test değerlerinin grafikleri Şekil 59 ve Şekil 60'da gösterilmiştir.

Tablo 40. Model-3'e ait ÇK-YSA analizlerinden elde edilen kümesi hata değerleri

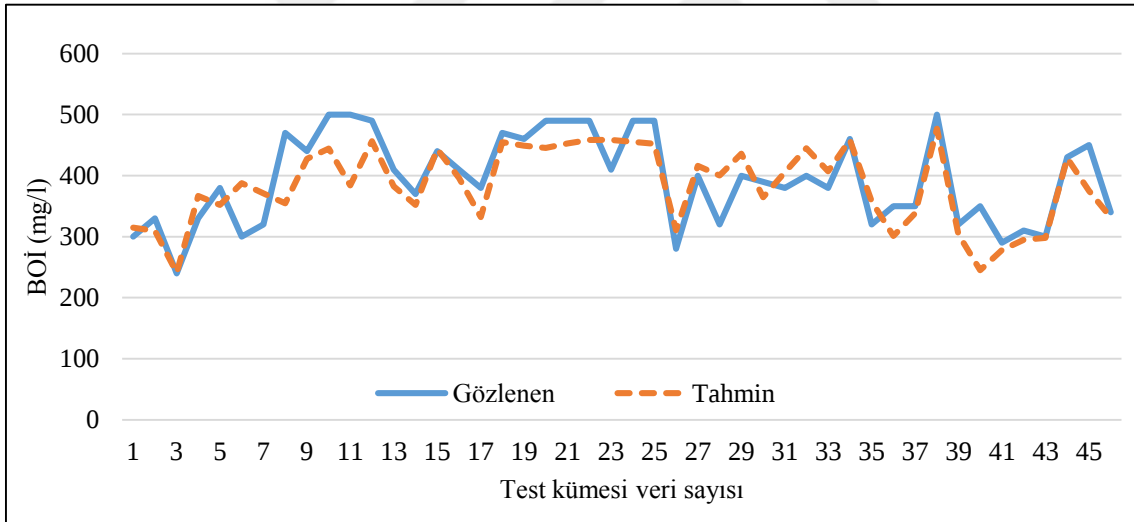
AKS	ÖK	MK	Eğitim Kümesi			Test Kümesi			Doğrulama Kümesi		
			R ²	KHOK	OMH	R ²	KHOK	OMH	R ²	KHOK	OMH
5	0,1	0,1	0,8741	50,4512	39,4870	0,7966	47,2207	37,2770	0,7596	58,5575	48,1869
		0,5	0,8756	49,5804	39,2057	0,7868	47,3517	36,5451	0,7671	56,4793	47,6912
		1,0	0,8764	49,6832	38,8636	0,7896	47,5161	36,9765	0,7665	57,1501	47,7880
	0,5	0,1	0,8849	48,1827	37,9935	0,7865	46,8284	36,7963	0,7704	55,5296	46,5031
		0,5	0,8764	50,0629	38,6016	0,7914	46,6680	35,6244	0,7631	57,0274	47,3904
		1,0	0,8756	50,0396	39,1967	0,7885	47,0747	36,7709	0,7688	56,3698	47,4652
	1,0	0,1	0,8754	50,2121	39,2595	0,7844	47,0331	36,2799	0,7692	55,8003	47,1763
		0,5	0,8817	48,2221	37,6099	0,7992	46,8952	37,4632	0,7716	57,0207	47,9609
		1,0	0,8769	50,8307	39,4088	0,7890	45,9878	34,7377	0,7644	56,3386	46,6482
10	0,1	0,1	0,8754	50,2485	39,0869	0,7779	47,6418	36,4326	0,7674	56,1034	47,4354
		0,5	0,8819	48,2565	37,8266	0,7975	46,1436	36,2961	0,7724	55,9395	46,9111
		1,0	0,8766	49,7362	38,3341	0,7939	47,0275	36,6395	0,7635	57,6888	47,7905
	0,5	0,1	0,8740	50,8316	39,7982	0,7932	45,9935	36,6136	0,7636	56,7121	46,8186
		0,5	0,8755	50,8788	39,6741	0,7923	46,5783	35,3089	0,7574	57,7619	47,5986
		1,0	0,8784	48,8871	38,2096	0,7921	47,7721	37,1211	0,7671	57,7767	48,2428
	1,0	0,1	0,8763	50,4722	39,5274	0,7823	47,2496	35,5228	0,7681	55,8295	47,0173
		0,5	0,8759	50,0858	38,8178	0,7943	47,0173	36,7090	0,7626	57,6510	47,9368
		1,0	0,8762	50,3769	39,1113	0,7872	46,5479	35,6324	0,7675	55,8661	46,8551
15	0,1	0,1	0,8762	50,3769	39,1113	0,7872	46,5479	35,6324	0,7675	55,8661	46,8551
		0,5	0,8765	50,1532	39,1119	0,7827	47,4445	35,9470	0,7688	56,0229	47,2340
		1,0	0,8792	49,4047	38,7427	0,7874	46,2939	36,1919	0,7750	55,3465	46,1183
	0,5	0,1	0,8725	51,3020	39,8367	0,7999	46,3504	36,0746	0,7552	58,3362	47,9896
		0,5	0,8844	49,0964	37,3535	0,8029	44,7213	34,5100	0,7623	56,2845	45,9525
		1,0	0,8821	48,7177	38,2468	0,7996	44,9879	34,5776	0,7623	56,3662	47,4621
	1,0	0,1	0,8783	50,1810	39,2229	0,7931	45,9911	35,0446	0,7704	55,2321	46,2878
		0,5	0,8716	51,6907	40,6048	0,7985	46,7461	36,3240	0,7523	58,8790	48,4374
		1,0	0,8529	59,6300	45,4971	0,7767	51,6731	39,2223	0,7360	61,2884	50,9855
20	0,1	0,1	0,8772	49,9226	38,5000	0,7914	46,7405	35,6813	0,7626	57,1650	47,5776
		0,5	0,8752	50,7643	39,3445	0,7913	45,7562	35,6083	0,7643	56,3177	46,5277
		1,0	0,8754	49,7751	38,5764	0,7918	47,6680	37,4115	0,7606	58,3237	48,3200
	0,5	0,1	0,8849	48,1580	37,5809	0,7882	46,0522	36,5032	0,7681	56,0230	46,1358
		0,5	0,8851	48,5574	37,2830	0,7830	47,0026	34,5629	0,7652	55,9370	46,7463
		1,0	0,8775	50,2869	38,6856	0,7921	46,2254	34,8601	0,7636	56,7886	46,9537
	1,0	0,1	0,8865	47,4470	36,8088	0,7904	47,5656	36,9887	0,7614	57,3282	47,2153
		0,5	0,8762	50,1907	39,0794	0,7856	46,6257	35,7633	0,7674	56,0470	46,8640
		1,0	0,8767	49,7384	38,8629	0,7878	47,0012	36,2112	0,7677	56,4581	47,3609

Tablo 41. Model-3'e ait ÇK-YSA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
KOİ, AKM	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,8843	0,8028	49,0963	44,7213	37,3535	34,5100



Şekil 59. Model 3'e ait ÇK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı

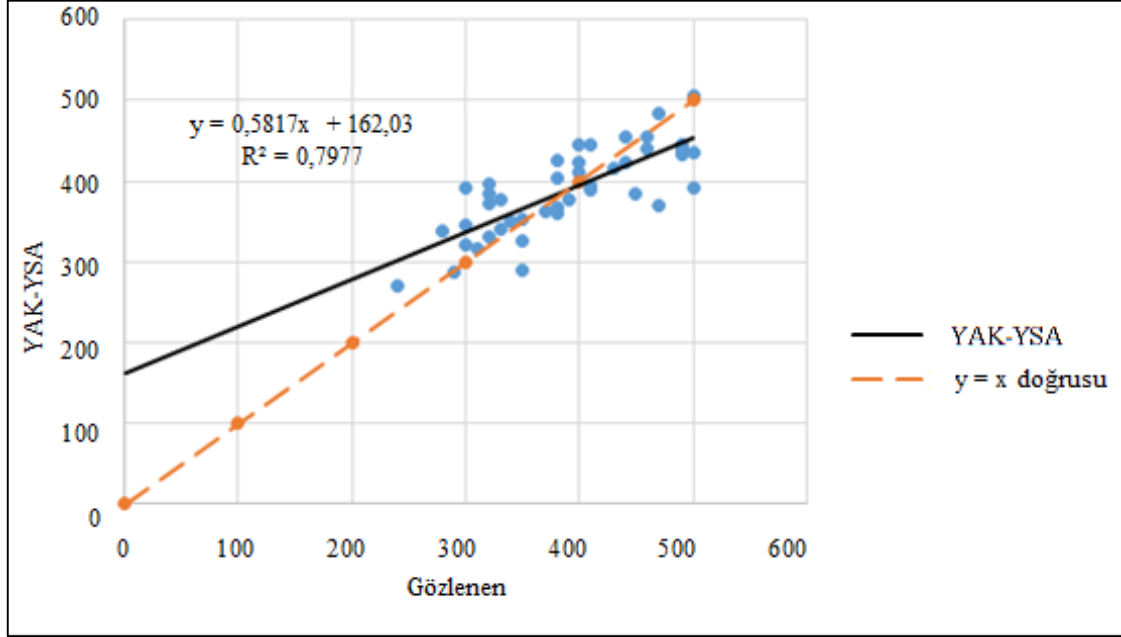


Şekil 60. Model - 3'e ait ÇK-YSA tahmin modelinin zaman serisi

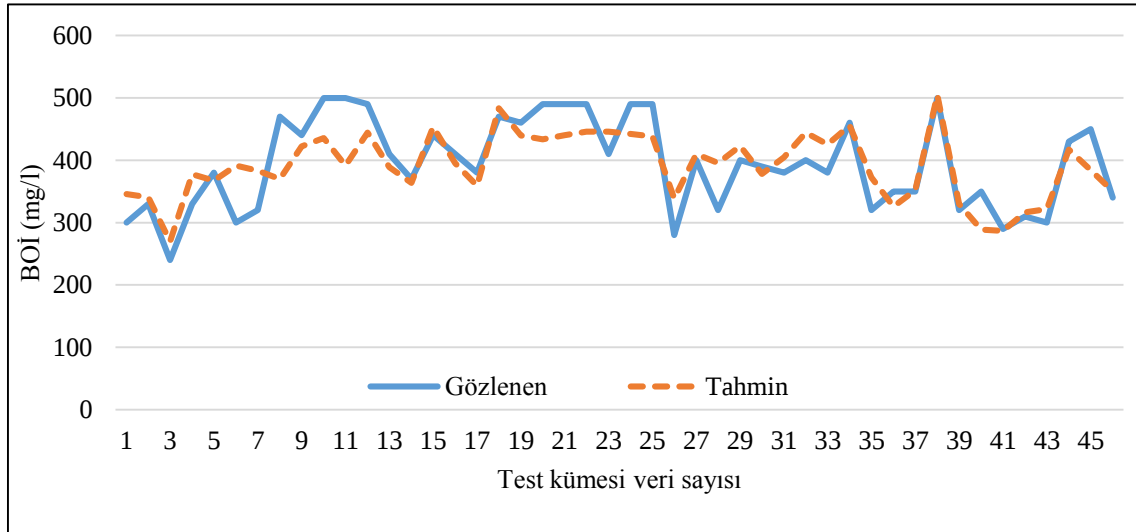
YAK-YSA modelinde farklı ara katman sayıları, popülasyon hacmi ve limit değerleri seçilerek toplamda 16 adet analiz yapılmıştır. 20 ara katman sayılı, 100 popülasyon hacimli ve 500 limit değerli analizde en iyi sonuca ulaşılmıştır. Elde edilen analiz değerleri Tablo 42'de verilmiştir. Elde edilen tahmin sonuçlarının ölçüm sonuçları ile karşılaştırmalı değişim grafikleri Şekil 61 ve Şekil 62'de gösterilmiştir.

Tablo 42. Model-3'e ait YAK-YSA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
KOI, AKM	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,8617	0,7977	62,3584	43,4067	51,5553	34,9019



Şekil 61. Model 3'e ait YAK-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı

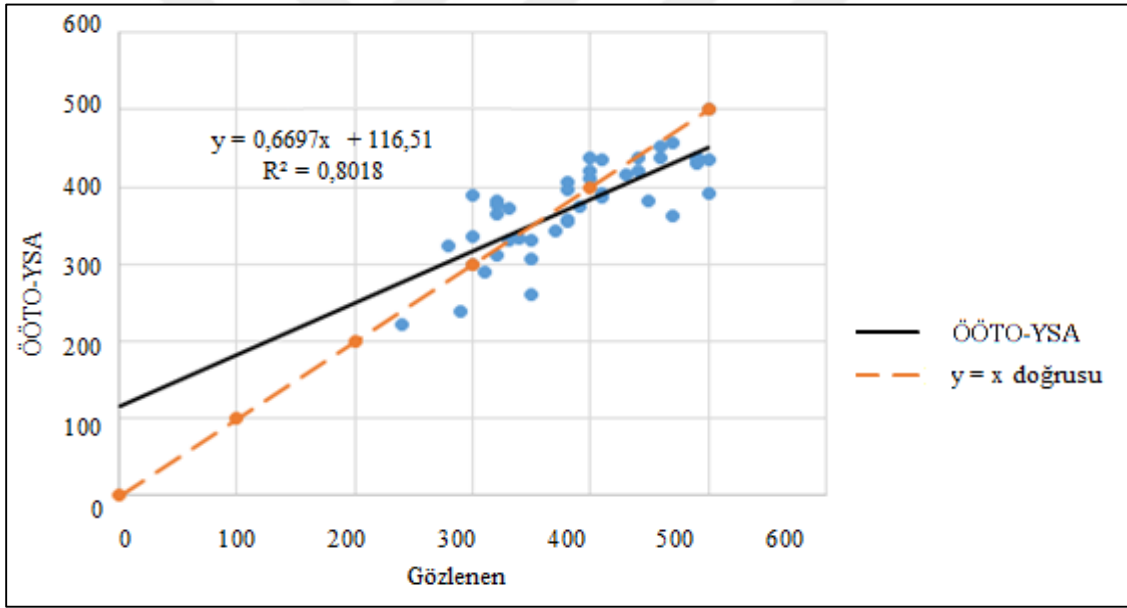


Şekil 62. Model - 3'ye ait YAK-YSA tahmin modelinin zaman serisi

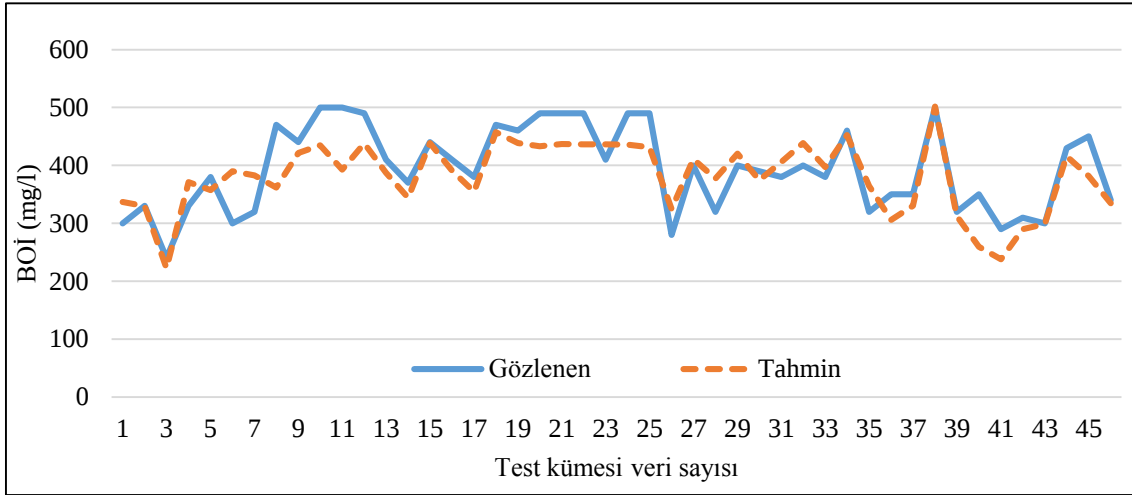
ÖÖTO-YSA modelinde farklı ara katman sayıları, popülasyon hacmi ve limit değerleri seçilerek toplamda 16 adet analiz yapılmıştır. 15 ara katman sayılı, 50 popülasyon hacimli ve 1000 limit değerli analizde en iyi sonuca ulaşılmıştır. Elde edilen analiz değerleri Tablo 43'te verilmiştir. Modele ait saçılım ve zaman serisi grafikleri Şekil 63 ve 64'te gösterilmiştir.

Tablo 43. Model-3'e ait ÖÖTO-YSA sonuçları

Model Girdileri	R ²		KHOK (mg/l)		OMH (mg/l)	
KOİ, AKM	Eğitim	Test	Eğitim	Test	Eğitim	Test
	0,8617	0,8018	54,0137	45,0020	42,0100	36,1577



Şekil 63. Model-3'e ait ÖÖTO-YSA tahmin modelinden elde edilen BOİ değerlerine ait saçılım diyagramı



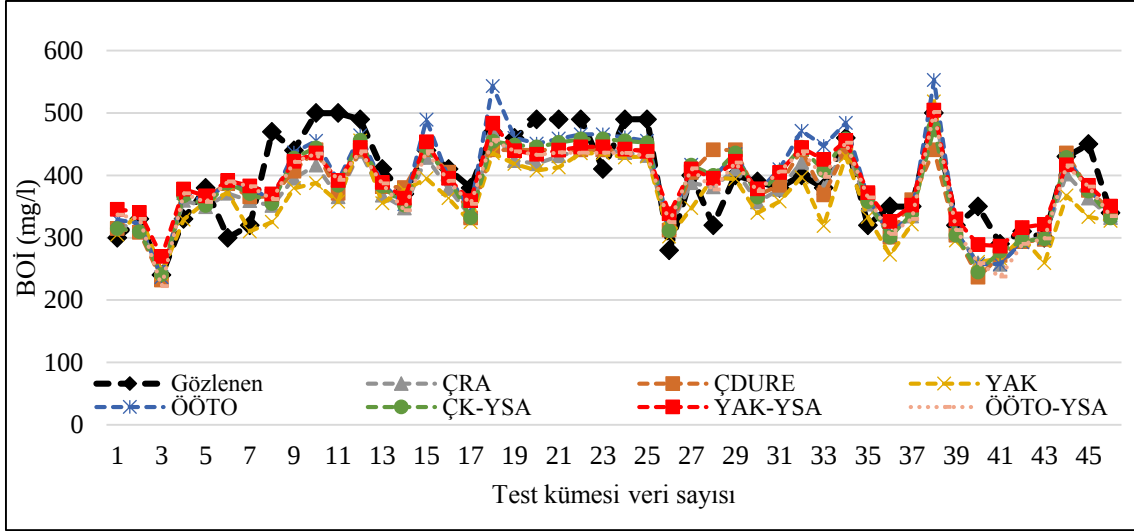
Şekil 64. Model-3'e ait ÖÖTO-YSA tahmin modelinin zaman serisi

3.3.2. Değerlendirme

2 girdi parametresi ile beraber BOİ tahmin etmede kurulan tüm modellere ait hata değerleri Tablo 44'te verilmiştir. Elde edilen tahmin sonuçlarının dağılımı Şekil 65'te gösterilmiştir. Tabloda determinasyon katsayıları, KHOK, OMH değerleri ve tahmin denklemleri gösterilmektedir. Kurulan modelin hata değerlerinden yola çıkarak en iyi tahmin modelinin YAK-YSA olduğu anlaşılmaktadır. YAK-YSA modelinin diğer modellerden daha iyi tahmin sonucu verdiği görülmüştür.

Tablo 44. Model-3'e ait tüm modellerin sonuçları

Model Adı	R ²	KHOK (mg/l)	OMH (mg/l)	Denklem
ÇRA	0,7356	61,7849	50,7429	0,6409x+120,02
ÇDURE	0,7580	49,3563	37,9289	0,6264x+133,18
YAK	0,7690	57,8442	45,6729	0,6234x+113,62
ÖÖTO	0,7904	46,7743	37,6533	0,7970x+ 79,512
ÇK-YSA	0,8028	44,7213	34,5100	0,7052x+105,17
YAK-YSA	0,7977	43,4067	34,9019	0,5817x+162,03
ÖÖTO-YSA	0,8018	45,0020	36,1577	0,6697x+116,51



Şekil 65. Model-3'e ait tüm modeller

3.4. Genel Değerlendirme

Yapılan analizler sonucunda modeller arasında en iyi tahmin sonuçlarını veren modeller ve en iyi sonucu elde eden tahmin yöntemi Tablo 45'te özetlenmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde en iyi sonucu Model-1 sağladığı anlaşılmaktadır. Kurulan modeller içerisinde en yüksek determinasyon katsayısı ve en düşük hata değerlerini elde ettiği gözlemlenmiştir.

BOİ tahmini için kurulan;

Model-I'de ÖÖTO algoritması en kötü, ÇK-YSA modeli en iyi tahmin performansını göstermiştir.

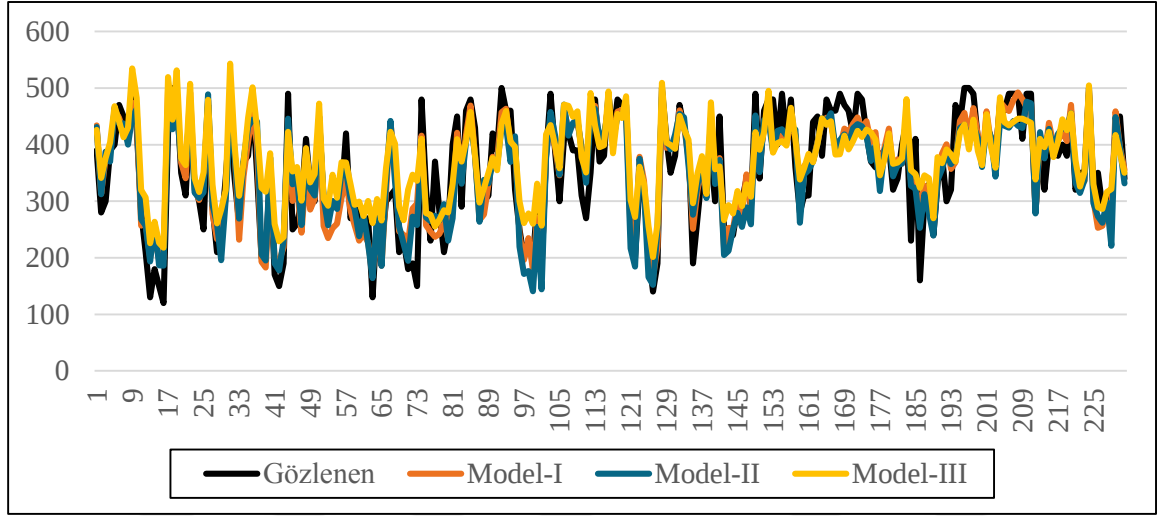
Model-II'de YAK algoritması en kötü, ÇK-YSA modeli en iyi tahmin sonuçlarını elde etmiştir.

Model-III'de ise ÇRA en kötü, YAK-YSA modeli en iyi tahmin performansını sağladığı gözlemlenmiştir.

Modellerden elde edilen en iyi tahmin değerleri ile gözlemlenen değerlerin değişimi Şekil 66'da gösterilmiştir.

Tablo 45. Tüm modellerden elde edilen en iyi sonuçlar

Deneme Adı ve Model Adı	R ²	KHOK	OMH	Denklem
Model-1 ÇK-YSA	0,8442	41,3006	30,3639	$0,7786x + 86,01$
Model-2 ÇK-YSA	0,8438	41,4254	32,1813	$0,7837x + 71,81$
Model-3 YAK-YSA	0,7977	43,4067	34,9019	$0,5817x + 162,03$



Şekil 66. Elde edilen tahmin değerleri ile gözlenen değerlerin değişimi

4. SONUÇLAR

Sunulan tez çalışmasında Antalya ilinde bulunan Hurma Atıksu Arıtma Tesisi (AAT) giriş havuzunda biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ) tahminine yönelik çalışma yapılmıştır. Bu çalışma kapsamında regresyon analizleri, yapay sinir ağları ile birlikte en iyi tahmin modeli oluşturulmaya çalışılmıştır. Çeşitli analizler sonucunda 3 adet deneme ile birlikte modellemeler oluşturulmuştur.

Biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ) tahmini için giriş parametreleri Model-1 için debi (Q), pH, sıcaklık (T), kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ), askıda katı madde (AKM), toplam azot (tN), toplam fosfor (tP), elektriksel iletkenlik (Eİ) olarak belirlenmiştir. Bu parametreler belirlenirken literatürde BOİ tahmininde en çok dikkate alınan parametreler seçilmiştir. Model-2’de korelasyon değeri yüksek olan AKM parametresi olmadan da tahmin modeli oluşturulup oluşturulamayacağına bakılmıştır. Model-3’te BOİ ile korelasyonu en yüksek olan 2 parametre KOİ ve AKM kullanılarak modelleme oluşturulup oluşturulamayacağı araştırılmıştır.

Girdi değişkenlerindeki anormallikler giderildikten sonra veriler regresyon analizinde eğitim ve test, yapay sinir ağları modellerinde ise eğitim, doğrulama ve test verilerine ayrılmıştır.

Regresyon analizi yapılırken daha iyi sonuçlar elde etmek adına 3 farklı regresyon analizi denklemlerinin yanı sıra yapay arı kolonisi (YAK), öğretim-öğrenme tabanlı optimizasyon (ÖÖTO) algoritmaları ve çoklu değişkenli uyarlanabilir regresyon analizi eğrileri (ÇDURE) yöntemine de yer verilmiştir. Eğitim setinde en düşük hata değerini veren denklem test setine uygulanmıştır. Bu yöntemlerin her biri 3 deneme modelinde de kullanılıp BOİ tahmini konusunda kabul edilebilir yaklaşımlarda bulunmuştur.

Regresyon analizinin yanı sıra yapay sinir ağları (YSA) yöntemi ile modellemeler yapılmıştır. Çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇK-YSA), yapay arı kolonisi algoritması ile yapay sinir ağları eğitimi (YAK-YSA), öğretim-öğrenme tabanlı optimizasyon algoritması ile yapay sinir ağları eğitimi (ÖÖTO-YSA) yöntemlerine de yer verilmiştir. Elde edilen modellemeler her bir deneme için kendi aralarında ve tüm yöntemlerde karşılaştırılmıştır.

Model-1 için en iyi performansı ÇK-YSA modelinin verdiği gözlemlenmiştir. En iyi modeli belirlemede kullanılan en düşük karesel hataların ortalamasının karekökü (KHOK) ve ortalama mutlak hata (OMH) verileri ÇK-YSA modelinde elde edilmiştir. Diğer

modellere göre daha yüksek determinasyon katsayısı ve daha düşük hata değeri elde etmesi sebebiyle ÇK-YSA modeli diğer modellerden daha başarılı olmuştur. Model-2’de en iyi performansı yine ÇK-YSA modeli vermiştir. Diğer modellerden daha yüksek determinasyon katsayısı, diğer modellerden daha düşük KHOK değeri elde etmesi sebebiyle diğer modellere kıyasla daha iyi sonuçlar vermiştir. Model-3’te ise en iyi sonucu veren model YAK-YSA modeli olarak belirlenmiştir.

Atıksu arıtma tesisi giriş havuzundaki BOİ değerini tahmin etmeye yönelik çalışmada oluşturulan deneme çalışmalarında kullanılabilir tahminler elde edilmiştir. Kurulan modellerin BOİ değişimini yansıtmaya ve pik değerleri tahmin edebilme konusunda başarılı olduğu anlaşılmıştır. Oluşturulan denemeler içerisinde en iyi sonucu Model-1 vermiştir. Daha yüksek determinasyon katsayısı ve daha düşük KHOK, OMH değerleri sonucunda iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir.

BOİ tahmini için kurulan karşılaştırmalı modellerde AKM’nin BOİ tahminini doğruluğunu artırıcı yönde etkisi olduğu gözlemlenmiştir. Girdi sayısının artmasıyla BOİ tahmin değerlerinde iyileşme olduğu gözlemlenmiştir. Korelasyon değerleri düşük olsa da diğer parametrelerinde BOİ tahmin değerini iyileştirici yönde etkisi olduğu anlaşılmıştır.

Bütün deneme modelleri göz önüne alındığında en başarılı model en iyi determinasyon katsayısının elde edildiği Model-1 olup bu modellemede ÇK-YSA yönteminden elde edilen doğrusal denklem $y = 0,7786x + 86,01$ olarak belirlenmiştir. Denklemde bulunan x: gözlenen değeri, y: gözlenen değere karşılık gelen tahmin değerini ifade etmektedir.

Elde edilen bu denklem aracılığıyla BOİ deney analizleri sonucunu beklemeksizin anlık ölçülen değerler ile birlikte anlık BOİ değerine ulaşılabilir. Elde edilen bu tahmin değeri ile BOİ’nin analizi için gerekli olan 5 günlük süreyi beklemeden ve sarf malzemelerini tüketmeden yaklaşık değeri hakkında fikir sahibi olmamızı sağlayabilmektedir. Böylelikle, arıtma tesisi işletiminde zaman kazanımı ve ekonomik bir yaklaşım oluşturulabilecektir.

5. ÖNERİLER

Hazırlanan bu tez çalışmasında 7 ayrı yöntemle beraber farklı girdi parametreleri kullanılarak BOİ tahmini yapılmaya çalışılmıştır. Oluşturulan bu modellerle beraber kullanılabilir sonuçlara ulaşılsa da elde edilen gözlem verilerinin düzenli, sık aralıklarla ve ölçüm cihazlarının bakımının düzenli olarak yapılması halinde başarıyı daha da arttırabilecektir. Hurma AAT'nde yapılan ölçümler mesai saatleri ile paralellik göstermektedir. Bu bağlamda haftanın her günü tesise gelen atıksuyun ölçümü yapılamamaktadır. Eksiksiz ve bütün olarak yapılabilecek ölçümler ileride kurulacak modeller için daha iyi sonuçlar verebilir.

Kurulabilecek farklı modeller için nitrat (NO_3^-) ve nitrit (NO_2^-) parametreleri de dikkate alınabilir. Bu parametrelerin ölçümü belirli periyotlarda yapılmaktadır. NO_3^- ve NO_2^- verilerinin BOİ'ye olan etkisini gözlemlemek adına bu parametreleri sık ölçümü veya geriye yönelik veri temini ile beraber kullanılabilir model oluşturulup oluşturulamayacağı araştırılabilir.

Kurulan modelde yıllık BOİ değişimi üzerinden sonuca ulaşılmıştır. Bu modele ek olarak BOİ'nin mevsimsel değişimini günlük verileri mevsimlere ayırarak analiz ederek mevsimsel değişikliklerin kullanılan ölçüm cihazlarını etkilediği ve mevsimsel koşullara göre cihazların kalibre edilerek mevsimsel etkilerin BOİ'ye ne derecede tesir ettiğini görmek mümkündür.

Oluşturulan bu modelin farklı atıksu arıtma tesislerinde de kullanılıp mantıklı sonuçlar elde edilip edilemeyeceği de çalışılabilecek konular arasındadır.

Sonuç olarak yaygın olarak kullanılan tahmin çalışmalarının BOİ parametresi içinde kullanılabileceği görülmüştür. Daha hızlı ve daha ekonomik işletme aşamaları için bu tür çalışmalar dikkate alınabilir.

6. KAYNAKLAR

- Açıkalın, S., 2005. Atıksu Arıtma Tesisi Veriminin Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Edilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya.
- Açıkalın, S., İleri, R. ve Keleş, R., 2007. Adapazarı Kentsel Atıksu Arıtma Tesisi Çıkış Suyu Parametreleri ve Verim Değerlerinin Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Edilmesi. Üniversite Öğrencileri 2. Çevre Soruları Kongresi, İstanbul, 100-107.
- Akan, Y.N., 2011. Atıksu Arıtma Tesisi Proseslerinin Visual Basic Tabanlı Autocad Modellemesi, Yüksek Lisans Tezi. Atatürk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü. Erzurum.
- Akay, B., 2009. Nümerik Optimizasyon Problemlerinde Yapay Arı Kolonisi Algoritmasının Performans Analizi, Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.
- Akın M. ve Akın, G., 2007. Suyun Önemi, Türkiye’de Su Potansiyeli, Su Havzaları ve Su Kirliliği, Ankara Üniversitesi Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi Dergisi, 47, 2, 105-118.
- Akratos, C.S., Papaspyros, J.N.E. ve Tsihrintzis, V.A., 2008. An Artificial Neural Network Model and Design Equations for BOD and COD Removal Prediction in Horizontal Subsurface Flow Constructed Wetlands. Chemical Engineering Journal, 143, 96–110.
- Alp, Ö., 2005. Atıksuların Arıtılması, Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Aras, E., Toğan, V. ve Berkün, M., 2007. River Water Quality Management Model Using Genetic Algorithm. Environmental Fluid Mechanics, 7, 5, 439-450.
- Arslan, A. ve Ayberk, S., 2005. İzmit Endüstriyel ve Evsel Atıksu Arıtma Tesisi Atıklarının Konvansiyonel Karakterizasyonu ve Değerlendirilmesi. Ekoloji, 14, 54, 7-12.
- Azman, H.E., 2005. Evsel Atıksuların Arıtılmasında Arıtma Verimi – Enerji İlişkisinin İncelenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü. Adana.
- Baeza, J.A., Gabriel, D. ve Lafuente, J., 2002. In-line fast OUR (Oxygen Uptake Rate) Measurements for Monitoring and Control of WWTP. Water Science and Technology, 45, 4–5, 19–28.

- Choi, D.J. ve Park, H., 2001. A Hybrid Artificial Neural Network as a Software Sensor For Optimal Control of a Wastewater Treatment Process. Water Research, 35, 16, 3959-3967.
- Civelekoğlu, G., 2006. Arıtma Proseslerinin Yapay Zeka ve Çoklu İstatistiksel Yöntemler İle Modellenmesi. Doktora Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta.
- Civelekoğlu, G., Perendeci, A., Yiğit, N.O. ve Kitiş, M., 2007. Modeling Carbon and Nitrogen Removal in an Industrial Wastewater Treatment Plant Using an Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System. Clean – Soil, Air, Water, 35, 6, 617 – 625.
- Civelekoğlu, G., Yiğit, N.O., Diamadopoulos, E. ve M. Kitiş, 2009. Modelling of COD Removal in a Biological Wastewater Treatment Plant Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Artificial Neural Network. Water Science & Technology, 60, 6, 1475- 1487.
- Çınar, Ö. ve Yılmaz, A.S., 2005. Yapay Sinir Ağlarının Atıksu Arıtma Tesisi İşletimine Uygulanması: Bir Örnek Çalışma. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Fen ve Mühendislik Dergisi, 8, 2, 48-52.
- Davis, M.L., 2010. Water and Wastewater Engineering. McGraw-Hill Book Co., New York.
- Denizci, Ö.E., 2009. Aktif Çamur Sistemlerinin Dinamik Simülasyonu: İstanbul’da Tuzla ve Paşaköy Eysel Atıksu Arıtma Tesislerinin İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü. İstanbul.
- Doğan, E., Ateş, A., Yılmaz, E.C. ve Eren, B., 2008. Application of Artificial Neural Networks to Estimate Wastewater Treatment Plant Inlet Biochemical Oxygen Demand. Environmental Progress, 27, 4, 439-446.
- Doğan, E., Köklü, R. ve Şengörür, B., 2007. Estimation of Biological Oxygen Demand Using Artificial Neural Network. International Earthquake Symposium. Kocaeli, 541-544,
- Doğan, E., Şengörür, B. ve Köklü, R., 2009. Modeling Biological Oxygen Demand of the Melen River in Turkey Using an Artificial Neural Network Technique. Journal of Environmental Management, 90, 1229-1235.
- Düğenci, M., 2007. Arı Algoritması’nın Yapay Sinir Ağı Öğrenmesi İçin Kullanımı ve Atıksu Arıtma Tesis Kontrolü Uygulaması, Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü. Sakarya.
- Erdoğan, A.O., Orhon, D., Sözen, S. ve Görgün, E., 2006. Türkiye’de Optimum Maliyete Dayalı Atıksu Arıtma Tesisi Tasarımı. İTÜ Dergisi/d, 5, 2, 13-24.
- Eroğlu, V., 1995. Su Tasviyesi, İTÜ İnşaat Fakültesi Matbaası, İstanbul.

- El-Din, A.G., Smith, D.W. ve El-Din, M.G., 2004. Application of Artificial Neural Networks in Wastewater Treatment. Environmental Engineering Science, 3, 1, 81-95.
- Eren, B., Suroğlu, B., Ateş, A., İleri, R. ve Keleş, R., 2007. Adapazarı Kentsel Atıksu Arıtma Tesisi Atıksuyunun Karakterizasyonunun İncelenmesi ve Değerlendirilmesi. Üniversite Öğrencileri 2. Çevre Soruları Kongresi, Mayıs 2007, İstanbul, Bildiriler Kitabı 1-6.
- Fırat, M. ve Güngör, M., 2004. Askı Madde Konsantrasyonu ve Miktarının Yapay Sinir Ağları ile Belirlenmesi. İMO Teknik Dergi, 219, 3267-3282.
- Gernaey, K.V., Van Loosdrecht, M.C.M., Henze, M., Lind, M. ve Jørgensen, S.B., 2004. Activated Sludge Wastewater Treatment Plant Modelling and Simulation: State of the Art. Environmental Modeling and Software, 19, 763-783.
- Giray Kaynak, A., 2002. Bursa Şehir Merkezinden Kaynaklanan Atıksular, Arıtılmaları ve Nilüfer Çayı'na Etkileri, Yüksek Lisans Tezi, Uludağ Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bursa.
- Gontarski, C.A., Rodrigues, P.R., Mori, M. ve Prenem, L.F., 2000. Simulation of an Industrial Wastewater Treatment Plant Using Artificial Neural Networks. Computers and Chemical Engineering, 24, 1719-1723.
- Grieu, S., Traore, A., Polit, M. ve Colprim, J., 2005. Prediction of Parameters Characterizing the State of a Pollution Removal Biologic Process. Eng. Appl. Artif. Intell, 18, 559–573.
- Guo, H., Jeong, K., Lim, J., Jo, J., Kim, Y.M., Park, J-P., Kim, J.H. ve Cho, K.H., 2015. Prediction of Effluent Concentration in a Wastewater Treatment Plant Using Machine Learning Models. Journal of Environmental Sciences, 32, 90-101.
- Güçlü, D., 2007. Tam Ölçekli Kentsel Atıksu Arıtma Tesislerinin Bilgisayar Programı Kullanılarak Modellenmesi ve Arıtma Performanslarının İncelenmesi. Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- Häck, M. ve Köhne, M. 1996. Estimation of Wastewater Process Parameters Using Neural Networks. Water Science and Technology, 33, 1, 101-115.
- Hamed, M.M., Khalafallah, M.G. ve Hassanien, E.A., 2004. Prediction of Wastewater Treatment Plant Performance Using Artificial Neural Networks. Environmental Modelling & Software, 19, 919–928.
- Heddami, S., Lamda, H. ve Filali, S., 2016. Predicting Effluent Biochemical Oxygen Demand in a Wastewater Treatment Plant Using Generalized Regression Neural Network Based Approach: a Comparative Study. Environmental Processes, 16, 129-3.

- Holubar, P, Zani, L., Hager, M., Froschl, W., Radak, Z. ve Braun, R., 2002. Advanced Controlling of Anaerobic Digestion by Means of Hierarchical Neural Networks. Water Res.,36, 2582–2588.
- Huang, Y.C. ve Wang, X.Z., 1999. “Application of Fuzzy Causal Networks to Waste Water Treatment Plants”. Chem. Eng. Sci., 54, 2731-2738.
- Insel, G., 2007 Effects of Design and Aeration Control Parameters on Simultaneous Nitrification and Denitrification (SNdN) Performance for Activated Sludge Process”, Environ. Eng. Sci., 24, 5, 675-686.
- Kalkan, Ç., 2010. Tertiary Treatment of Paşaköy Advanced Wastewater Treatment Plant Effluent by Biological Activated Carbon (BAC). Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Kankal, M., 2010. Liman İçi Çalkantılarının Fiziksel ve Sayısal Modellenmesi, Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon.
- Karaboğa, D., 2005. An Idea on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, Technical Report-TR06.
- Karaboğa, D. ve Baştürk, B., 2007. A Powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm. Journal of Global Optimization, 39, 3, 459-471.
- Kermani, M. Z. ve Scholz, M., 20136. Modeling of Dissolved Oxygen Applying Stepwise Regression and a Template-Based Fuzzy Logic System. Journal of Environmental Engineering, 140, 1, 69-76.
- Kiş, Ö. ve Parmar, K.S., 2015. Application of Least Square Support Vector Machine and Multivariate Adaptive Regression Spline Models in Long Term Prediction of River Water Pollution. Journal of Hydrology, 534, 104-112.
- Kohonen, T., 1988. An Introduction to Neural Computing. Neural Networks, 1, 3-6.
- Kutlu, U., 2007. Performance of Paşaköy Wastewater Treatment Plant, Yüksek Lisans Tezi, Boğaziçi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Lee, J.W., Suh, C., Hong, Y.S.T. ve Shin, H.S., 2011. Sequential Modelling of a Full-Scale Wastewater Treatment Plant Using an Artificial Neural Network. Bioprocess Biosyst. Eng., 34, 963–973.
- Ma , Y., Huang , M., Wan , J., Hu , K., Wang, Y. ve Zhang, H., Hybrid Artificial Neural Network Genetic Algorithm Technique for Modeling Chemical Oxygen Demand Removal in Anoxic/Oxic Process. Journal of Environmental Science and Health, 46, 6, 574-580.

- Maier, H.R. ve Dandy, G.C., 1998. Understanding the Behaviour and Optimising the Performance of Back-Propagation Neural Networks: an Empirical Study. Environmental Modelling and Software, 13, 2, 179–191.
- Maier, H. R., ve Dandy, G.C., 1999. The Use of Artificial Neural Networks for the Prediction of Water Quality Parameters. Water Resources Research, 32, 1013–1022.
- Maier, H.R. ve Dandy ,G.C., 2000. Neural Networks for The Prediction and Forecasting of Water Resources Variables: A Review of Modelling Issues and Applications. Environmental Modelling & Software, 15, 101-124.
- Metcalf & Eddy, Inc., in: G. Tchobanoglous, F.L. Burton, D.H. Stensel (Eds.), 2003. Wastewater Engineering: Treatment and Reuse. Fourth ed., MacGraw-Hill, New York.
- Mjalli, F.S., Al-Asheh, S. ve Alfadala, H.E., 2006. Use of Artificial Neural Network Black-Box Modeling for the Prediction of Wastewater Treatment Plants Performance. Journal of Environmental Management, 83, 329–338.
- Moatar, F., Fessant, F. ve Poirel, A., 1999. pH Modelling by Neural Networks. Application of Control and Validation Data Series in The Middle Loire River. Ecological Modelling, 120, 141-156.
- Morais, J.T.G., Esquerre, K.P.S.O.R., Kiperstok, A. ve Queiroz, L.M., 2016. Prediction of Organic Matter Removal From Pulp and Paper Mill Wastewater Using an Artificial Neural Network. Desalination and Water Treatment, 52, 27969-27977.
- Moral, H., Aksoy, A. ve Gökçay ,C.F., 2008. Modeling of the Activated Sludge Process by Using Artificial Neural Networks With Automated Architecture Screening. Comput. Chem. Eng., 32, 2471–2478
- Nasr, M., Ateia, M. ve Hassan, K., 2015. Artificial Intelligence for Greywater Treatment Using Electrocoagulation Process. Separation Science and Technology, 51, 1, 96-105.
- Oliveira-Esquerre, K.P., Mori, M. ve Bruns, R.E., 2002. Simulation of an Industrial Wastewater Treatment Plant Using Artificial Neural Networks and Principal Components Analysis. Brazilian Journal of Chemical Engineering, 19, 365-370.
- Onkal-Engin, G., Demir, İ. ve Engin, Ş.N., 2004. Determination of the Relationship Between Sewage Odour and BOD by Neural Networks. Environmental Modelling & Software, 20, 843-850.
- Özalp, F.N., 2005. Ankara ASKİ Atıksu Özellikleri ve Arıtma Sisteminin Değerlendirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Özel, O., 2011. Hurma (Antalya) Atıksu Arıtma Tesisi Performansının Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana.

- Özkan, O., Kınacı, C. ve Sağıroğlu, Ş., 2006. Çözünmüş Oksijen Değişiminin Yapay Sinir Ağları İle Belirlenmesi: Kızılırmak Nehri Örneği. İTÜdergisi/d, 5, 3, 30-38.
- Özkaya, B., Şahinkaya, E., Nurmi, P., Kaksonen, A.H. ve Puhakka, J.A., 2008. Biologically Fe^{+2} Oxidizing Fluidized Bed Reactor Performance and Controlling of Fe^{+3} Recycle During Heap Bioleaching: an Artificial Neural Network-Based Model. Bioprocess and Biosystems Engineering, 31, 111-117.
- Öztemel, E., 2006. Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 232.
- Ra'duly, B., Gernaey, K.V., Capodaglio, A.G., Mikkelsen, P.S. ve Henze, M., 2007. Artificial Neural Networks for Rapid WWTP Performance Evaluation: Methodology and Case Study. Environ. Modell. Softw., 22, 1208-1216.
- Rao, R.V. ve Patel, V., 2012. An Elitist Teaching-Learning Based Optimization Algorithm for Solving Complex Constrained Optimization Problems. International Journal of Industrial Engineering Computations, 535,560.
- Pai, T.Y., Yang, P.Y., Wang, S.C., Lo, M.H., Chiang, C.F., Kuo, J.L., Chu, H.H., Su, H.C., Yu, L.F., Hua, H.C. ve Chang, Y.H., 2011. Predicting Effluent From the Wastewater Treatment Plant of Industrial Park Based on Fuzzy Network and Influent Quality. Applied Mathematical Modelling, 35, 3674-3684.
- Pai, T.Y., Tsai, Y.P., Loa, H.M., Tsai, C.H. ve Lin, C.Y., 2006. Grey and Neural Network Prediction of Suspended Solids and Chemical Oxygen Demand in Hospital Wastewater Treatment Plant Effluent. Computers and Chemical Engineering, 31, 1272-1281.
- Pai, T.Y., Wang, S.C., Chiang, C. F., Su, H.C., Yu, L.F., Sung, P.J., Lin, C.Y. ve Hu, H.C., 2009. Improving Neural Network Prediction of Effluent from Biological Wastewater Treatment Plant of Industrial Park Using Fuzzy Learning Approach. Bioprocess and Biosystems Engineering, 32, 781-790.
- Pulcu Yıldız, S., 2009. Denizli (Merkez) Atıksu Arıtma Tesisi Performansının Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Harran Üniversitesi, Fen Bilimleri Üniversitesi, Şanlıurfa.
- Samsunlu, A., 2011. Atıksuların Arıtılması. Birsen Yayınevi, İstanbul.
- Satapathy, S.C. ve Naik, A., 2011. Data Clustering Based on Teaching Learning Based Optimization. B.K. Panigrahi et. al. (eds.), SEMCCO 2011, Part II, LNCS 7077, 148-156.
- Sevim, Ö., Sönmez, M. ve Sezer, R., 2014. Yapay Arı koloni Algoritması ile Uzay Çelik Yapıların Optimum Tasarımı, 2nd International Symposium on Innovative Technologies in Engineering and Science, Karabük, 488-497.

- Sezer, M., 2007. Yapay Sinir Ağları (YSA) Kullanılarak KOİ Parametresinden BOİ Parametresinin Tahmin Edilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya.
- Sinan, R.K., 2010. Evsel Atıksu Arıtma Tesislerinde Ön Arıtım ve Biyolojik Arıtım Çıkış Parametrelerinin YSA ile Tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- Subaşı, H., 2010. Yapay Sinir Ağı ile Atıksu Arıtma Performansının Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana.
- Subaşı, H. ve Ersü, B.Ç., 2012. Yapay Sinir Ağı ile Atıksu Arıtma Performansının Modellenmesi. Ç.Ü. Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi, 28,3, 110-117.
- Suchetana, B., Rajagopalan, B. ve Silverstein, J.A., 2016. Hierarchical Modeling Approach to Evaluate Spatial and Temporal Variability of Wastewater Treatment Compliance With Biochemical Oxygen Demand, Total Suspended Solids, and Ammonia Limits in the United States. Environmental Engineering Science, 33, 7, 514-524.
- Sözen, Ş., Orhon, D.U., Çokgör, E., Insel, G., Karahan, Ö., Yağcı, N., Doğruel, S., Zengin Balci, G.E., Ölmez Hancı, T., Okutman Taş, D., Dülekürge, E., Çiğgin, A.S., Pala, İ. ve Katipoğlu, T., 2009. İleri Biyolojik Atıksu Arıtma Tesislerinde Model Bazlı Proses Optimizasyonu. İTÜ Dergisi/e, 19,1-2,101-110.
- Şahinkaya, E., Özkaya, B., Kaksonen, A.H. ve Puhakka, J.A., 2007. Neural Network Prediction of Thermophilic Sulfidogenic Fluidized-Bed Reactor Performance for the Treatment of Metal containing Wastewater. Biotechnol. Bioeng., 97, 4, 780–787
- Şibil, R., 2008. Biyolojik Parametre Değişimlerine Bağlı Olarak Atık Su Arıtma Tesislerinin Bilgisayar Destekli Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon.
- Şibil, R. ve Aras, E., 2015. Gümüşhane Atık Su Tesisi, Biyolojik Arıtma ve Alternatif Yöntemlerin Uygulanabilirliğinin Tartışılması, 7. Kentsel Altyapı Sempozyum, 299-310.
- Şimşek, H., 2015. Mathematical Modeling of Wastewater-Derived Biodegradable Dissolved Organic Nitrogen. Environmental Technology, 37,22,2879-2889.
- T.C. Millî Eğitim Bakanlığı, 2011. Aile ve Tüketici Hizmetleri Atıksular 850CK0103. Ankara
- T.C. Orman ve Su İşleri Bakanlığı Su Yönetimi Genel Müdürlüğü, 2013. Atıksu Arıtma Tesisleri Norm Rehberi
- Tchobanoglous, G., Burton, F.L. ve Stensel, H.D., 2003. Wastewater Engineering: Treatment and Reuse. Mc Graw Hill Press, New York.

- Templeton, M.R. ve Butler, D., 2011. An Introduction to Wastewater Treatment. UK.
- Terzi, Ö., 2006. Yapay Sinir Ağları Metodu ile Eğirdir Gölü Su Sıcaklığının Tahmini. SDÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 10, 2, 297-302.
- Terzi, Ö. ve Baykal, T., 2012. Akarsulardaki Katı Madde Miktarının Yapay Sinir Ağları ile Tahmini: Kızılırmak Nehri Örneği. SDU International Journal of Technologic Sciences, 4, 3, 8-14.
- Toğan, V., 2012. Design of Planar Steel Frames Using Teaching-Learning Based Optimization. Engineering Structures, 35, 225-232.
- Topacık, D., 2000. İstanbul Büyükşehir Belediyesi İSKİ Genel Müdürlüğü Atıksu Arıtma Tesisleri İşletme El Kitabı. İstanbul Teknik Üniversitesi, İnşaat Fakültesi, Çevre Mühendisliği Bölümü.
- Torun, F., 2011. Türkiye’deki Kentsel Atıksu Arıtma Tesisleri Envanteri, Yüksek Lisans Tezi, Atatürk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Erzurum.
- Trippi, R.R. ve Turban, E. (1996). Neural Networks in Finance and Investing. Using Artificial Intelligence to Improve Real-World Performance, IRWIN Professional Publishing.
- Türkmenler, H., Pala, M., Can, R. ve Çağlar, N., 2014. Yapay Sinir Ağı Modeli Kullanılarak İleri Biyolojik Atıksu Arıtma Tesislerinde Kimyasal Oksijen İhtiyacı Çıkış Konsantrasyonlarının Tahmini, 2nd International Symposium on Environment and Morality/Morals. 968-975.
- Valente, G.F.S., Mendonça, R.C.S., Pereira, J.A.M. ve Felix, L.B., 2014. Artificial Neural Network Prediction of Chemical Oxygen Demand in Dairy Industry Effluent Treated by Electrocoagulation. Separation and Purification Technology, 132, 627–633.
- Yahya, H., 2000. “Balarısı Mucizesi”, İstanbul, 83-91.
- Yerlikaya, F., Weber, G-W., Taylan, P., Batmaz, İ. ve Köksal, G., 2008. MARS Algoritmasında Tikhonov Düzenlemesi ve Çok Amaçlı Optimizasyon Kullanımı. Institute of Applied Mathematics, Metu.
- Yılmaz, B., 2016. Çoruh Nehri Havzası’nda Taşınan Askıda Katı Madde Yükümü Farklı Yapay Zeka Teknikleri ile Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon.
- Yılmaz, E.C., 2009. Bir Atıksu Arıtma Tesisinin Girişindeki Biyolojik Oksijen İhtiyacının Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya.

- Yılmaz, E.C. ve Doğan, E., 2008. Artificial Neural Networks Application for Modelling of Wastewater Treatment Plant Performance. Electronic Letters on Science & Engineering, 4, 1, 1-9.
- Yiğitbaşı, E.D. ve Baykan, N.A., 2013. Edge Detection Using Artificial Bee Colony Algorithm (ABC). International Journal of Information and Electronics Engineering, 3, 6, 634-643.
- Yoo, C.K., Vanrolleghem, P A. ve Lee, I.B., 2003. Nonlinear Modeling and Adaptive Monitoring With Fuzzy and Multivariate Statistical Methods in Biological Wastewater Treatment Plant. Journal of Biotechnology, 105, 135-163.
- Zhao, H., Hao, O.J. ve McAvoy, T.J., 1999. Approaches to Modeling Nutrient Dynamics: ASM₂, Simplified Model and Neural Nets. Water Science and Technology, 39, 1, 227-231.
- Zhao, Y., Guo, L., Liang, J. ve Zhang, M., 2014. Seasonal Artificial Neural Network Model for Water Quality Prediction Via a Clustering Analysis Method in a Wastewater Treatment Plant of China. Desalination and Water Treatment, 57, 3452-3465.
- URL-1 <http://www.aagaritma.com/hizmetler/atiksu-nedir-nasil-aritilir> 15 Kasım 2016.

ÖZGEÇMİŞ

Osman Tuğrul BAKİ, 1992 yılında Trabzon’da doğdu. İlkokulu Dumlupınar İlköğretim Okulu’nda, ortaokulu Cumhuriyet İlköğretim Okulu’nda ve liseyi Tefvik Serdar Anadolu Lisesi’nde okudu. 2010 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümü’nde lisans eğitime başladı. 2014 yılında mezun oldu. Aynı yıl yüksek lisans eğitime Karadeniz Teknik Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümü Hidrolik Ana Bilim dalında başladı. Aynı zamanda özel bir yapı denetim firmasında kontrol mühendisi olarak görev aldı. 2015 yılının kasım ayında Fen Bilimleri Enstitüsü’ne bağı Karadeniz Teknik Üniversitesi Of Teknoloji Fakültesi’nde araştırma görevlisi olarak çalışmaya başladı. Yabancı dil olarak İngilizce bilmektedir.