

175799

**KIZILIRMAK NEHRİNDE ÇÖZÜNMÜŞ OKSİJEN
KONSANTRASYONUNUN YAPAY SİNİR AĞLARIYLA
BELİRLENMESİ**

DOKTORA TEZİ
Y. Müh. Oktay ÖZKAN
(501972309)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 11 Şubat 2005
Tezin Savunulduğu Tarih : 30 Eylül 2005

Tez Danışmanları :

Prof.Dr. Cumali KINACI

Doç.Dr. Şeref SAĞIROĞLU

Diğer Jüri Üyeleri

Prof.Dr. İzzet ÖZTÜRK (İ.T.Ü.)

Prof.Dr. Orhan YENİGÜN (B.Ü.)

Prof.Dr. Mehmet KARPUZCU (G.Y.T.E.)

Doç.Dr. Beyza ÜSTÜN (Y.T.Ü.)

Yrd.Doç.Dr. Melike GÜREL (İ.T.Ü.)

KASIM 2005

ÖNSÖZ

Yüksek Lisans çalışmamdan, Doktora Tezime kadar her konuda çok kıymetli zamanlarını ayırıp, çalışmalarımın her aşamasında güvenini, desteğini, emeğini, bilgi ve tecrübesini hiçbir zaman esirgemeyen, her konuda destek olan, hocam sayın Prof.Dr. Cumali KINACI beyefendiye katkılarından dolayı en içten şükranlarımı sunarım. Çalışmamı en başından beri destekleyen, yeni yaklaşımlar geliştirmem konusunda beni aydınlatan, gerektiğinde her zaman yararlanabildiğim ve örnek almaya çalıştığım hocam Gazi Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü Öğretim Üyesi, sayın Doç.Dr. Şeref SAĞIROĞLU beyefendiye teşekkürlerimi sunarım.

Tez izleme jüri üyeliğini kabul ederek, çalışmalarına destek ve yardımcı olan hocalarım sayın Prof.Dr. İzzet ÖZTÜRK ve sayın Prof.Dr. Orhan YENİGÜN beyefendilere çok teşekkür ederim.

Çalışmalarım boyunca sürekli olarak yardımlarını, desteklerini ve en önemlisi dostluklarını hiçbir zaman esirgemeyen çok kıymetli arkadaşlarım Erciyes Üniversitesi Jeodezi ve Fotogrametri Bölümü'nden sayın Yrd.Doç.Dr. H. Mustafa PALANCIOĞLU ve Erciyes Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümün'den sayın Öğr.Gör. Hidayet ÖZDEMİR beyefendilere çok teşekkür ederim. Yine Erciyes Üniversitesi İnşaat Mühendisliği Bölümü Öğretim Elemanlarına destek ve anlayışlarından dolayı teşekkür ederim.

Hayatım boyunca ve özellikle de çalışmam sırasında her zaman bana büyük fedakarlık örneğini gösterip destek veren, beni her konuda yalnız bırakmayan bu çalışmamın da her aşamasında bana desteklerini esirgemeyen eşim sevgili Yıldız ÖZKAN hanımefendiye, en büyük moral kaynağım canım kızlarım, Ayşe Yaren ve Zeynep Dide ile aileme sonsuz teşekkürü bir borç bilirim.

Kasım, 2005

Oktay ÖZKAN

İÇİNDEKİLER

KISALTMALAR	vi
TABLO LİSTESİ	vii
ŞEKİL LİSTESİ	x
SEMBOL LİSTESİ	xii
ÖZET	viii
SUMMARY	xv
1. GİRİŞ	1
1.1 Çalışmanın Anlam ve Önemi	1
1.2 Çalışmanın Amaç ve Kapsamı	3
2. SU KALİTESİ MODELLERİ	5
2.1 Akarsu Kirlenmesi	5
2.1.1 Genel	5
2.1.2 Akarsularda oksijen dengesi	6
2.2 Nehir Sisteminde Su Kalitesi Model Kavramı	9
2.3 Model Kurma Süreci	11
2.4 Modellerin Gelişimi ve Tarihçesi	14
2.5 Modellerin Genel Yapısı	21
2.5.1 Adveksiyon	22
2.5.2 Difüzyon	22
2.5.3 Ayrışma	22
2.5.4 Modellerin sınıflandırılması, sodel tipleri ve değerlendirme	25
3 YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA)	27
3.1 Giriş	27
3.2 Biyolojik Sinir Ağları	28
3.2.1 İnsan beyninin organizasyonu	29
3.2.2 Nöron (Sinir Hücresi)	30
3.2.3 Sinapslar	31
3.2.4 Hücre gövdesi	31
3.2.5 Dendritler	32

3.2.6 Akson	32
3.3 Yapay Sinir Ağlarının Elemanları	33
3.3.1 İşlemci eleman (Nöron)	33
3.3.2 Transfer fonksiyonu	34
3.4.Topoloji Özellikleri	35
3.4.1 Nöronlar arasındaki bağlantı çeşitleri	35
3.4.2 Bağlantı Şeması	36
3.4.3 Katman Konfigürasyonları	37
3.5 YSA İle Hesaplamanın Özellikleri	38
3.5.1 Doğrusal olmama	38
3.5.2 Öğrenme	38
3.5.3 Genelleme yapabilme	38
3.5.4 Uyarlanabilirlik	39
3.5.5 Dağıtılmış birleşik hafıza	39
3.5.6 Hata toleransı	39
3.5.7 Paralel işlem yapma	39
3.6 Ağ Yapıları	40
3.6.1 Tek katmanlı ileri beslemeli ağlar	40
3.6.2 Çok katmanlı ileri beslemeli ağlar	40
3.6.3 Geribeslemeli Ağlar	41
3.6.4 Lattice yapıları	42
3.7 Eğitim Yöntemleri	42
3.7.1 Eğitim yöntemlerinin sınıflandırılması	42
3.7.2 Danışmanlı eğitim	43
3.7.3 Danışmansız eğitim	43
3.7.4 Takviyeli eğitim	44
3.8 Çok Katmanlı Perseptronlar ve Öğrenme Algoritmaları	44
3.8.1 Çok katmanlı perseptronlar	44
3.8.2 Geri yayılım algoritması	46
3.8.3 Delta-Bar-Delta	47
3.8.4 Genişletilmiş Delta-Bar-Delta (Extended DBD)	49
3.8.5 Levenberg-Marquardt eğitim algoritması (LM)	52
3.8.6 Hızlı yayılım (quickprop)	53
3.8.8 Normal kümülatif delta (NBP)	54
4 KIZILIRMAK NEHRİ SU KALİTESİ VERİLERİ FAKTÖR ANALİZİ	55
4.1 Faktör Analizi	55
4.2 Uygulama	60
5 YSA İLE MODELLEME UYGULAMALARI	65
5.1 YSA Modeli İçin En iyi Öğrenme Algoritmasının Belirlenmesi	66

5.2 YSA Modellerinin Test1 Veri Kümesi Kullanılarak 5 Farklı Öğrenme Algoritması ile Eğitilmesi	70
5.3 YSA Modellerinin Farklı Veri Kümeleri Kullanılarak EDBD Algoritması ile Eğitilmesi	74
5.4 Geliştirilen YSA Modelinin Farklı Veri Grupları ile Test Edilmesi	77
5.5 MATLAB ile YSA Uygulamaları	85
6 KIZILIRMAK NEHRİ SU KALİTESİ VERİLERİ REGRESYON ANALİZİ	94
6.1 Uygulama	94
7 YSA VE REGRESYON ANALİZİ SONUÇLARININ KARŞILAŞTIRILMASI VE DEĞERLENDİRİLMESİ	98
8 SONUÇLAR VE TARTIŞMA	105
KAYNAKLAR	112
EKLER	121
ÖZGEÇMİŞ	145

KISALTMALAR

YSA	:Yapay Sinir Ağları
ÇKP	: Çok Katmanlı Perseptron
Ç.O.	: Çözülmüş Oksijen
TANH	: Tanjant Hiperbolik Fonksiyon
SİG	: Sigmoid Fonksiyon
ADALİNE	: Adaptive linear element
MLP	: Multi Layer Perceptron
ART	: Adaptive resonance theory
SOM	: Self organizing map
BP	: Backpropagation öğrenme algoritması
EDBD	: Extended delta bar delta öğrenme algoritması
DBD	: Delta-bar-delta öğrenme algoritması
GA	: Genetik algoritma
NBP	: Normal Kümülatif Delta öğrenme algoritması
QPR	: Quick Prop
MPR	: Max Pro
LM	: Levenberg-Marquardt
AKM	: Askıda Katı Madde
TÇKM	: Toplam Çözülmüş Katı Madde

TABLO LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 3.1. Aktivasyon fonksiyonlarının matematiksel yapıları.....	36
Tablo 4.1. Döndürme sonuçları oransal ortak etken varyans (Sorted Rotated Factor Loadings and Communalities).....	61
Tablo 4.2. Değişkenlerin faktörler üzerindeki yükleri.....	62
Tablo 4.3. Değişkenlerin faktörler üzerindeki yüklerine göre sınıflandırması	63
Tablo 4.4. Faktörlerin skor değerleri.....	63
Tablo 4.5. Değişkenlerin faktör skor değerlerine göre sıralaması.....	64
Tablo 4.6. Faktörleri oluşturan değişkenler.....	64
Tablo 5.1. 27 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri.....	69
Tablo 5.2. 7 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri.....	69
Tablo 5.3. 6 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri.....	69
Tablo 5.4. 5 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri.....	70
Tablo 5.5. 4 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri.....	70
Tablo 5.6. Test1 veri kümesi 7 giriş ve 1 çıkış.....	71
Tablo 5.7. Test1 veri kümesi 4 giriş ve 1 çıkış.....	71
Tablo 5.8. 27 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri.	72
Tablo 5.9. 7 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri...	72
Tablo 5.10. 6 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri...	72
Tablo 5.11. 5 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri...	73
Tablo 5.12. 4 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri...	73
Tablo 5.13. T2#-7 veri grubu test veri kümesi.....	74
Tablo 5.14. T3#-7 veri grubu test veri kümesiTablo.....	74
Tablo 5.15. T4#-7 veri grubu test veri kümesi.....	75
Tablo 5.16. T5#-7 veri grubu test veri kümesi.....	75
Tablo 5.17. T1, T2, T3, T4, T5, T6 ve T7 test veri kümelerinin EDBD algoritması ve Tanh transfer fonksiyonu ile eğitilmesi sonucu elde edilen OMH değerleri.....	76
Tablo 5.18. T1, T2, T3, T4 ve T6 veri gruplarının OMH ortalaması.....	77
Tablo 5.19. ÇO değişimini belirlemek için oluşturulan iki çıkışlı YSA-ÇKP yapıları.....	78
Tablo 5.20. Geliştirilen YSA yapısının üç farklı veri grubu ile test edilmesi sonucu elde edilen ÇO değerleri.....	79
Tablo 5.21. Farklı veri grupları OMH değerleri.....	79
Tablo 5.22. ÇO değişimini belirlemek için oluşturulan YSA-ÇKP yapıları.....	80

Tablo 5.23.	YSA modelleri ÇO sonuçları Keykubat istasyonu	81
Tablo 5.24.	Farklı veri kaynaklarının 6, 5 ve 4 girişli YSA yapısı için elde edilen test OMH değerleri.....	81
Tablo 5.25.	ÇO değişimini belirlemek için oluşturulan ölçüm noktasından bağımsız YSA-ÇKP yapıları.....	82
Tablo 5.26.	Farklı veri kaynaklarının 6, 5 ve 4 girişli YSA yapısı için elde edilen test OMH değerleri.....	82
Tablo 5.27.	5 giriş için verilerin tamamı kullanılarak ve ölçüm noktası kullanılmadan yapılan test sonuçları.....	83
Tablo 5.28.	4 giriş için verilerin tamamı kullanılarak ve ölçüm noktası kullanılmadan yapılan test sonuçları.....	84
Tablo 5.29.	3 giriş için verilerin tamamı kullanılarak ve ölçüm noktası kullanılmadan yapılan test sonuçları.....	85
Tablo 5.30.	ÇO değişimini belirlemek için oluşturulan YSA-ÇKP yapıları.....	86
Tablo 5.31.	5 girişli YSA yapısı test OMH değerleri.....	86
Tablo 5.32.	4 girişli YSA yapısı OMH değerleri.....	87
Tablo 5.33.	3 girişli YSA yapısı test OMH değerleri.....	88
Tablo 5.34.	Franktin veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri.....	89
Tablo 5.35.	Baraj girişi veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri	90
Tablo 5.36.	Gülşehir veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri.....	91
Tablo 5.37.	Test veri kümeleri ile elde edilen OMH değerleri.....	92
Tablo 5.38.	Bahçelik veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri.....	93
Tablo 6.1.	Regresyon analizi test OMH değerleri.....	95
Tablo 6.2.	Fraktin regresyon analizi mutlak hata değerleri.....	96
Tablo 6.3.	Baraj Girişi regresyon analizi mutlak hata değerleri.....	97
Tablo 6.4.	Regresyon analizi test verileri OMH sonuçları.....	97
Tablo 7.1.	5 Girişli ölçüm noktasız girişlerin OMH değerlerinin karşılaştırılması.....	98
Tablo 7.2.	4 Girişli ölçüm noktasız girişlerin OMH değerlerinin karşılaştırılması.....	98
Tablo 7.3.	3 Girişli ölçüm noktasız girişlerin OMH değerlerinin karşılaştırılması.....	99
Tablo 7.4.	5 Girişli YSA ve Regresyon analizi R^2 değerleri	100
Tablo 7.5.	4 Girişli YSA ve Regresyon analizi R^2 değerleri	101
Tablo 7.6.	3 Girişli YSA ve Regresyon analizi R^2 değerleri	101
Tablo A.1.	T2-7 veri grubu test veri kümesi.....	120
Tablo A.2.	T3-7 veri grubu test veri kümesi.....	120
Tablo A.3.	T4-7 veri grubu test veri kümesi.....	121
Tablo A.4.	T6-7 veri grubu test veri kümesi.....	121
Tablo A.5.	T5-7 veri grubu test veri kümesi.....	122
Tablo A.6.	T7-7 veri grubu test veri kümesi.....	123
Tablo B.1.	Baraj Çıkışı veri kümesi YSA-EDBD modeli ÇO değerleri.....	124
Tablo B.2.	Sarımsaklı Deresi (Baraj Girişi) veri kümesi YSA-EDBD modeli ÇO değerleri.....	125
Tablo B.3.	Zamantı Irmağı (Fraktin Develi) veri kümesi YSA-EDBD modeli ÇO değerleri.....	126
Tablo C.1.	Keykubat veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri.....	127

	<u>Sayfa No</u>
Tablo C.2. Baraj Çıkışı veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri.....	128
Tablo C.3. Bahçelik veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri.....	129
Tablo D.1. Baraj Girişi veri kümesi regresyon ÇO değerleri.....	130
Tablo D.2. Fraktin veri kümesi regresyon ÇO değerleri.....	131
Tablo D.3. Gülşehir veri kümesi regresyon ÇO değerleri.....	131
Tablo D.4. Bahçelik veri kümesi regresyon ÇO değerleri.....	132
Tablo D.5. Baraj Çıkışı veri kümesi regresyon ÇO değerleri.....	133
Tablo D.6. Keykubat veri kümesi regresyon ÇO değerleri.....	134



ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 2.1 :Akarsularda organik kirlenme ile çözünmüş oksijen dengesi.....	8
Şekil 2.2 :Modelleme işlemi.....	12
Şekil 2.3 :Su modellemesinde kalitatif ve kantitatif süreçler.....	14
Şekil 3.1 :Nöron yapısı.....	32
Şekil 3.2 :Biyolojik nöronun yapısı.....	31
Şekil 3.3 :Sinapslardaki uyarı iletimi.....	33
Şekil 3.4 :Yapay işlemci elemanın yapısı.....	33
Şekil 3.5 :Aktivasyon fonksiyonları; (i) sigmoid, (ii) tanjant hiperbolik, (iii) lineer, (iv) keskin sınırlayıcı, (v) Gauss, (vi) çoklu-kuadratik.....	33
Şekil 3.6 :YSA yapıları.....	37
Şekil 3.7 : (a) Bir katmanlı ve yanal geribeslemeli yapay sinir ağı, (b) İki katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı, (c) İki katmanlı geri beslemeli yapay sinir ağı,(d) Üç katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı.....	37
Şekil 3.8 :Tek katmanlı ileri beslemeli ağ yapısı.....	40
Şekil 3.9 :Çok katmanlı ileri beslemeli ağ.....	41
Şekil 3.10 :Geribeslemeli yapı.....	41
Şekil 3.11 :Tek boyutlu üç nöronlu bir lattice yapısı.....	42
Şekil 3.12 :Danışmansız eğitim yapısı.....	43
Şekil 3.13 :Takviyeli öğrenme yapısı.....	44
Şekil 3.14 :MLP yapısı.....	45
Şekil 3.15 :Çok katmanlı bir perseptron geri yayılım akış şeması.....	48
Şekil 4.1 :Faktör analizinin şekilsel ifadesi.....	56
Şekil 4.2 :Faktörlerin dik ve eğik yöntemlerle döndürülmesi.....	60
Şekil 5.1 :7 girişli ÇKP-YSA yapısı.....	67
Şekil 5.2 :6 girişli ÇKP-YSA yapısı.....	68
Şekil 5.3 :5 girişli ÇKP-YSA yapısı.....	68
Şekil 5.4 :4 girişli ÇKP-YSA yapısı.....	68
Şekil 5.5 :5 girişli YSA yapısı test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği.....	87
Şekil 5.6 :4 girişli YSA yapısı test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği.....	88
Şekil 5.7 :3 girişli YSA yapısı test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği.....	88
Şekil 5.8 :Fraktin ÇO deney ile YSA sonuçlarının aynı ölçekte karşılaştırılması.....	90
Şekil 5.9 :Baraj girişi ÇO deney ile YSA sonuçlarının aynı ölçekte karşılaştırılması.....	91
Şekil 5.10 :Gülşehir ÇO deney ile YSA sonuçlarının aynı ölçekte karşılaştırılması.....	92
Şekil 5.11 :Bahçelik ÇO deney ile YSA sonuçlarının aynı Ölçekte karşılaştırılması.....	93
Şekil 6.1 :5 girişli Regresyon analizi test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği.....	95

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 6.2 :4 girişli Regresyon analizi test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği.....	95
Şekil 6.3 :3 girişli Regresyon analizi test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği.....	96
Şekil 7.1 :Keykubat verisi 4 ve 3 girişli YSA yapısı OMH sonuçları R^2 değeri.....	99
Şekil 7.2 :YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılmalı olarak aynı ölçekte gösterimi.....	100
Şekil 7.3 :YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılmalı olarak aynı ölçekte gösterimi.....	102
Şekil 7.4 :YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılmalı olarak aynı ölçekte gösterimi.....	102
Şekil 7.5 :YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılmalı olarak aynı ölçekte gösterimi.....	103
Şekil 7.5 :YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılmalı olarak aynı ölçekte gösterimi.....	103
Şekil 7.7 :YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılmalı olarak aynı ölçekte gösterimi.....	104
Şekil 7.8 :YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılmalı olarak aynı ölçekte gösterimi.....	104
Şekil E.1 :Regresyon analizi R^2 grafikleri.....	112

SEMBOL LİSTESİ

q	: Atıksu debisi
D	: t anında oksijen noksanlığı
D_0	: Başlangıçta çözünmüş oksijen miktarı
D_t	: Deney sırasında ölçülen oksijen miktarı
k_2	: Atmosferden oksijen kazanma sabiti
B_t	: t anına kadar sarf edilen oksijen
a_{jm}	: j . değişkenin m . faktör üzerindeki yükü veya ağırlığı
u_j	: Özel veya artık faktörü
b_j	: Artık faktörüne ilişkin katsayı
v_j^2	: j . İnci değişkenin ortak faktör varyansı
b_j^2 varyansı	: Ortak faktörlerin açıklayamadıkları kısmı kapsayan artık faktör varyansı
λ	: Özdeğerler
Δ	: Kovaryans matrisi
S	: Değişken ile faktör arasındaki ilişki matrisi
τ_i	: Serbestlik derecesi
w_{ij}	: katlar arasındaki i ve j nöronları arasındaki ağırlık
θ	: eşik değeri
α	: öğrenme katsayısı
δ_j	: ara veya çıkış katındaki herhangi bir j nöronuna ait bir faktör
$y_j^{(t)}$	: t katındaki j işlemci elemanının hedef çıkışı
$\bar{\delta}(k)$	: ağırlıklı ortalama
κ	: öğrenme katsayısı arttırma faktörü
φ	: öğrenme katsayısı azaltma faktörü
$\mu(k)$	: momentum hızı
φ_α	: sabit öğrenme hızı azaltma faktörü
κ_α	: sabit öğrenme hızı skala faktörü

KIZILIRMAK NEHRİNDE ÇÖZÜNMÜŞ OKSİJEN KONSANTRASYONUNUN YAPAY SİNİR AĞLARIYLA BELİRLENMESİ

ÖZET

Bu çalışmada, çözünmüş oksijen (ÇO) konsantrasyonunun belirlenmesinde Yapay Sinir Ağları (YSA) temelli yeni bir model sunulmuştur.

Su kaynaklarındaki kalite değişimlerini incelemek için pek çok matematik model geliştirilmiştir. Su kaynaklarının kullanımlarının planlanmasında ve yönetiminde toplanan kalite ve debi verilerinin uygun analiz ve modelleme yöntemleri ile yorumlanması önemli bir husustur. Veri toplama ile ilgili olarak ileriye yönelik strateji geliştirebilmek, tahminler yapabilmek ve nihayet pahalı ve zaman alıcı bir iş olan veri toplama çabalarını en az seviyede tutabilmek modelleme çalışmaları ile mümkün olabilmektedir.

Nehirlerde çözünmüş oksijen konsantrasyonu, su kalitesinin belirlenmesinde egemen bir rol oynamaktadır. Bu parametre, suyun ekolojik stabilitesinin ve aktivitesinin önemli bir ölçütünü oluşturur. Sudaki yaşamın sürebilmesi, metabolik faaliyetler, oksidasyon reaksiyonları ve sentez olayı için gereklidir. Kirlenmenin, alg etkililiğinin ve organik madde miktarının bir göstergesidir.

Nehirlerdeki su kalitesi değerlendirilmesinde en çok kullanılan çözünmüş oksijen parametresi ile diğer parametreler arasındaki ilişki Yapay Sinir Ağları ile belirlenmeye çalışılmıştır.

Çalışmanın ilk aşamasında Kızılırmak Nehri'ne ait su kalitesi verilerine Faktör Analizi uygulanarak, kurulacak YSA yapısı için etkin parametrelerin seçilmesi sağlanmıştır.

Daha sonraki adımda ise Kızılırmak Nehri'ndeki ÇO değişiminin nasıl gerçekleştiğini görmek amacı ile en aza indirilmiş temel ve ölçülmesi çok kolay parametreler YSA yapısında giriş olarak kullanılmıştır. Burada 27, 5, 4, ve 3 girişli YSA yapıları oluşturulmuştur. Aşağıda bu yapıları oluşturan parametreler verilmiştir.

5 Girişli yapı : Sıcaklık, pH, TÇKM, AKM, Ay

4 Girişli yapı : Sıcaklık, pH, TÇKM, Ay

3 Girişli yapı : Sıcaklık, pH, Ay

Model kurma sürecinde Çok Katlı Perseptron (ÇKP) YSA yapısı, birçok uygulamada başarılı sonuçlar sunmasından dolayı tercih edilmiştir. Bu YSA yapısının modelleme performansını yükseltmek için 6 farklı öğrenme algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmalar:

Standart Geri yayılım (BP)

Geniřletilmiş Delta-Bar-Delta (EDBD)

Delta-Bar-Delta (DBD)

Normal Kümülatif Delta (NBP)

Quick prop (QPR)

Levenberg-Marquardt (LM)

YSA ile uygulamalar bölümünde en iyi sonuç, LM algoritması ile elde edilen YSA yapısı ile bulunmuştur. Sunulan YSA model sonuçlarının daha gerçekçi olarak değerlendirilmesi için model sonuçları regresyon analizi (RA) ile karşılaştırılmıştır. YSA ve RA ile oluşturulan modellerlerden edilen çözünmüş oksijen değerleri karşılaştırıldığında, YSA'ların RA modellerinden daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Su kalitesi modellemesinde YSA yapısı içersinde önemli rol oynayan uygun ara katman seçimi, ara katman nöron sayısı seçimi ve ara katman ile çıkış katmanlarında uygun transfer fonksiyonu seçimi bu çalışmada araştırılmıştır.

Her bir YSA modeli yapıları, iki ara katmanlı ve tek ara katmanlı olarak tasarlanmışlardır. İki ara katmanlı olarak 10x10, 10x5, 5x5 ve 20x5 tek katmanlı olarak 5 ile 10 nöron seçilmiştir. YSA modellerinin yapılandırılmasında ara katmanlarda transfer fonksiyonu olarak tanjant hiperbolik ve sigmoid fonksiyonları kullanılmış ve en uygun transfer fonksiyonu belirlenmeye çalışılmıştır.

Geliştirilen 5, 4 ve 3 girişli YSA modellerinin 27 girişli YSA yapılarıyla çok farklılık göstermeyen sonuçlar verdiği hatta bazen daha iyi sonuçlar sunduğu belirlenmiştir.

Burada elde edilen sonuçların bundan sonra yapılacak olan çalışmalara büyük katkılar sağlayacağı beklenmektedir.

DETERMINING THE DISSOLVED OXYGEN CONCENTRATION IN KIZILIRMAK RIVER USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

SUMMARY

A novel approach is introduced in this study to determine the dissolved oxygen concentration in Kızılırmak River using Artificial Neural Networks.

There have been a number of mathematical models developed to analyze the changes in the quality of water resources. In the planning and management of the water resources, the interpretation of the quality and flow rate data with appropriate analysis and modeling techniques is an important issue. Making predictions and developing future strategies for data acquisition are expensive and time consuming processes and require new models to be simplified.

The dissolved oxygen concentration in rivers plays dominant role in determining the water quality. This parameter constitutes a significant criterion of ecological stability and activity of water. Dissolved oxygen is required for metabolic activities and for synthesis events.

In this study, a new approach to model changes in the dissolved oxygen parameter along with the other parameters that are all related to the quality of water in rivers using Artificial Neural Networks is presented.

In the first phase of the study, the selection of the dominant parameters that will be used for constructing the neural network structure is provided by applying the Factor Analysis to the water quality data of the Kizilirmak River.

In the next phase of the study, the parameters that are most simplistic and easy to measure are used as inputs to the neural network structure to be able to observe the changes in the dissolved oxygen concentration in Kızılırmak River. The neural network structures with the inputs of 27, 5, 4, and 3 have been constructed. The parameters that constructed these structures are given below.

Structure with the 5 input: Temperature, pH, TDS, SS, Month

Structure with the 4 input: Temperature, pH, TDS, Month

Structure with the 3 input: Temperature, pH, Month

The Multi Layered Perceptron (MLP) structure has been implemented in the phase of modeling due to the success it provided in various applications. For the training of the MLP 6 different learning algorithm have been implemented. These algorithms are:

Standard Backpropagation (BP)

Extended Delta-Bar-Delta (EDBD)

Delta-Bar-Delta (DBD)

Normal Cumulative Delta (NBP)

Quick Prop (QPR)

Levenberg-Marquardt (LM)

The best result in the section of neural network applications is obtained with the neural network structure that uses the LM algorithm. In addition, in order to evaluate the results of the introduced ANN model more realistically, a comparison with the regression analysis has also been carried out. It has been observed that the proposed neural network model yields better results than the regression analysis.

The choice of the appropriate hidden layer which plays an important role in ANN structure in water quality modeling, the number of hidden layer neurons, and the appropriate transfer function for hidden and output layers are investigated in this study.

ANN model structures are designed as they are two hidden layered and one hidden layered structures. 10x10, 10x5, 5x5 and 20x5 neurons for two layered structure and 5 and 10 neurons for one hidden layered structure have been chosen.

In the ANN model structures the tangent hyperbolic and sigmoid functions have been used as the transfer functions in the hidden layers. And the most appropriate transfer function has been tried to be determined.

It is determined that the developed ANN models with 5, 4 and 3 inputs have not yielded so different results than the ANN models with 27 inputs and they might even demonstrate better results.

It is expected that the results obtained here will provide vast contributions to the future researches.

GİRİŞ

1.1 Çalışmanın Anlam ve Önemi

Hızla artan dünya nüfusu ve sanayinin gelişmesi çevre kirlenmesinin özellikle de su kaynaklarının kirlenmesini büyük ölçüde artırmıştır. Kullanılmış suların, deniz, göl ve nehirlerle doğrudan verilmesi bu su kaynaklarının faydalı kullanımlarını azaltmaktadır.

Özellikle sınırlı teknik ve ekonomik imkanlara sahip ülkelerde doğal kaynakların kirlenmeye karşı korunması ve izlenmesi su kalitesi çalışmalarının önemini daha da artırmaktadır.

Su kaynaklarındaki kalite değişimlerini incelemek için pek çok yöntem ve matematik model geliştirilmiştir. Bu yöntemlerde debi, yağış, sıcaklık, katı madde miktarı, su kalitesi parametreleri gibi birçok değişken kullanılmaktadır. Su kaynaklarının kullanımlarının planlanmasında ve yönetiminde, toplanmış kalite ve debi verilerinin uygun analiz ve modelleme yöntemleri ile yorumlanması önemli bir husustur. Veri toplama ile ilgili olarak ileriye yönelik strateji geliştirebilmek, tahminler yapabilmek ve nihayet pahalı ve zaman alıcı bir iş olan veri toplama çabalarını en az seviyede tutabilmek, modelleme çalışmaları ile mümkün olabilmektedir.

Nehirlerde çözünmüş oksijen (ÇO) konsantrasyonu, su kalitesinin belirlenmesinde egemen bir rol oynamaktadır. Bu parametre, suyun ekolojik stabilitesine ve aktivitesinin önemli bir ölçütünü oluşturmaktadır. Çözünmüş oksijen sudaki yaşamın sürebilmesi, metabolik faaliyetler ve sentez olayı için gereklidir. Kirlenmenin, alg etkililiğinin ve organik madde miktarının bir göstergesidir. Bu nedenlerden dolayı çözünmüş oksijen parametresi, bu çalışmada model kurma sürecinde kullanılmıştır.

Çözünmüş oksijen değişimi, çok karmaşık olan fiziksel, kimyasal ve biyolojik süreçlere sahip olup, bunların bazıları tam olarak matematiksel bir biçimde ifade

edilememektedir. Matematiksel olarak ifade edilen yapılar ise yetersiz ve bazı ihmallere dayandırılmaktadır. Yine su kalitesindeki değişimlerin süreç ve proseslerinin etkileşimlerinin mekanizması tam olarak ortaya konulamamaktadır. Rastlantısal olayların model yapısını nasıl etkileyeceğinin net bir matematiksel ifadesi yoktur. Süreç ve proseslerin yapılarında kullanılan katsayıların, çoğunlukla nasıl değiştiği belirlenemediği için kabuller yapılmakta (üniformluk, homojenlik vb.) yada ihmal edilmektedir.

Çözünmüş oksijen değişimini belirleyebilmek için günümüze kadar bir çok farklı yöntem kullanılmış ve yeni yaklaşımlar gündeme getirilmiştir. Yüzeysel sularda çözünmüş oksijen değişimine etki eden birçok faktör, süreç ve mekanizmanın bulunması problemi karmaşık ve çözümünü daha zor hale getirmektedir. Bu nedenle mevcut yöntem ve modellerle çözünmüş oksijenin değişiminin belirlenmesinde birçok parametrenin analizi ile istatistik bilgiye ihtiyaç duyulmaktadır. Bu verilerin elde edilmesi zaman alıcı ve pahalı olduğu için özellikle nehirlerde su kalitesi izlenmesi ve değerlendirilmesi çalışmaları sınırlı ölçüde gerçekleştirilmektedir.

Mevcut yöntem ve modellerle yürütülen su kalitesi çalışmalarında, çözünmüş oksijenin belirlenmesi için yukarıda bahsedilen eksiklikleri tamamlamak için yeni yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu çalışmada, Yapay Sinir Ağları (YSA) modelleri ile çözünmüş oksijenin belirlenmesi modeli karmaşık süreç ve mekanizmaları en kolay şekilde çözmeyi sağlamıştır. Bu model ile daha önce sınırlı sayıda su kalitesi parametresi, çözünmüş oksijen ile aralarındaki matematiksel ifade bilinemediği için ihmal edilirken bu model ile bu tip parametrelerde çözüm içerisine ilave edilmiştir. Böylece ekosistem modellemesi kavramına uygun hale getirilmiştir.

Nehirdeki çözünmüş oksijen değişiminin nasıl gerçekleştiğini görmek amacı ile en aza indirilmiş temel ve ölçülmesi çok kolay parametreler YSA yapısında giriş olarak kullanılmıştır. Bu parametreler online olarak da ölçülebilecek nitelikte parametrelerdir. Böylelikle nehir üzerinde belirlenen ölçüm istasyonlarında online olarak yapılan ölçümler bir ağ yapılanması içerisinde merkezi bir sistemde birleştirilerek bütün ölçüm sonuçları burada toplanabilecektir. Bu online ölçüm değerleri sistem içerisinde, geliştirilen nöro model yardımı ile hesaplanarak

Çalışmada ülkemiz için önemli bir su kaynağı olan Kızılırmak Nehri seçilmiştir. Geliştirilen YSA modeli ile etkin ve hızlı bir şekilde nehir üzerindeki çözünmüş oksijen değişimi belirlenmiştir.

Çalışmanın ilk aşamasında Kızılırmak Nehri'ne ait su kalitesi verilerine Faktör Analizi uygulanarak, kurulacak YSA yapısı için etkin parametreler tespit edilmeye çalışılmıştır.

Daha sonraki adımda ise Kızılırmak Nehri'ndeki ÇO değişiminin nasıl gerçekleştiğini görmek amacı ile en aza indirilmiş temel ve ölçülmesi çok kolay parametreler YSA yapısında giriş olarak kullanılmıştır. Burada 27, 5, 4, ve 3 girişli YSA yapıları oluşturulmuştur.

Çalışmada, Çok Katlı Perseptron (ÇKP) yapısı model kurma sürecinde kullanılmıştır. ÇKP'leri eğitmede, Standart Geri yayılım (BP), Extended Delta-Bar-Delta (EDBD), Delta-Bar-Delta (DBD), Normal Kümülatif Delta (NBP), Quick-Prop (QPR) ve Levenberg-Marquardt (LM) algoritmaları kullanılmıştır. Farklı öğrenme algoritmaları kullanmanın amacı, daha hızlı ve daha doğru sonuç elde etmek ve farklı öğrenme algoritmalarını ve ağırlarını bu uygulama için test etmektir.

YSA ile uygulamalar bölümünde en iyi sonuç, LM algoritması ile elde edilen YSA yapısı ile bulunmuştur. Geliştirilen model ile elde edilen sonuçların karşılaştırılabilmesi için ayrıca regresyon analizi uygulanmıştır.

YSA ve regresyon analizi çözünmüş oksijen sonuçlarının karşılaştırılması ile YSA ile geliştirilen modelin beklendiği gibi regresyon analizinden daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. YSA modeline farklı veri kümeleri uygulanarak da modelin performansı ayrıca farklı giriş durumlarında test edilmiştir.

2 SU KALİTESİ MODELLERİ

2.1 Akarsu Kirlenmesi

2.1.1 Genel

Atıksuların, hiç bir arıtmaya tabi tutulmadan akarsulara verilmesi halinde deşarj noktasından başlayarak akış yönünde bir çok fiziksel, kimyasal ve biyolojik değişmeler meydana gelmektedir. Eğer kirletici zamanla bozunan bir organik madde içeriyorsa deşarj noktasından sonraki bölümlerde oksijen tüketimi başlamakta ve çözünmüş oksijen konsantrasyonu azalmaktadır. Atıksudaki askıda maddeler bulanıklık yaparak suyun ışık geçirgenliğini azaltmaktadır. Bu gibi değişiklikler ise, canlıların su içindeki tür ve miktarlarını değiştirmektedir.

Kirletici kaynak su ortamına ulaştığında belli bölgeleri etkisi altına alır. Akarsularda, kirletici kaynaktan sonra, durgun sularda ise deşarj noktasında yoğun bir kirlenme meydana gelir.

Kirlenmiş bir akarsuda biyolojik ve ekolojik sistemi kontrol altında tutabilmek için kirlilik izleme programları uygulanır. Bu izleme programlarında, biyolojik ve kimyasal metotlar kullanılır.

Biyolojik olarak kirlilik izlenmesinde elde edilen veriler bir grafikte toplanır ve değerlendirilir. Bu grafiklerin çiziminde kirlenme kaynağından sonra belirli mesafelerde tespit edilen indikatör mikroorganizmaların sayısı ve türü kullanılır.

Her iki izleme metodunda kirleticilerin etkileri, kirletici cinsi ile akarsuyun debisi ve fiziksel şartlarına bağlı olarak değişmektedir. Durgun sularda etki mesafesi az, fakat yoğun konsantrasyon nedeniyle büyük olmaktadır. Bir kirletici akarsuya karıştıktan sonra, kirlenmiş bölgede ilerlerken ayrışmaya ve bazen zamanla yok olmaya başlar.

2.1.2 Akarsularda oksijen dengesi

Akarsuya kullanılmış sularla birlikte giren organik kirleticilerin ayrışmaları sırasında ortamdaki çözünmüş oksijen kullanılırken, diğer taraftan da atmosferden oksijen kazanılır. Bunlar; nitrifikasyon, sediment oksijen ihtiyacı, fotosentez, solunum, inorganik maddenin oksidasyonu, Fe, Mn oksidasyonları vb.'leridir. Belirli bir kirletici yükünün su yatağındaki çözünmüş oksijen konsantrasyonuna tesiri matematiksel olarak ifade edilebilir. Suda çözünmüş oksijeni etkileyen birçok proses vardır.

Belirli bir anda belirli bir akarsu parçası için oksijen dengesi yazılabilir. Bu denge, mikroorganizmaların sarfettiği oksijen ile atmosferden temin edilen O_2 arasında kurulabilir. Bu, Streeter-Phelps'in geliştirdiği en basit yaklaşımdır. Mikroorganizmaların oksijen kullanma hızı;

$$v_1 = k_1(B_0 - B_t) = k_1 B \quad (2.1)$$

denklemleri ile ifade edilebilir.

Burada B_0 , başlangıçtaki biyokimyasal oksijen ihtiyacını yani organik maddelerin ayrışması için gerekli toplam oksijeni (mg/l) ; B_t , herhangi bir t anına kadar sarf edilen oksijen (mg/l); k_1 , belirli bir kirletici için sabit kabul edilen oksijen tüketim sabiti (gün^{-1}) dir.

Bu eşitlik incelendiği zaman oksijen tüketim hızının ortamdaki organik madde yükü ile arttığı, tüketilen oksijen miktarı ile de azaldığı görülür. Organik maddeler ayrıştıkça, $(B_0 - B_t)$ farkı küçülür ve oksijen sarfiyat hızı da düşer.

Akarsulardaki oksijen tüketimi ile atmosferden oksijen kazanma birlikte oluşarak ortamdaki oksijen konsantrasyonunun değişimine etki eder. Aynı anda cereyan eden, bu iki olaydan dolayı denge halinde;

$$\frac{dD}{dt} = k_1 B - k_2 D \quad (2.2)$$

eşitliği yazılabilir.

Burada;

D= Çözünmüş oksijen noksanlığını (mg/l)

B= Çözünmüş organik madde miktarı (mg/l)

Çözünmüş oksijen noksanlığının değişme hızı, organik maddelerin oksitlenmesinde kullanılan ve atmosferden kazanılan oksijen miktarları ile değişir. Organik madde konsantrasyonunun bir ölçüsü olan B, oksijenle bozunurken birinci derece bir denklem kinetiği gösterdiği kabul edildiğinden,

$$B = B_0 e^{-k_1 t} \quad (2.3)$$

şeklinde yazılabilir. Bu değer bir önceki eşitlikte yerine konup integre edilirse oksijen noksanlığı D için aşağıdaki eşitlik elde edilir:

$$D = \frac{k_1 B_0}{k_2 - k_1} (e^{-k_1 t} - e^{-k_2 t}) + D_1 e^{-k_2 t} \quad (2.4)$$

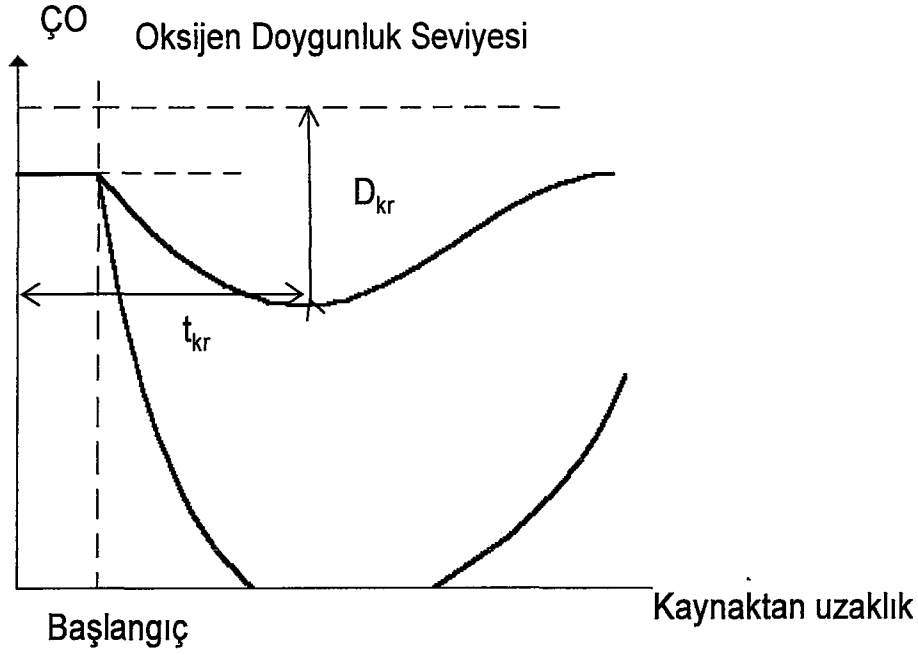
denklemini elde edilir. Burada D_1 , $t=0$ başlangıç anındaki oksijen noksanlığı olup, çözünmüş oksijen doygunluk değeri (C_s) ile deney başlangıcındaki çözünmüş oksijen konsantrasyonu (C_0) arasındaki farktır.

$$D_1 = C_s - C_0 \quad (2.5)$$

Hemen deşarj noktasından sonraki noktalarda olduğu gibi oksijen tüketimi büyük olursa, çözünmüş oksijen konsantrasyonu düşer. Zira bu sırada atmosferden temin edilen oksijen miktarı ihtiyacı karşılayamamaktadır. Bu düşüş çözünmüş oksijenin minimum olduğu kritik noktaya kadar sürmektedir. Bu noktadan sonra ayrışma sürdükçe oksijen tüketim hızı azalmakta, buna karşılık oksijen noksanlığı fazla olduğundan oksijen temin hızı artmaktadır. Böylece de sudaki çözünmüş oksijen miktarı artarak tekrar doygunluk değerine ulaşmaktadır. Bu durum şekil 2.1'deki gibi grafikte ifade edilebilir.

Son denklemdaki k_1 ve k_2 katsayıları sıcaklıkla değişir. Ancak havadan oksijen kazanma katsayısı, k_2 'nin su yatağındaki karışımla değişimi daha önemlidir.

Şekil 2.1'de verilen çözünmüş oksijen konsantrasyonu eğrisi incelenirse eğrinin bir minimumdan geçtiği görülür. Bu noktaya kritik nokta adı verilir. Bu noktaya ulaşılması için geçen süre de t_k ile gösterilir. Bu noktadaki organik maddenin



Şekil 2.1 Akarsularda organik kirlenme ile çözünmüş oksijen dengesi ayrışması için gereken oksijen ihtiyacı atmosferden temin edilen oksijen miktarına eşittir. Atmosferik havalanma ile kazanılan çözünmüş oksijen hemen harcanmaktadır. Burada, $v_1 = v_2$

$$k_2 D_k = k_1 B = k_1 B_0 e^{-k_1 t_k} \quad (2.6)$$

eşitliği ile ifade edilir.

Burada D_k , kritik noktadaki oksijen noksanlığını, t_k kritik süreyi gösterir.

2.7 denkleminde kritik süre, t_k , çözümlürse :

$$t_k = \frac{1}{k_2 - k_1} \ln \left[\frac{k_2}{k_1} \left(1 - \frac{D_1 (k_2 - k_1)}{k_1 B_0} \right) \right] \quad (2.7)$$

ifadesi elde edilir. Bu denklem yardımıyla akarsuda hangi noktada kritik oksijen seviyesine ulaşılabileceği hesaplanabilir. Bu denklemde k_1 ve k_2 katsayıları incelenen nehir parçası için sabit kabul edilmiştir. Ayrıca bir tek kirlenme kaynağının bulunduğu ve oksijen ihtiyacının sadece karbonlu organik maddenin oksitlenmesi için gereken miktar olduğu da kabul edilmiştir. Oysa, adsorpsiyon, absorpsiyon, çökeltme ve diğer fiziksel şartlarla olan organik maddenin bozunması ile fotosentez ve solunum

çözünmüş oksijen eğrisine etki etmektedir. Bu faktörler dışarıda tutularak denklem basitleştirilmiştir.

Herhangi bir akarsuya atıksu deşarj edildiği anda meydana gelebilecek konsantrasyon değişimleri basit analitik kurallarla çözülebilmektedir. Eğer akarsu debisi Q , çözünmüş oksijen konsantrasyonu C ise bu suya verilen atıksu debisi q ve çözünmüş oksijen konsantrasyonu da c_0 ise bu iki sıvı karıştığında çözünmüş oksijen;

$$D_{kar} = \frac{Q \cdot C_0 + q \cdot c_0}{Q + q} \quad (2.8)$$

şeklinde hesap edilebilir.

2.2 Nehir Sisteminde Su Kalitesi Model Kavramı

Su kaynaklarının kullanımlarının planlanmasında ve yönetiminde toplanan kalite ve debi verilerinin uygun analiz ve modelleme yöntemleri ile yorumlanması önemli bir husustur. Veri toplama ile ilgili olarak ileriye yönelik strateji geliştirebilmek, tahminler yapabilmek ve nihayet pahalı ve zaman alıcı bir iş olan veri toplama çabalarını en az seviyede tutabilmek modelleme çalışmaları ile mümkün olabilmektedir [1].

Toprak ve su kaynaklarının geliştirilmesinde planlama ve düzenleme aşamalarında büyük önem taşıyan havzalar, doğal birer açık sistem olarak düşünülürler [2].

Bir su kalitesi modeli, kirliliği belirleyen parametrelerin konsantrasyonlarının zamanda ve mekanda değişimlerini matematiksel olarak ifade edebilen bir yapıdır. Akarsular, göller, körfezler ve açık denizlerde insanların neden olduğu etkilerle su kalitesinde oluşan bozulmaları ortaya çıkarmak ve söz konusu etkilerin olumsuz sonuçlarını önlemek için alınacak tedbirlerin somut ve objektif bir şekilde saptanmasında, bilgisayar modelleri çok önemli hizmet görmektedir. Su kirliliği kontrolünde kullanılan matematiksel modeller iki ana gruba ayrılabilir:

- Yüzeysel sulardaki fiziksel, biyolojik ve kimyasal oluşumları matematiksel olarak ifade eden temel modeller

- Dış etkilerle dengesi bozulan ve değişimleri birinci tipteki modellerle saptanan ortamlarda, yapılacak mühendislik çalışmalarına ve alınacak ekonomik, sosyal ve hukuki kararlara ışık tutacak simülasyon (benzeşim) ve optimizasyon (eniyileme) modelleri.

Bir su kalite modeli iki ana kısımdan oluşur: Biyokimyasal oksijen ihtiyacı, algler, klorür, nitrat vb. su kalitesini belirleyen parametreler ve debiler, akım hızları, su derinlikleri gibi hidrolik ve hidrolojik elementler. Günümüzde kullanılan su kalite modelleri, yüzeysel sulardaki fiziksel, biyo-kimyasal ve biyolojik süreçler arasındaki ilişkilerin matematiksel olarak belirlenmesi ile oluşturulmaktadır. Kalite modellerinin salt kurumsal açıdan tatmin edici bir düzeye ulaştığı iddia edilemez. Bunun nedeni, gerek dış etkenlerin gerekse incelenecek olayı belirleyen iç faktörlerin çokluğu ve bunları ifade etmek için kullanılacak matematiksel araçların karmaşıklığı olmaktadır. Uygulamada, adı geçen güçlüklerin yenilebilmesi için bazı basitleştirilmelere ve matematiksel yaklaşık çözümlere gidilmesi zorunlu olmaktadır.

Bu şekilde elde edilen modellerin, günümüzde yaygın olarak uygulandığı ve birçok alanda mühendislik tasarım çalışmaları için yeterli duyarlılıkta sonuçlar verdiği görülmektedir.

Bir akarsu kaynağına girdileri çıktılara dönüştüren bir sistem gözüyle bakılabilir. Sistem, belli bir zaman içinde giriş ve çıkış verileri arasında bağıntıyı gösteren gerçek yada soyut bir yapı, düzenek, şema veya işlem olarak tanımlanabilir [3].

Bir sistemin değişen koşullar altında davranışlarının incelemek, kontrol etmek ve geleceği hakkında tahminlerde bulunmak amacı ile modellerden yararlanılmaktadır. Klasik yaklaşımda, bir sisteme verilen girdilerin sonuçlarını tahmin etmek için, sistem içerisindeki süreçleri meydana getiren fiziksel kanunlar bir matematik girdi ile birlikte bu model içerisine dahil edilir ve sistem davranışı girdiği alan ve çıktı haline dönüştürülebilen kavramsal bir eleman olarak da düşünülebilir [2].

Nehir kirliliği modellemesini de içeren sistem analizinde; problemlerin tanımı ve amaçları, sistemin tanımı ve sınırları, amaç fonksiyonlarının tanımı, sistem davranışlarına ve girdilerine ilişkin veri toplama, modelin kurulması, parametre tahmini, modelin bağımsız verilerle denenmesi, çözümlerin hesaplanması, çeşitli alternatiflerin benzeşimi, duyarlılık analizi, alternatiflerin kriter ve standartlara göre

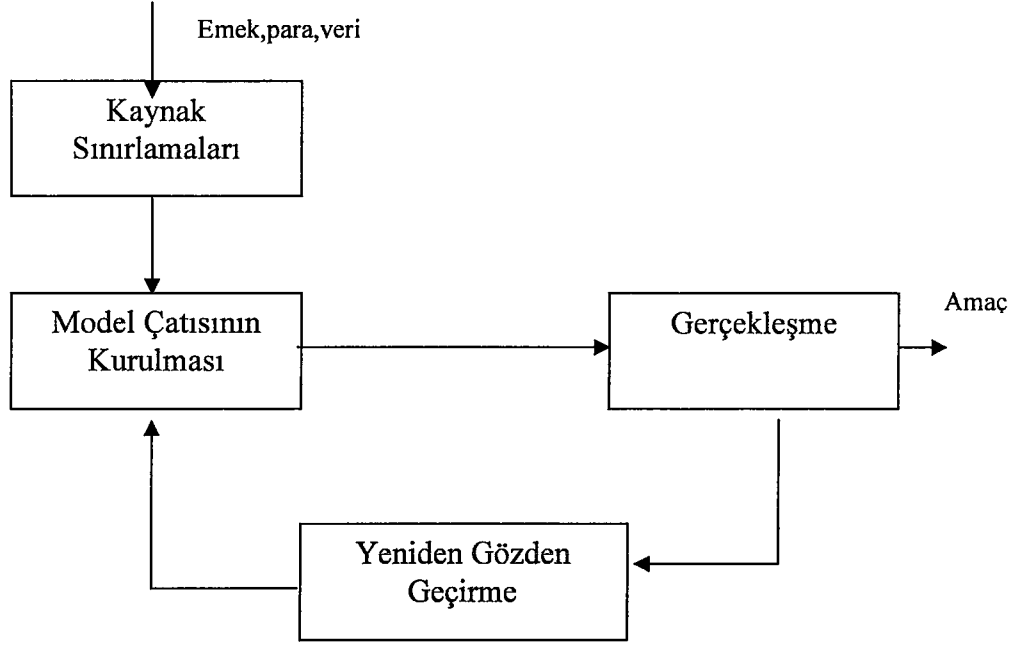
değerlendirilmesi ve uygulama gibi adımlar izlenir. Bu amaçla sistem önce analiz aşaması olarak bileşenlerine ayrıştırılır, sonra sentez aşaması olarak anlamlı bir biçimde yeniden birleştirilir. Sistem analizlerinde, sistemin çalışması ve davranışlarının değerlendirilmesi de matematik bir model ile temsil edilir. Bu modelin parametreleri sistemin yapısına ve fiziksel kanunlara bakılmaksızın mevcut girdi ve çıktı verilerinden belirlenir [4].

Model, bir sistem veya alt sistemin davranış gösterimi veya karmaşık bir sistemin basitleştirilmesi tanımlamasıdır. Model, bir gereğin gösterimi olarak da tanımlanabilir. Model kavramı, kısaca ve amaca uygun olarak sistemlerin yapısını ve davranışlarını kelimelerle veya matematik bağıntılarla temsil etmeye çalışan ifadeler topluluğu biçiminde tanımlanabilir. Matematik model, kısaca gözlenen, analiz edilen ve tahmin edilen bir işlem veya sürecin matematiksel olarak ifadesidir. Matematiksel modeller, değişkenler arasındaki ilişkileri tanımlayan, mantıksal cümleler ve bir dizi denklemler kullanarak sistemin davranışını veren modellerdir.

2.3 Model Kurma Süreci

Modelleme işleminde etkili olabilecek zaman, para, emek, veri gibi sınırlı kaynaklar belirlenir, model bileşenlerinin nasıl ele alınacağı ve hangi kararlar verileceği hakkında olayın tasarımı yapılır. Modelleme işleminde kurulan model amacına ulaşmazsa, modeli yeniden gözden geçirmek ve modeli test etmek gerekir. Modelin kuruluşunda yapılan varsayımlar ve kabuller, kullanılan ampirik bağıntılar ve diğer belirsizlikler, bilgisayar çıkışları ne kadar etkileyici olursa olsun modelin verdiği sonuçların değerlendirilmesinde ve modellerin etkili bir şekilde kullanımında modelcinin bilgi ve deneyimi gibi kişisel özellikler ağır basmaktadır.

Nehir kirliliği modeli, akarsu sisteminin davranışını, modelleme amaçları açısından yeterli ayrıntı ve doğrulukla temsil ettiği gösterilmiş bir matematiksel modelin elde ettiği bir dizi alt süreci kapsar. Bu alt süreçlerin neler oldukları, nasıl tanımlandıkları ve nasıl sıralandıkları konusunda, bazı adlandırma ve anlayış farkları görülmekle birlikte, ilke olarak oldukça yaygın bir fikir birliği sağlanmış görünmektedir. Şekil 2.2’de model kurma süreci şematik olarak verilmiştir. Burada çeşitli araştırmacılar tarafından önerilmiş modelleme prosedürlerinin ortak yönlerini toplamaktadır.



Şekil 2.2 Modelleme işlemi

Modelleme sık sık geri dönüşleri gerektiren iteratif bir süreçtir ve çeşitli aşamalarını birbirinden ayıran kesin çizgiler yoktur. Modeli kurmadan önce problemin tanımı ve hangi amaca hizmet edeceğinin iyi saptanması gerekir. Önceden yapılmış çalışmalar teorik şartlar altında gözlenir. Modelin uygulanmasında arazi ve laboratuvar verilerinden yararlanılır. Güvenilir bir model kurmak için, genel teorilerin iyi bilinmesi, çözüm tekniklerinin bilinmesi, modelin başka koşul ve yerlere uygulanabilmesi gerekir [5].

Su kalitesi modellemesi; karmaşık sistemlerin sistematik bir biçimde tanımlanması, sebep sonuç ilişkilerinin belirlenmesi, pahalı ve zaman alıcı arazi çalışmaları yapmaksızın, alternatif yönetim ve kontrol stratejilerinin etkilerinin saptanması ve sistem davranışlarının değerlendirilmesi gibi amaçlarla kullanılmaktadır. Modellerin tahminlerinin doğruluğu; fiziksel gerçeklerin iyi bir şekilde temsil edilip edilmediğine, modelde kullanılan matematiksel yöntemlere ve katsayıların doğruluğuna bağlıdır. Modellemeyi de içeren sistem analizinde, sistem önce bileşenlerine ayrıştırılır (analiz aşaması) sonra anlamlı bir biçimde yeniden birleştirilir (sentez aşaması).

Sistem analizinde genel olarak aşağıdaki adımlar bulunur:

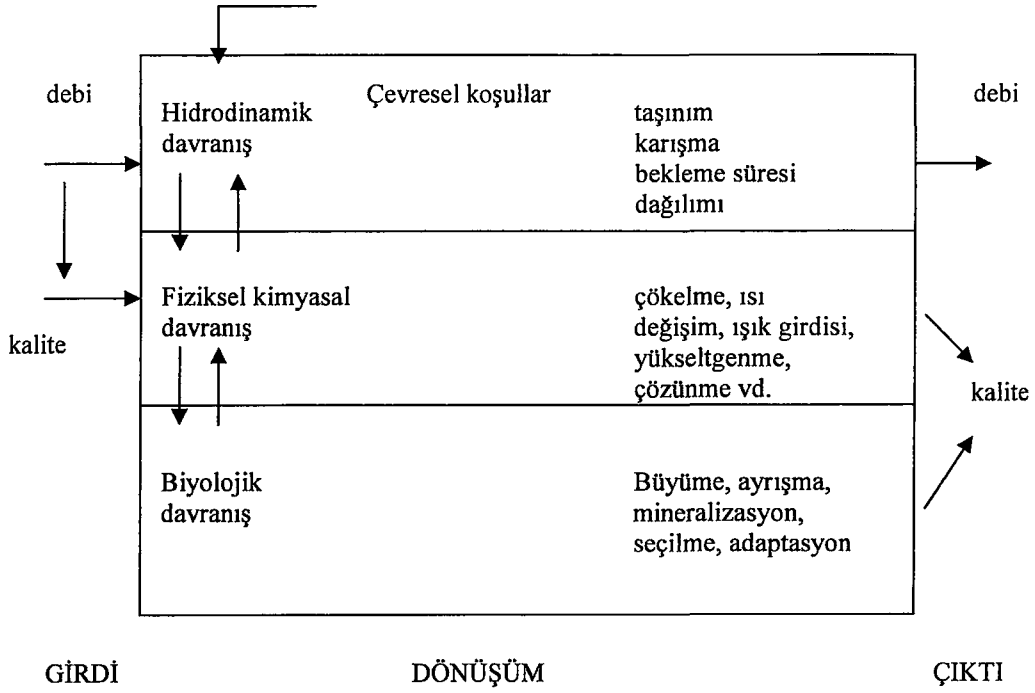
- Problemin tanımı

- Sistemin tanımı, sınırları
- Amaç fonksiyonlarının tanımı
- Sistem davranışlarına ve girdilerine ilişkin veri toplama
- Model kurma
- Parametre kestirimi
- Modelin bağımsız verilerle denenmesi
- Çözümlerin hesaplanması, çeşitli alternatiflerin benzeşimi
- Duyarlılık analizi
- Alternatiflerin kriter ve standartlara göre değerlendirilmesi
- Plan seçimi
- Uygulama

Çevre Mühendisliği kapsamında kullanılan su kalitesi modelleri pek çok şekilde sınıflandırabilir:

- Eldeki verilere göre stokastik modeller (istatistiksel, kara kutu) ve deterministik (kavramsal) modeller
- Bağımsız değişkenin boyutlarına göre. 1, 2 veya 3 boyutlu (1D, 2D, 3D) modeller; zaman değişkenine göre kararlı hal veya dinamik modeller.
- Kullanılan bilgisayar sistemine göre: analog veya dijital modeller.
- Modellerin içerdiği alt süreçlere göre: hidrolojik, hidrodinamik, fiziksel, kimyasal, biyolojik ve ekolojik modeller.

Su kalitesi modellemesi, suyun kantitatif modellemesi ile yakından ilişkilidir. Bu durum Şekil 2.3’de gösterilmiştir.



Şekil 2.3 Su modellemesinde kalitatif ve kantitatif süreçler

Matematiksel su kalitesi modellerinin ana özellikleri böylece belirlendikten sonra, bu modellerin uygulamadaki kullanma amaçları tanımlanabilir:

- Yüzeysel sularda insan kaynaklı faaliyetler sonucunda oluşan kirlilik yükünün, bu yükün zaman içindeki değişiminin ve doğal denge bozulmadan suların alabileceği kabul edilebilir kirliliklerin hesaplanması
- İnsan yaşamı için hayati önemi olan suyun niteliğinin korunması amacı ile alınacak önlemlerin etkinlik ve ekonomik tutarlılığının saptanması. Bu amaçla yapılacak olan çalışmalar çok geniş kapsamlı olup, sadece dar sınırlı yerel çözümler soruna ışık tutamamakta ve konuya bölge ve su kaynakları planlamasının bir ögesi olarak yaklaşılması gerekmektedir.

2.4 Modellerin Gelişimi ve Tarihçesi

Yüzeysel su kalitesinin incelenmesi için bilimsel yöntemler, 1925’lerde A.B.D. de önerilen “Streeter-Phelps denklemleri” ve 1930’larda Almanya’da geliştirilen “su yükü planı” ile başlamıştır. Bir akarsu boyunca çözünmüş oksijen ve biyokimyasal oksijen ihtiyacını parametre olarak kullanan bu yöntemler oldukça kaba

basitleştirmelerden hareket ederek, uzun yıllar boyunca su ortamlarının kalite özelliklerinin belirlenmesinde yardımcı olmuşlar ve uygulama olanağı bulmuşlardır. Bilgisayarların 1950'lerden sonra giderek daha geniş ölçüde mühendislik çalışmalarında kullanılmaya başlaması ile, yukarıda adı geçen yöntemlerin daha da geliştirilmesi olanağı doğmuştur. Bu gelişmenin ana hatlarına göz atıldığında, aşağıdaki ağırlık noktaları belirginleşmektedir:

Bilgisayar, sayısal açıdan daha geniş kapsamlı incelemelere olanak sağlamaktadır. Örneğin değişken akarsu debileri, biyolojik değişimler, değişken atıksu deşarjları vb. etkiler modelde kolaylıkla hesaplanabilmektedir.

Bilgisayar modelleri, olayda etkin olan öğelerin daha ayrıntılı bir biçimde incelemesine olanak sağlamakta böylece ayrıntıları daha iyi bilinen bir oluşumun, çeşitli koşullar altındaki davranışının daha tutarlı bir biçimde saptanabilmesi mümkün olmaktadır. Örneğin, bir su kalitesi parametresi olan çözünmüş oksijen konsantrasyonu daha önceki uygulamalarda bütünsel bir değişken olarak kullanılırken, gelişmiş modellerde çözünmüş oksijene etki eden bakteriyel metabolizma, alg solunumu ve taban çamurunun etkisi ayrıntılı olarak hesaba katılabilmektedir.

Matematiksel modeller, duyarlılık analizlerine olanak tanımaktadırlar. Böylece model kurulurken yapılan basitleştirici varsayımların tutarlılığı kolaylıkla saptanabilmekte ve bu modellerin esnekliği, parametre değişimlerinin etkilerinin hesaplarda sağlıklı bir biçimde göz önüne alınabilmesini mümkün kılmaktadır [6].

Yüzeysel sulardaki fiziksel, kimyasal ve biyolojik değişimlerin matematiksel olarak ifade edilmesi ile ortaya çıkan modeller, daha üst bir aşamada daha geniş kapsamlı eniyileme modellerinin birer ögesi olarak kullanılabilmektedir.

Doğadaki bir çok olayda olduğu gibi, yüzeysel suların çeşitli özellikleri de stokastik özellikler göstermektedir. Ayrıca bu suların kirlenmesine yol açan insan kaynaklı etkilerin de, zaman içinde stokastik bir gidiş gösterdiği bilinmektedir. Kurulan bilgisayar modelleri, gerek hidrolojik açıdan rasgele unsurları ve gerekse de atıksu yükündeki rasgele değişimleri kapsamına alabilmekte ve bu şekilde yapılan incelemelerle olaya daha gerçekçi bir yaklaşım sağlanabilmektedir.

Bilgisayar modelleri, mühendislik çalışmalarında nesnelliği sağlamaktadır. Karmaşıklığına daha önce işaret edilen yüzeysel sulardaki kirlenme olayına, salt mühendislik tecrübesi ile yaklaşıldığında, çok yanıltıcı sonuçlara varma olasılığı büyüktür. Bu yüzden, matematik modellerin kullanılması ve bu modeller yardımı ile elde edilen sonuçların yapılacak mühendislik çalışmalarının temelini oluşturması, tutarlı ve daha ekonomik çözümlere varmak için vazgeçilmez bir yol olarak karşımıza çıkmaktadır.

Su kirliliği ve kontrolünde kullanılan modeller çok eski bir geçmişe sahiptir. Bu gelişmenin ana öğeleri, su ortamlarının kalitesini belirleyen etkenler hakkındaki bilgilerin giderek artması, bilgisayarların ve bilgisayar modellerinin yaygınlaşması ve her geçen gün artan çevresel baskılar altında giderek daha karmaşık problemlerin çözümünün gerekli olmasıdır. Aşağıda modellerin gelişimi tarihsel dönemler halinde verilmiştir.

1925-1965: Bu dönemde akarsu ve haliçlerde olduğu gibi tek boyutlu hareketler ve birinci derece süreçler üzerinde çalışılmıştır. Sulara yapılan atıksu deşarjlarının içerdiği organik madenin bakteriler tarafından ayrıştırılması ile ilişkili olarak çözülmüş oksijen modellemesi yapılmıştır.

1965-1970: İki boyutlu modellerle alıcı su ortamlarında (sığ göller, limanlar, körfezler) çalışılabilir hale gelmiştir. Kinetik çalışmalarına azot bileşiklerinin yükseltgenmesi de dahil edilmiştir.

1970-1980: Derin göllerin hidrodinamiği ve tabakalaşma da çalışılan konular arasına girmiştir. Alglerin büyümesi ve kinetiği konusunda çalışmalar ilerlemektedir. Kinetik çalışmalarında: organizmaların sıcaklığa karşı gösterdikleri fizyolojik reaksiyonlar, güneş radyasyonu ve besin maddelerinin kısıtlayıcı rolü gibi (Monod) doğrusal olmayan ilişkiler ve etkileşimler dikkate alınmaktadır. Alg büyümesi pH'ı belirleyen kimyasal reaksiyonlarla yakın ilgilidir, besinlerin varlığı ise kısmen pH tarafından kontrol edilmektedir. Tüm bu kimyasal reaksiyonlar dikkate alınmaktadır. Ayrıca sedimentteki durumlar da çalışmalarda yer almaktadır. Bütün bu gelişmeler nedeni ile, hesaplardaki karmaşıklık artmakta, veri gereksinimi artmakta, bilgisayar çıktılarının yorumlanması ise başlı başına bir problem oluşturmaktadır.

1980 sonrası: Hidrodinamik, yapıları da kapsamaktadır. Kinetik çalışmalarında toksik maddelerin davranışları ve bu nedenle taşınım da dikkate alınmaktadır. Taşınım özellikle askıda katı madde ve sediment taşınımını içerdği için, bu konuda bilgi gereksinimi ortaya çıkmıştır. Bir taraftan araştırmalar devam ederken, diğer taraftan problemlerin çözümünde modeller başarı ile uygulanmaktadır. Ancak kestirimlerin güvenilirliği ve duyarlılığı konusunda daha çok çalışmaya ihtiyaç vardır. Bu arada ekosistem modellemesi de hızla gelişmektedir. Giderek daha çok zaman içinde değişken durumlar bilgisayar yardımı ile çözülebilir hale gelmektedir.

1976'da Avustralya Melbourne Westernport Körfezinde bir su kalitesi matematik modeli geliştirilmiştir [7]. Bu körfez için kullanılan su kalitesi modelinde, topoğrafik model, hidrodinamik model, taşınma modeli, kimyasal kinetikler ve etkileşim modelleri birleştirilmiştir. Bu çalışmada, körfezdeki noktalarda, çözünmüş oksijen kaybı belirlenmiştir. Model kalibrasyonu ve doğrulanması yapılmıştır. Ancak etkileşim modeli ve kimyasal kinetikleri kontrol edecek veri yoktur. Ayrıca modelin, bir ekosistem modelinde temel bilgi temini için de kullanılması önerilmiştir.

Whitehead ve Young (1979) Monte Carlo yaklaşımını Bedford Ouse nehrine yapılan deşarjlar için su kalitesi modeline uygulamıştır [8]. Su kalitesi modelinin iki tipi, giriş-çıkış ve karakutu tanımlaması ile yapılmışlardır. Monte Carlo analizinde, yağış-akış etkileri modeli ile deterministik çoklu varış akımı birleştirilerek kullanılmıştır. Monte Carlo tekniği, analitik çözümün elde edilmesinin zor olduğu Bedford Ouse akışı su kalitesi modeli ve nonlinear problemlerde kullanılmaktadır.

Jettmar (1980), modelleri kullanarak İngiltere'deki kanal sisteminde su kalitesi ve kirleticiler arasındaki ilişki ve etkileri belirlenmeye çalışılmıştır [9]. Storm model, havzadaki akışlarda toplam koliform, ortofosfat, BO_5 , çökebilir katı madde, askıda madde gibi su kalitesi parametrelerini hesaplamada kullanılmıştır. Kalibrasyon ve doğrulama sonuçları iyi de olsa, modeli geliştirebilmek için yeni verilerin ilave edilmesi gerektiği görülmüştür.

Thomann (1982), su kalitesi modellerinin doğrulanması için çalışmalar yürütmüştür [10]. Doğrulamadan önceki ilk adım, arazi veri değerlerinin modele uygulanıp, model katsayılarının test edildiği ve ayarlandığı kalibrasyon adımdır. Doğrulama, ilave arazi verileri ile kalibre edilen modelin bir sonraki test adımdır. Kalibrasyon ve

doğrulama, modelin geçerliliğini ve güvenilirliğini denemek için kullanılır. Doğrulama değerini göstermenin kolay ve direkt yolu, hesaplanan değerler ile gözlemlenen verilerin karşılaştırılmasıdır. Bazen bu amaç için regresyon analizi, rölatif hata, aritmetik ortalamaların karşılaştırılması, kök ortalama, kare hata ve nicel ölçü gibi istatistiksel karşılaştırma yöntemleri kullanılır. Mevcut verilerle kurulan bütün modellerde kalibrasyon her ne kadar mümkün olsa da, doğrulama analizi performansı artırmaktadır [10].

Camara ve Randall (1984), tarafından diferansiyel denklemlerle kurulup hızlandırılan QUAL-II modeli denenmiştir. Bu denklemler, dispersiyon ve adveksiyon terimleri ile su kalitesi parametreleri arasındaki etkileşmeyi içermektedir. Ancak bu çalışmada koliform denklemleri, diğerlerinden bağımsız olması nedeni ile dispersiyon ve adveksiyon etkileri ile değerlendirilmemiştir. QUAL-II'nin eşzamanlı diferansiyel denklemleri kurup çalıştıramayacağı en az bir durum vardır [11].

Lumpers (1985), temel su kalitesi hedeflerine rehber olacak, değişerek genişleyen çevresel etki analizlerinin önemini araştırmıştır. Özel problemler belirlenmiş, mevcut çevresel etki analiz tekniklerinin metodolojisi, hedefleri açıklanmıştır. Ancak problemleri çözmek için onlardan hiçbirinin yeterli olmadığı görülmüştür [13].

Crabtree (1986), Blackwater nehrinin verilerini kullanarak Thames Su İdaresinin geliştirdiği Blackwater isimli nehir kalite modeli ile QUAL-II modelini karşılaştırıp değerlendirmiştir. Model kalibrasyonundan sonra Blackwater modeli QUAL-II modelinden daha kötü sonuçlar vermiştir. İki modeldeki ana zorluk, özellikle ulaşım süresi ve kullanılabilir yeterli hidrolik verisinin olmayışıdır. Çünkü iki modelde de hız denklemleri zamandan bağımsızdır. Eğer model kaynakları sınırlıysa, önerilen QUAL-II modelinin diğer özel nehir modellerinden daha uygun olduğudur [14].

Martin (1988), Arkansas DeGray gölünde CE-QUAL-W2 (Mühendisler Kurulu, iki boyutlu su kütlesi için QUAL serisi modeli) modelini uygulamıştır. Modelde iki boyutlu hidrodinamik ve su kalitesi simülasyonları birleştirilerek bir çözüm verilmiştir [15].

Bölgesel su miktarını belirlemek ve atıksu arıtma sistemlerine gelebilecek su miktarını belirlemek için OPTİMA isimli bir matematik model geliştirilmiştir. Bu modelde Ave nehri havzasında test edilmiştir. Modelin amacı, yüzeysel su kalitesini

kontrol ederek, yararlı kullanımla ilgili politikaları geliştirmektir. Eğer simülasyon modelinden su kalitesi parametreleri elde edilmişse, farklı çalışmalar için giriş değeri olarak kullanılabilir [16].

Stamou (1992), nehirlerde su kalitesi tanımı için mevcut modelleri geliştiren bir boyutlu nümerik bir model sunulmuştur. Bu modelde iki interpolasyon planı önerilmiştir. Bunlar, OUICK ve QUIKSET'dir. İlk olarak, model, nehirde BOİ'nin kararlı hal durumundaki dağılımını tahmin etmek için uygulanmıştır. İkinci olarak, çok uzun sürelerde BOİ'nin konveksiyonu için denenmiştir. Üçünü adımda, sürekli olarak BOİ'nin dispersiyon ve konveksiyonu araştırılmıştır. Son olarak akım eğrisi tahmin edilmiştir. Sonuç olarak, OUICK ve OUIKSET ile birlikte yapılan hesaplamalar, kısa süreli ve sürekli durumların her ikisinde de kararlı ve doğru sonuçlar vermiştir [17].

Little ve Williams (1992), QUAL2E modelini kalibre etmek için nonlinear regresyon analizini uygulamışlardır. Kuzey Carolina ABD'den Creek drenaj alanına deşarj edilen çıkışlar kullanılmıştır. Su kalite modeli, çıkış noktasının altında ve üstündeki düşük çözünmüş oksijen konsantrasyonu yüzünden Creek alanındaki rezervuara etkilerini tahmin edip değerlendirebilmektedir. Su kalitesi parametresi olarak, çözünmüş oksijen, BOİ, nitrit, nitrat, amonyak ve organik azot seçilmiştir. Modeli kalibre etmek için QUALFIT bilgisayar modeli geliştirilmiştir. Doğrulama ilk olarak 1985 verileri kalibrasyon için kullanılarak 1979 verileri tahmin edilmiş, sonra da 1979 verileri kalibrasyon için kullanılarak 1985 tahmin edilmiştir. Modelin, kritik yaz aylarındaki şartlarda ÇO deki değişimin etkilerinin değerlendirilmesi için kullanılabileceği sonucuna varılmıştır [18].

Whitehead [19], ABD Hidroloji Enstitüsü tarafından kullanılan bazı modeller tanımlamıştır. Bu modeller, rezervardaki nitrat davranışını simüle eden nitrat modeli, ve QUASAR (Uzun nehirler kalite simülasyonudur.) QUASAR, nehirdeki kirleticilerin etkilerini değerlendirmek için dizayn edilmiştir. Modelin ana amacı, uzun nehirlerdeki su kalitesi ve dinamik akış davranışının simüle edilmesidir. Üstelik model, nehir sistemlerindeki alg ve nitrat dağılımını ve hareketinin değerlendirmesi ile, ağır metal kirleticileri ve kütle denge problemleri için de kullanılabilir. Model iki şekilde kullanılmaktadır: stokastik simülasyon olan planlama modu ve

dinamik simülasyon olan işletme modu. QUASAR, drenaj yapısı, sınır şartları ve parametreler olmak üzere üç veri kümeine gereksinim duymaktadır [19].

1980’li yıllardan sonra araştırmacılar Nehir sistemlerindeki su kalitesi ve debi değişimlerinin belirlenebilmesi için yeni yaklaşımlar geliştirmişlerdir. Bu yaklaşımlardan birçoğu Yapay Sinir Ağları uygulamalarını ön plana çıkarmaktadır.

Özellikle nehir ve su sistemlerindeki akış ve yağış miktarının tahmin edilebilmesi için mevcut yöntemlere alternatif olmak üzere bir çok başarılı Yapay Sinir Ağı modeli geliştirilmiştir [20-26,85,86].

Nehir yapıları ve su sistemi açısından son derece önemli olan askıda madde miktarının tahmin edilmesi konusunda çalışmalar yapılmıştır [27,28].

Nehir sistemlerinde tuzluluğun Yapay Sinir Ağları (YSA) ile tahmin edilmesi ile ilgili Apalachicola Nehri için bir model geliştirilmiştir [29].

Kapalı rezervuar sistemlerindeki su kalitesi değişimlerinin belirlenebilmesi için yine YSA’lar bir çok çalışmada yer almıştır [30]. Bu çalışmalar özellikle alg patlaması ve ötrofikasyon ağırlıklı olarak gerçekleşmiştir [31-37].

Son yıllarda su kalitesi çalışmalarında ekolojik modellemeyi ön plana çıkartan YSA uygulamalarına sıkça rastlanmaktadır [38,39,40,84]. Dedecker vd. (2004) ekosistem modellemesi konusunda YSA giriş yapısına sıcaklık, pH, iletkenlik, askıda madde, çözünmüş oksijen, su seviyesi, nehir fiziksel özellikleri (derinlik, yükseklik vb.) parametreleri uygulayarak bir YSA modeli geliştirmişlerdir. Bu çalışmada back-propagation algoritmaları ile eğitim yapılmış ve oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir [41].

Rounds (2002), Tualatin nehrinde çözünmüş oksijen değişiminin debi, sıcaklık, güneş ışığı gibi parametreler kullanılarak YSA ile modellenmesi yapılmıştır. Bu çalışmada su kalitesi parametreleri veri olarak kullanılmamıştır [46].

Su kalitesi değişimlerinin YSA ile belirlendikten sonra arazi kullanımının sınıflandırılması ile ilgili olarak bir çalışma yapılmıştır. Burada 10 tane su kalitesi parametresi sistemde giriş olarak kullanılmıştır. Yer seçimi konusunda su kalitesi parametrelerinin önemini ortaya koyan bir YSA modeli geliştirilmiştir [42]. Yerleşim

yerlerinden kaynaklanan atıksuların su kalitesine etkisi YSA teknikleri ile araştırılmıştır [43,44]. Su kaynakları planlamasında su kalitesi parametreleri kullanılarak bir YSA ile yönetim çalışması gerçekleştirilmiştir [45]

Nehirdeki su kalitesi parametrelerinden çözünmüş oksijeni belirlemek için Tualatin Nehrinde YSA ile bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Çalışmada Tualatin Nehrine ait su kalitesi parametrelerinden faydalanılmıştır. Bu çalışmada daha çok akış özellikleri ön planda tutularak bir uygulama gerçekleştirilmiştir [46].

YSA ile su kalitesi çalışmalarının geneline bakıldığı zaman çözünmüş oksijen parametresini doğrudan tahmin etmeye yönelik olarak çok az uygulama olduğu görülmektedir. Çalışmalar genellikle sınırlı sayıdaki parametre ile gerçekleştirilmiş olup, nehir sistemi içersinde rol alan bir çok parametre ile çözünmüş oksijen yada su kalitesi ilişkisi ihmal edilmiştir. Bu nedenle çözünmüş oksijen ile sisteme etki eden diğer parametrelerin bir arada değerlendirilmesi Ekosistem Modellemesi açısından büyük önem taşımaktadır.

2.5 Modellerin Genel Yapısı

Yüzeysel sularda yer alan ve su kalite parametrelerinin değişimine neden olan doğal süreçlerin matematiksel ifadesi için çeşitli yaklaşımlar mümkündür. Olaya en basit yaklaşım, deterministik modelleme olmaktadır. Bu şekilde kurulan modellerde, parametrelerin ve model değişkenlerinin rastlantısal unsurları dikkate alınmaktadır. Şekilsel olarak modelin kurulması tamamlandıktan sonra modelin içerdiği sabitlerin, doğada ölçülmüş verilerle kalibrasyonu gerekmektedir. Bu kalibrasyon işlemi için gerekli verilerin elde edilmesi, her parametre için çeşitli güçlük düzeylerinde olmaktadır. Bu yüzden modelleme ve kalibrasyonda kullanılacak verilerin mümkün olduğu kadar zahmetsiz, kolay ve sağlıklı ölçülebilir parametrelerden oluşmasına özen gösterilmeli ve aynı zamanda kurulan modeller ne kadar gelişmiş olurlarsa olsunlar, hatalı ve tutarsız verilerle duyarlı sonuçlar elde edilemeyeceği unutulmamalıdır.

Yüzeysel sulardaki kalite parametrelerinin zamanda ve mekanda değişimleri kısmi diferansiyel denklemlerle tanımlanabilir. Bu denklemlerin genellikle analitik çözümleri bulunmakta ve bilgisayarlarda çözülebilmeleri için kesiklenmeleri, yani

sürekli değişken ve parametreler yerine kesikli değişken parametrelerin kullanılması gerekmektedir. Kesikleme sonucunda daha önce adı geçen biyolojik ve biyokimyasal etkinlikler, oksijen bilançosundaki değişimler, sedimentasyon, akım hızları vb. değişken ve parametreler, zamanda ve uzayda belirli aralıklarla sabit olarak kabul edilebilmektedir. Arıtma tesisi deşarjları, yoğun havalandırma gibi olaylar, modele kesikleme aralıklarının sınırlarında katılmakta ve böylece diferansiyel denklemlerin sınır koşullarını oluşturmaktadır.

Yüzeysel sulardaki kalite parametre konsantrasyonlarının zaman içindeki değişimleri matematiksel modellerde aşağıdaki bağımsız ögelerin süperpozisyonu şeklinde tanımlanabilmektedir.

2.5.1 Adveksiyon

Adveksiyon yüzeysel sularda akım yönündeki kütle hareketine verilen isimdir. Su ortamına verilen kirleticiler de advektif hareketle birlikte taşınır. Bu taşınım sırasında debiye bağımlı olarak madde konsantrasyonları değişime uğrayabilir. Adveksiyon uzay koordinatlarının birinci türevlerinin bir fonksiyonudur.

2.5.2 Difüzyon

Çözülmüş veya süspansiyon haldeki bir maddenin, su ortamındaki konsantrasyon gradyanına bağlı olarak hareketidir. Akışkan ortamlardaki difüzyon genelde rastgele moleküler hareketlerinden (Brownian Hareket) kaynaklanan moleküler difüzyon ve türbülanslı hız çalkantılarının neden olduğu türbülanslı difüzyon olmak üzere iki temel süreç şeklinde karşımıza çıkmaktadır. Ancak su kirliliği ve kontrolü uygulamalarında moleküler difüzyon etkisi ihmal edilebilir mertebede olduğu için, çoğu uygulamada dikkate alınmaz. Türbülanslı difüzyon ile advektif hareketin hız farklılıklarının alıcı su ortamında ortaklaşa olarak etkili olduğu madde taşınım ve yayılımına dispersiyon adı verilir. Difüzyon (veya dispersiyon), koordinatların ikinci türevlerinin bir fonksiyonudur.

2.5.3 Ayırışma

Konsantrasyonların zaman içinde, o andaki değerine orantılı olarak değişimine birinci dereceden ayırışma, sabit oranda değişimine ise sıfırıncı dereceden ayırışma

denir. Birinci dereceden ayrışmaya sulardaki mikroorganizmaların etkinliği, sıfırıncı dereceden ayrışmaya ise bitkilerin sabit biyolojik etkinliği örnek olarak gösterilebilir.

Zaman içindeki daha karmaşık değişken oluşumlar, örneğin periyodik olarak değişken atıksu deşarjları, doğrudan bir zamanda dinamik model yardımı ile hesaplanabilir. Fourier serileri ve Laplace dönüşümleri ile bu tip modellerin kurulması mümkün olmakla birlikte, modelin matematiksel yapısı karalı hal modellere kıyasla çok daha karmaşık bir görünüm alacağından, zamanda sabit olmayan değişken sayısının sınırlı tutulması gerekli olmaktadır. Bu güçlüklerden dolayı, zamanla değişken (dinamik) bir model kurulmadan önce, kararlı hal bir modelin ardışık iterasyonları ile kabul edilebilir duyarlıkta sonuçların elde edilip edilmeyeceğinin incelenmesinde yarar vardır.

Kesikleme sonucunda sonlu fark denklemlerine dönüşen başlangıç diferansiyel denklemlerinin matematiksel çözümünde doğrusal denklem sistemleri ortaya çıkmakta ve bu sistemlerin doğrusallık özelliği, bir üst aşamadaki eniyileme modelinde doğrusal programlamanın kullanılmasına olanak vermektedir. Doğrusal programlama, çok sayıda karar değişkeni içeren eniyileme modellerinde bilgisayar açısından hızlı sonuçlar vermektedir. Herhangi bir nedenle, elde edilen denklem sistemleri doğrusallık koşulunu sağlamıyorsa, doğrusal programlama yerine, nonlinear veya dinamik programlama yardımı ile karar probleminin çözümüne gitmek mümkün olmaktadır.

Su kalitesini belirleyen parametreler kendi içlerinde benzer özelliklere sahip iki grup halinde incelenebilir: korunan ve korunmayan parametreler. Klorürler, sülfatlar, ağır metaller gibi korunan parametrelerin konsantrasyonları, zaman süreci içinde anlamlı değişimler göstermezler. Bunlar suların doğal arıtımından büyük ölçüde etkilenmezler ve ancak seyreltme yolu ile değişime uğrarlar. İkinci gruptaki korunmayan parametreler ise fiziksel, biyokimyasal ve kimyasal prosesler sonucunda önemli ölçüde değişimlere uğrarlar. Süspansiyon haldeki organik maddeler çökelme ve/veya bakteriyel etkinlik sonucu mineralize olurlar. Sudaki çözünmüş oksijen, biyokimyasal etkinlik sırasında kullanılır. Aynı zamanda su yüzeyinden yeniden oksijen alınması, algler, çökelmiş birikintiler ve su bitkilerinin etkinliği sonucunda sudaki çözünmüş oksijen konsantrasyonu, gerek periyodik, gerekse de periyodik olmayan büyük değişimlere uğrar.

Çözünmüş oksijen konsantrasyonu, su kalitesinin belirlenmesinde egemen bir rol oynar. Bu parametre, suyun ekolojik stabilitesine ve aktivitesinin çok önemli bir ölçütünü oluşturur. Oksijen konsantrasyonun belirli sınırlar altına düşmesi, sudaki mikroorganizmalar, bitkiler ve balıkların oluşturduğu sağlıklı aerobik madde çevrimlerinin yok olmasına ve bunun sonucu olarak da suyun doğal arıtma olanaklarının büyük ölçüde ortadan kalkmasına neden olur [47].

Günümüzdeki pratik mühendislik uygulamalarının ilk yaklaşımında bu iki parametrenin yüzeysel suların kalitesini yeterli olarak tanımladığı kabul edilmektedir. Bir önceki bölümde de belirtildiği gibi, matematiksel modellerin uygulamada kullanılmasıyla, sulardaki fiziksel, kimyasal ve biyokimyasal proseslerin ayrıntılı olarak incelenmesi mümkün olmaktadır. Ayrıca karbon bileşiklerinin oksidasyonunu izleyen nitrat oksidasyonu aşaması da, matematiksel modeller kapsamına kolaylıkla alınabilmektedir.

Bunların yanı sıra algler ve diğer su bitkilerinin oksijen bilançosuna etkileri incelenebilmekte ve biyolojik faaliyetleri frenleyici toksik maddelerin etkisi de (inhibisyon) göz önünde tutulabilmektedir. Daha gelişmiş matematiksel modellerde, oksijen bilançosunun yanı sıra, sıcaklık değişimlerinin reaksiyon sabitlerine etkisi, süspansiyon halindeki maddelerin konsantrasyon değişimleri, sedimentasyon ve erozyon gibi etmenlerde model kapsamına alınabilmektedir.

En basit şekliyle, matematiksel modeller tek bir formülden oluşurlar. Örneğin, sudaki organik maddelerin konsantrasyonlarının zaman içindeki değişimleri o andaki konsantrasyonlarla orantılıdır dediğimizde, bu olay tek bir matematiksel bağıntıyla ifade edilebilir. Ancak bu kural, gerçek olayın mikro düzeyde ayrıntılarına inilmeden ve doğadaki gözlemlerden hareket edilerek bulunduğu için, ampiriktir. Bu tip yaklaşımda yukarıda adı geçen sabitler daha önceki gözlemler yardımıyla kalibre edilir. Kalibrasyon yardımıyla elde edilen bu sabitler model uygulamalarında hiç değişmeyecek gibi kullanılır. Olayları tanımlayan proseslerin zaman süresi içinde değişmez özelliklere sahip olduğunun varsayılması, probleme deterministik (gerekirci) bir yaklaşımdır. Ancak deterministik modellerinin sınırları olduğu göz önünde tutulmalıdır.

Stokastik (rastlansal) modeller, olasılık unsurunu da içerir. Dolayısıyla deterministik modellere kıyasla matematiksel açıdan daha da karmaşıktırlar. Akarsu debilerinin, biyokimyasal olayları etkileyen sıcaklık, güneş radyasyonu gibi meteorolojik olayların, deniz ve göllerde akıntı paternlerini etkileyen rüzgarların rastgele oluşumlar olduğu bilinmektedir. Bu etkenlere bağımlı olarak alıcı su ortamlarındaki kirletici konsantrasyonları değişime uğramaktadır. Su ortamlarına verilen kirletici yükleri de sabit değildir. Tüm bu rastlansallıklar su kirliliği araştırmalarında stokastik değerlendirmeleri gerekli kılmaktadır.

2.5.4 Modellerin sınıflandırılması, model tipleri ve değerlendirme

Sistemin davranışını gösteren modeller, yapılarına, kullanım amaçlarına, zamanla olan ilişkilerine, çözüm şekillerine, fonksiyonel ilişkilere vb. bakış açılarına göre sınıflandırılmaktadır. Modellere çok genel olarak bakıldığında, çevresel sistemlerin içerdiği belirsizlik ve karmaşıklık, bunların ötesinde politik ve sosyoekonomik etkenler ve amaçların çeşitliliği yapılan modellerin herhangi bir çalışmada birden fazla modelin iç içe kurulması zorunluluğunu getirmektedir.

Çevre Mühendisliği kapsamında su kirliliği modelleri pek çok şekilde sınıflandırılabilir. Bu modeller; eldeki bilgilere göre ampirik ve deterministik modeller, bağımsız değişkenin boyutlarına göre 1,2 ve 3 boyutlu modeller, kullanılan bilgisayar sistemine göre analog ve dijital modeller, modelin içerdiği alt süreçlere göre hidrolojik, hidrodinamik, fiziksel-kimyasal, biyolojik ve ekolojik modellerdir.

Prototip olarak ele alınan havzaların bu modellerden herhangi biri ile, yada bunların değişik kombinasyonları ile incelenmesi olanağı vardır. Böyle olmakla birlikte genellikle hangi modelin seçileceği konusunda araştırma amacı ve eldeki veriler belirleyici rol oynar [2].

Su kirliliği çalışmalarında farklı amaçlar için değişik matematiksel model tipleri bulunmaktadır. Temel denklemleri nümerik metot yerine matematiksel analizle çözülen analitik model, her değişkenin değişimi tamamıyla temel denklemlerden belirlenen deterministik model, zamanın bağımsız değişken olarak alınan dinamik model, temel denklemleri nümerik yolla çözen nümerik model, herhangi bir olayın oluşumunu tanımlayabilecek bir fiziksel kanunun ortaya konmaması halinde, olayın

gözlemleri ve deney sonuçlarına bağlı olarak ifade edilmesine çalışılan ampirik model, bir sistemin önemli karakteristikleri arasındaki ilişkileri geliştiren, sistemin çeşitli bileşenlerini zamana ve yere göre dağılımı hesap eden ve incelemek istenen olayın matematik ve lojik denklemlere dönüştürerek gelecekte oluşacak etkileri kesin olarak tahmin edebilen simülasyon modeli; çeşitli kontrol stratejisi alternatiflerini değerlendiren ve bunlar arasında optimum çözümler bulmaya çalışan optimizasyon modeli, elde edilen verilerin istatistiksel teknik ve yöntemlerle incelenen ve geleceğe ait tahminler yapılması prensibine dayanan, iki sürecin regresyon analizi sonucunda belirlenen regresyon denklemi gibi istatistiksel modeller, bu çalışmalar çerçevesinde en çok rastlanan model tipleridir.

Mevcut su kalitesi çalışmalarında;

- Çok karmaşık olan kimyasal, fiziksel ve biyolojik süreçlerin matematiksel olarak ifadesinin zorluğu,
- Matematiksel olarak ifade edilebilen yapıların mevcut çözüm teknikleri yeterince iyi sonuç verememesi,
- Süreç ve proseslerdeki etkileşimlerin birbiri ile olan mekanizmasının tam olarak belirlenememesi,
- Rastlantısal olayların model yapısını nasıl etkilediğinin ve/veya etkileyeceğinin net bir matematiksel ifadesinin olamayışı,
- Proses yapılarında kullanılan katsayıların değişimlerinin nasıl olduğu belirlenemediği için sabit kabulü yada ihmal edilmesi,
- İleriye dönük yapılan projeksiyonlarda yeterli sonuçların alınamaması,
- Optimizasyon hesaplamalarında olasılığın ihmal edilmesinden dolayı mevcut modelin tam olarak oluşturulamaması,

gibi karşılaşılan problemlerin çözümünde; Yapay Sinir Ağları genelleme, hızlı işlem yapabilme, matematiksel olarak ifade edilmesi güç süreçlerin modellenebilmesi ve farklı sistemleri öğrenebilme gibi özelliklerinden dolayı bu çalışmada kullanılmıştır.

3 YAPAY SİNİR AĞLARI (YSA)

3.1 Giriş

Yapay sinir ağları ile ilgili çalışmaların geçmişi 1940'lı yılların başlarına dayanır. İlk olarak McCulloch ve Pitts (1943) ilk yapay sinir ağı modelini kurmuşlardır [48]. McCulloch ve Pitts birbiriyle bağlantılı dijital nöronlardan teşkil edilmiş bir yapay sinir ağı ile herhangi bir mantıksal fonksiyon düzeneğinin tasarlanabileceğini iddia etmişlerdir. Bu iddia günümüzde birçok yapay sinir ağında kullanılan eşik transfer fonksiyonunun temelini oluşturmuştur. Daha sonra 1949'da Donald Hebb 'Hebbian öğrenme kuralı' nı tanımlamıştır [49]. Hebb beyindeki sinir hücrelerinin (nöron) birbiri ile iletişim sağladığı noktalardaki (sinaps) davranışa dikkat çekmiş, bu olay diğer birçok araştırmacıya da ışık tutmuştur. Marvin Minsky (1954) doktora çalışması esnasında Dean Edmonds' la birlikte bir öğrenme makinesi tasarlamıştır [50]. Bu makine Hebbian öğrenme kuralını sistematize eden, 40 nörondan, çeşitli tüplerden, bir adet motordan oluşan ve debriyaj gibi aksamalara da sahip bir makine idi. 1956'da Albert Uttley çeşitli nöronlardan oluşan teorik bir makina geliştirmiştir [51]. 1957 yılında Frank Rossenblatt isimli bir bilim adamı McCulloch ve Pitts' in geliştirdikleri modele öğrenme ve çağırma yetenekleri eklemeyi başarmıştır [52]. Rossenblatt, iki ve üç katmanlı algılayıcılar üzerinde çalışmalar yapmış ve iki katmanlı algılayıcıları kullanarak giriş verilerini iki grupta sınıflandırmayı başarmıştır. Roslenblatt'ın geliştirdiği sistem giriş ve çıkış katmanları arasındaki ağırlıkları ayarlayabilmiştir. Bernard Widrow 1959'da ADALINE (Adaptive Linear Element) isimli, algılayıcılara benzeyen bir yapay sinir ağı tanımlamıştır [53].

Günümüze kadar yapay sinir ağları ile ilgili en kapsamlı çalışmayı Stephen Grossberg (1969) isimli bir araştırmacı yapmıştır [54]. Grossberg insan beynini hem psikolojik hem de biyolojik olarak irdelemiş ve insanın öğrenme sürecine dayandırılan, kesin matematik analizler yapmıştır [55].

O sıralarda Widrow ve Hoff yeni bir öğrenme algoritması geliştirmiş ve bunu Adaptive Linear Neural Network'un eğitiminde kullanmışlardır [56]. Widrow - Hoff öğrenme algoritması günümüzde dahi kullanılmaktadır.

Büyük bir talihsizlik sonucu, Marvin Minsky ve Seymour Papert tarafından 1969'da yayınlanan bir kitapta, Roslenblatt ve Widrow'un geliştirdiği algoritmaların bazı doğal sınırlandırmalara karşı çözümsüz kalacağı belirtilmiştir [57]. Roslenblatt ve Widrow bu sınırlandırmalara karşı çözüm üretmeye çalıştılsa da çeşitli karmaşık yapay sinir ağlarını eğitmeyi başaramamışlardır.

Minsky ve Papert'tan etkilenen birçok araştırmacı yapay sinir sistemleri ile ilgili yapılan araştırmaların burada sonlandığına inanmışlardır. On yıl boyunca yapay sinir ağlarıyla ilgili çalışmalar askıya alınmıştır.

Buna rağmen 1970'lerde Teuvo Kohonen (1972) ve James Anderson (1972) isimli iki bilim adamı birbirinden ayrı ve bağımsız olarak, hafıza yeteneğine sahip yapay sinir ağları geliştirmişlerdir [58,59]. Ayrıca Stephen Grossberg (1976) kendi kendine düzenleyebilen (self-organizing) yapay sinir ağları üzerinde araştırmalar yapmıştır [60].

1980'lerde yeni fikirlerin doğması ve özellikle uygulamaların denenebileceği güçlü bilgisayarların üretilmesi ile yapay sinir ağları hakkındaki araştırmalar çarpıcı oranda artmıştır.

1980'lerdeki bir diğer anahtar gelişme de Çok Katmanlı Perseptronların (MLP) eğitiminde kullanılan geri yayılım (backpropagation) öğrenme algoritmasının birbirinden ayrı birkaç bilim adamı tarafından bulunmasıydı. Bu algoritma 1970'li yıllarda Minsky ve Papert'ın yaptığı eleştirilerin hepsini de cevaplayabilmiştir. Günümüzde YSA'ların bir çok farklı yapısı vardır. Bu yapılarda farklı öğrenme algoritmaları kullanılmaktadır [64].

3.2 Biyolojik Sinir Ağları

Yapay sinir ağları insan beyninin çalışma mekanizmasından esinlenerek geliştirilmiş modellerdir. Beynin bu benzetimi (simülasyon) YSA'nın gelişmesinde çok etkileyici sonuçlar vermesine rağmen gerçekte fazla bir benzerlik yoktur. Mesela YSA, giriş

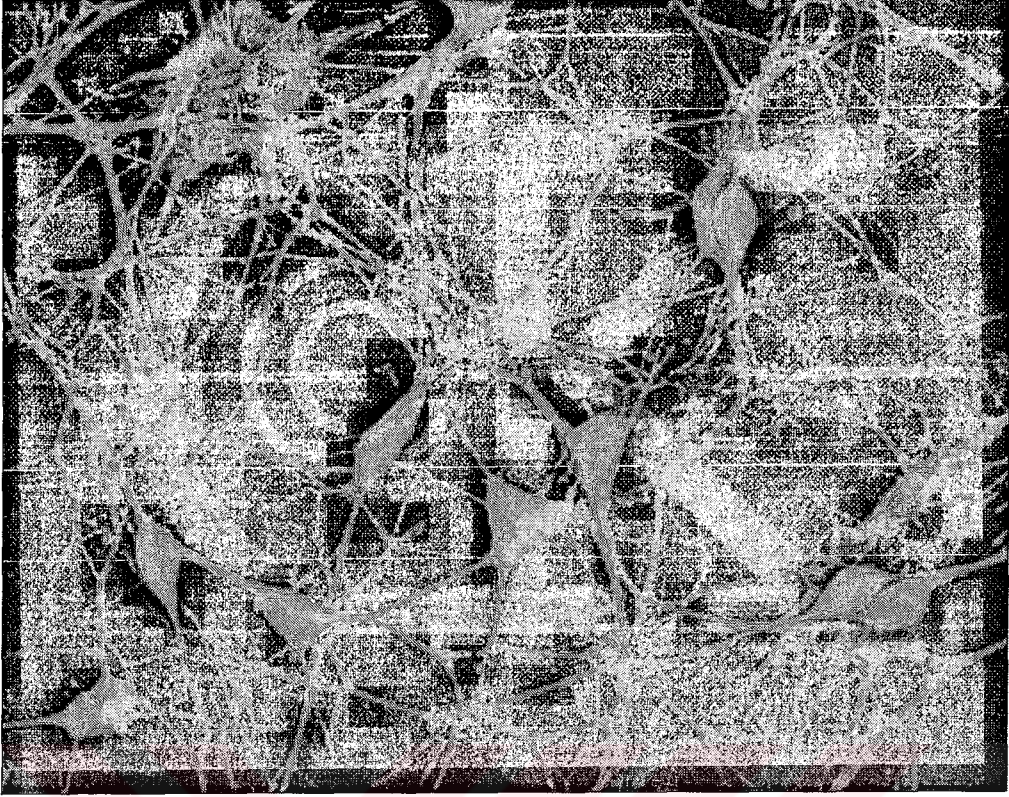
verilerinden öğrenme, genelleştirme, kısaltma, hataları ayıklama ve insan beynine benzer çalışma ve sonuç üretebilme özelliklerine sahiptir.

Kaba yaklaşımlar kullanılarak beynin modellenmesi çalışmaları, iyi oluşturulacak bir modellemenin daha iyi sonuçlar doğurduğu tezini doğrulamıştır. En iyi şekilde modellemenin yapılabilmesi için beynin biyolojik yapısının ve fonksiyonlarının iyi tespit edilmesi gerekmektedir. Beynin yapı taşı olan nöronların biyokimyası ile ilgili çalışmalar beynin sınırlarını verecek şekilde sürdürülmekte, nöronların elektrokimyasal davranışına bağlı olarak yeni bilgiler elde edilmektedir. Beynin çalışması hakkındaki bilgilerimiz fazla olmasa da daha iyi YSA modelleri kurmak için elimizde yeterince bilgi mevcuttur [61].

3.2.1 İnsan beyninin organizasyonu

İnsan beyninin sadece 1 cm³'ünde, 1 trilyon bağlantıya sahip, 100 milyar sinir hücresi (nöron) bulunmaktadır. Bu nöronlar, sayıları yüz trilyonu aşan, sinaps denen sinir lifleriyle birbirine bağlanmışlardır ve aralarında her bir saniyede milyarlarca adet uyarı gerçekleşmektedir. Beyindeki bu şebeke, düşünme, duygulanma ve kavrama gibi fonksiyonları otomatik olarak yerine getirir. Bütün bunlar beraberce yaklaşık 1300 gram ağırlığında, sınırsız kompleks bir kimyasal fabrikada gerçekleşmektedir. Bu fabrika içerisindeki hücreler arası bağlantılar ve etkileşimler, bu etkileşimi sağlayan elektriksel etkiler ve kimyasal maddeler hafıza sistemimizin temelini teşkil etmektedir. Bu sinir hücreleri bir bilgisayarın işlemcisine göre kat kat yavaş çalışmaktadırlar, ancak insan beyninin gücü Şekil 3.1'de görüldüğü gibi bu milyarlarca hücrenin aynı anda ve beraberce (paralel olarak) çalışabilmesinden kaynaklanmaktadır.

Vücuttaki enerjinin çoğu beyinde harcanır. Vücudun sadece %2'sinden oluşan beyin, vücut oksijeninin %20'sini kullanır. Uyurken bile enerji tüketimi azalmadan devam eder. Beyin sadece 20 Watt enerji harcayan ve verimi yüksek olan inanılmaz bir makinedir. Hesaplama kabiliyeti beyne göre çok daha düşük olan bilgisayarlar ise binlerce Watt enerji tüketirler, ve ısınmalarını önlemek için soğutucuya ihtiyaç duyarlar [61].

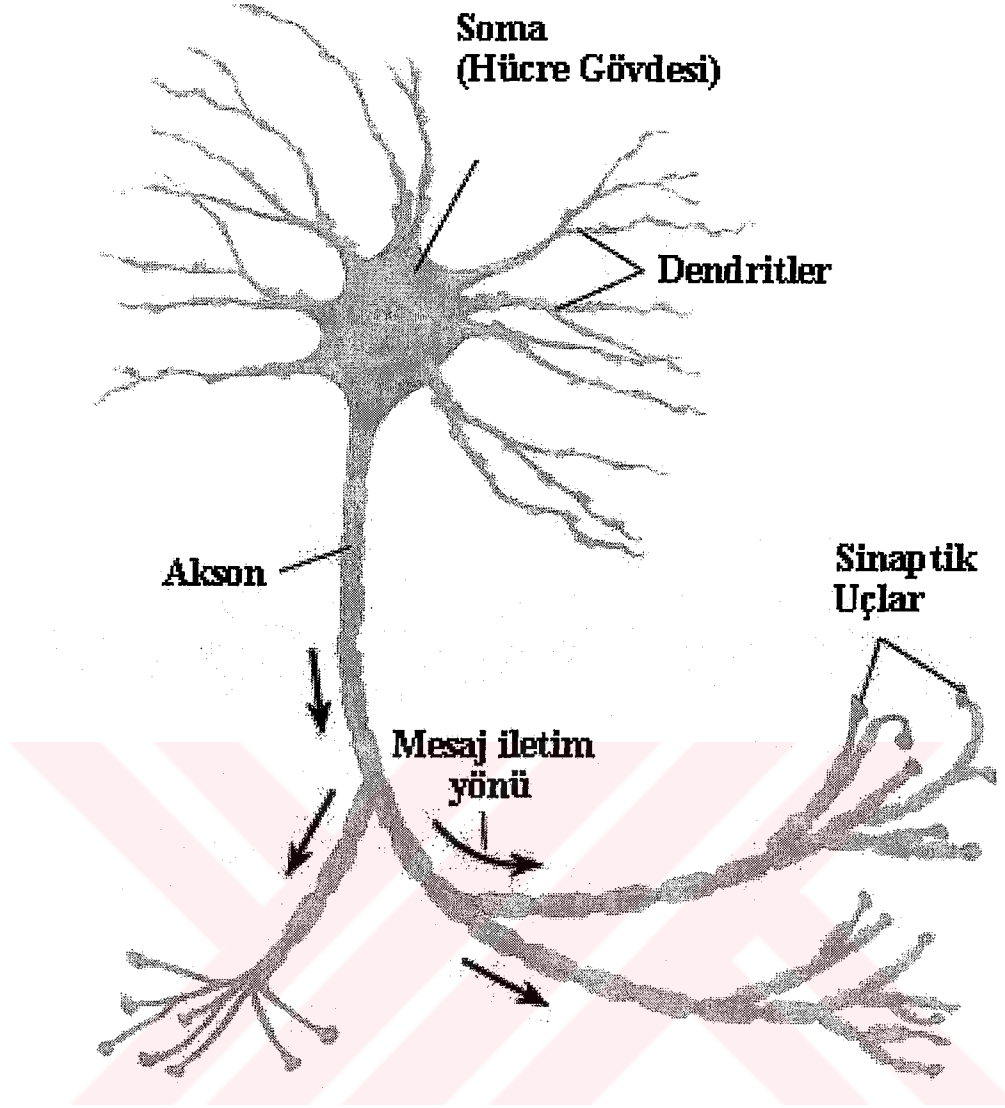


Şekil 3.1 Nöron yapısı

3.2.2 Nöron (Sinir Hücresi)

Nöronlar vücuttaki diğer hücrelere pek benzemeyen, beyin içerisindeki hesaplama ve haberleşme fonksiyonlarını yerine getiren hücrelerdir. Şekil 3.2’de görüldüğü gibi nöronlar üç kısımdan oluşur: hücre gövdesi, dendritler ve aksonik ağaç.

Dendritler, sinaps olarak adlandırılan bağlantı noktalarında diğer hücrelerden sinyaller alırlar. Sinapslardan alınan sinyaller diğer sinyallerle birleşmek üzere hücre gövdesine gelir. Kısa bir zaman aralığında oluşan bu olaydan sonra eğer sinyalin aktivitesi yüksekse hücre harekete geçer ve kendinden sonraki hücrelere bağlı olan aksona bir çıkış darbesi (impuls) gönderir. Sinir hücresi, diğer nöronlardan gelen sinyalleri dendrit üzerine alır. Akson ve yan kolları, sinaptik düğüm adı verilen uçlar oluşturur ve diğer nöronların hücre gövdesi, dendritleri ve aksonlarıyla bağlantı kurar. Hücre gövdesinde dendritlere ve aksona doğru amino asitlerin ve proteinlerin iletildiği gözlenir. Bu, çok karmaşık bir elektrokimyasal sistemdir.



Şekil 3.2 Biyolojik nöronun yapısı

3.2.3 Sinapslar

Sinaps, bir nöron aksonunun diğer bir nöronla, kas hücresiyle veya salgı hücresiyle temas ettiği noktadır. Canlılarda (çok az da olsa istisnalar vardır) sinapslardaki iletim elektriksel değil kimyasaldır. Yani aksondaki elektriksel sinyal presinaptik zara bir kimyasal gönderici (transmitter) salgılatır. Bu kimyasal maddenin çeşidine göre sinapslardaki sinyal iletimi, hızlanır veya yavaşlar, bazen de durur. Sinapslar sinyalleri tek yönde iletirler (aksi halde düzenli bir bilgi iletimi sağlanamazdı).

3.2.4 Hücre gövdesi

Yetişkin bir beyin içerisindeki nöronların belirli bir ömrü vardır ve yenilenemezler. Yani eskiyen her parça tamamen değiştirilir. Bu üretimi gerçekleştiren fabrika ise

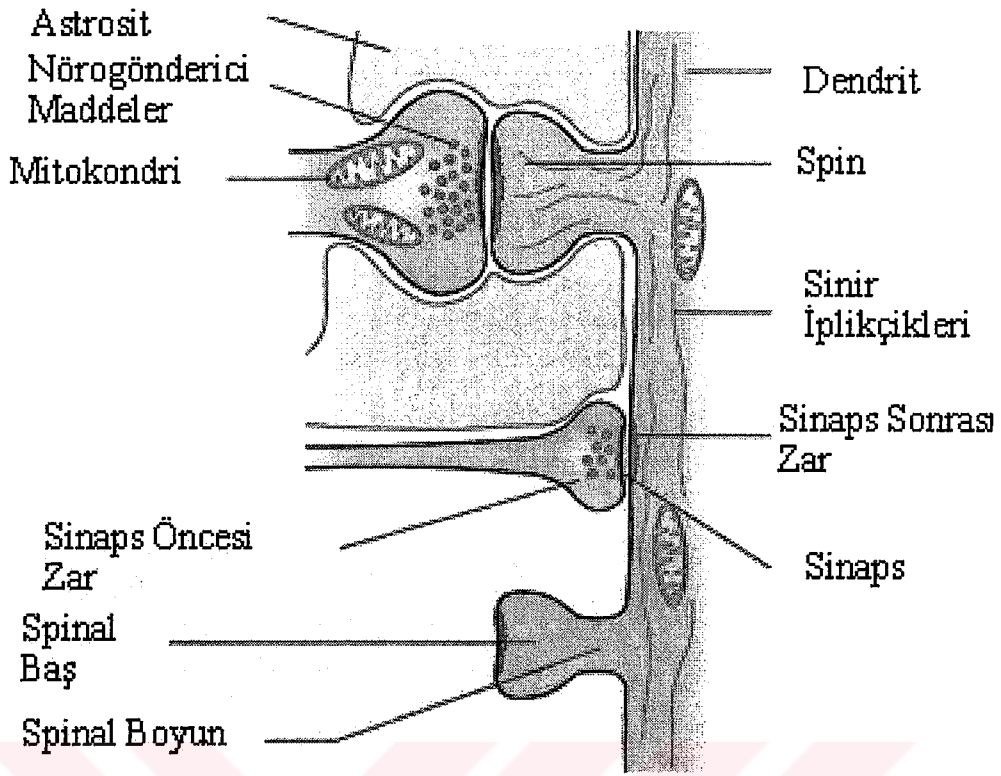
karmaşık molekülleri sentezleyebilen hücre gövdesidir. Bunun yanında hücre gövdesi nöronun harcadığı enerjiyi kontrol eder ve hücre içerisindeki diğer ana aktiviteleri düzenler. Hücre gövdesinin dış zarı sinir sisteminin hayati fonksiyonu ve hesaplama kabiliyetinin merkezi olan sinir impulslarını üretme kabiliyetine sahiptir.

3.2.5 Dendritler

Diğer nöronlardan gelen giriş sinyalleri hücre gövdesinden çıkan ve çok sık dallardan oluşan dendritlerden geçerek hücreye girerler. Genellikle diğer aksonlardan alınan sinyaller sinaptik bağlantılı bir şekilde dendritlerde bulunurlar. Buna ek olarak aksondan aksona, aksondan hücre gövdesine ve dendritten dendrite önemli sayıda sinaptik bağlantılar da kurulmuştur, ancak bunların fonksiyonu çok az anlaşılabilmiştir. Hücre gövdeleri dendritler üzerinden gelen sinyalleri birleştirir, bileşke sinyal eşik seviyesinin üzerinde ise bir darbe üretirler ve bu darbeler aksonlardan diğer nöronlara yayılırlar.

3.2.6 Akson

Bir akson 0.1 mm kısalıkta olabilir veya boyu 1 m yi geçip tüm vücudu dolaşabilir. Son kısmına yakın bir yerde akson birçok dallara ayrılır. Bu kollar bir sinapta sonlanır. Sinyaller aksondan diğer hücrenin dendritine veya direkt olarak hücre gövdesine aktarılır. Bu yol ile tek bir nöron, yüzlerce veya binlerce nöronu aktif hale getiren bir darbe üretir. Bu yüzden, nöronun fonksiyonel gücünden çok yüksek dereceli bağlantılara sahip olması ona hesaplama gücünü verir. Akson kolunu sınırlayan sinaptik bağlantı, soğan köküne benzer şekilde genişleyen, sinaptik kabarcık olarak adlandırılan küresel bir yapıya sahiptir. Sinaptik kabarcıkların herbiri çok sayıda nörogönderici moleküller içerir. Akson üzerinden bir sinir darbesi ulaştığında bu kabarcıklardan bazıları içeriğini sinaptik boşluk üzerine bırakır. Böylece nöronlar arası haberleşme sistemi başlatılmış olur. Bu olaylar aşağıdaki Şekil 3.3'de gösterilmiştir. Tam olarak uyarılmamış nöronlar da sinyaller gönderebilirler, fakat bu sinyaller bir zorlama olmazsa kısa bir mesafede kaybolurlar.

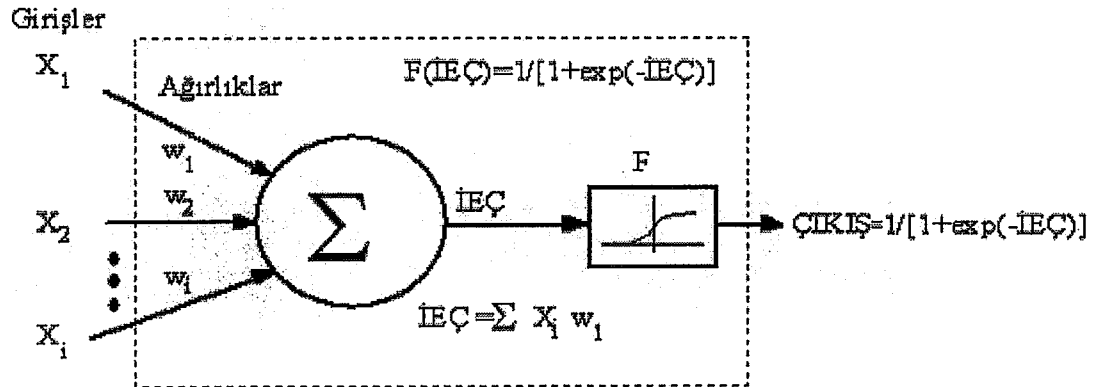


Şekil 3.3 Sinapslardaki uyarı iletimi

3.3 Yapay Sinir Ağlarının Elemanları

3.3.1 İşlemci eleman (Nöron)

İşlemci elemanlar, nöronlar, yapay sinir ağındaki hesaplamaların, hepsinin olmasa da çoğunun, yapıldığı birimlerdir. Şekil 3.4'de işlemci elemanın genel yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.4 Yapay işlemci elemanın yapısı

Bir yapay nöron temel olarak girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, transfer fonksiyonu ve çıkış olmak üzere beş kısımdan oluşmaktadır. İşlemci elemanda girişler dış kaynaklardan veya diğer işlem elemanlarından gelen işaretlerdir. Bu işaretler, kaynağına göre kuvvetli veya zayıf olabileceğinden ağırlıkları da farklıdır [64].

YSA'da girilen giriş değerleri ağırlıklarla çarpıldıktan sonra toplama fonksiyonlarına uygulanır ve her bir işlem elemanının çıkış (İEÇ) değeri:

$$IEÇ_j = \sum_{i=1}^N X_i W_{ij} - \theta_j \quad (3.1)$$

olarak bulunur. Burada X_i i'inci girişi, W_{ij} j'inci elemandan i'inci elemana bağlantı ağırlığını ve θ_j eşik (threshold) değerini göstermektedir. Daha sonra bu çıkış değerleri sigmoidal aktivasyon fonksiyonuna yani öğrenme eğrisine uygulanırsa, sonuçta çıkış değeri aşağıdaki şekilde bulunur.

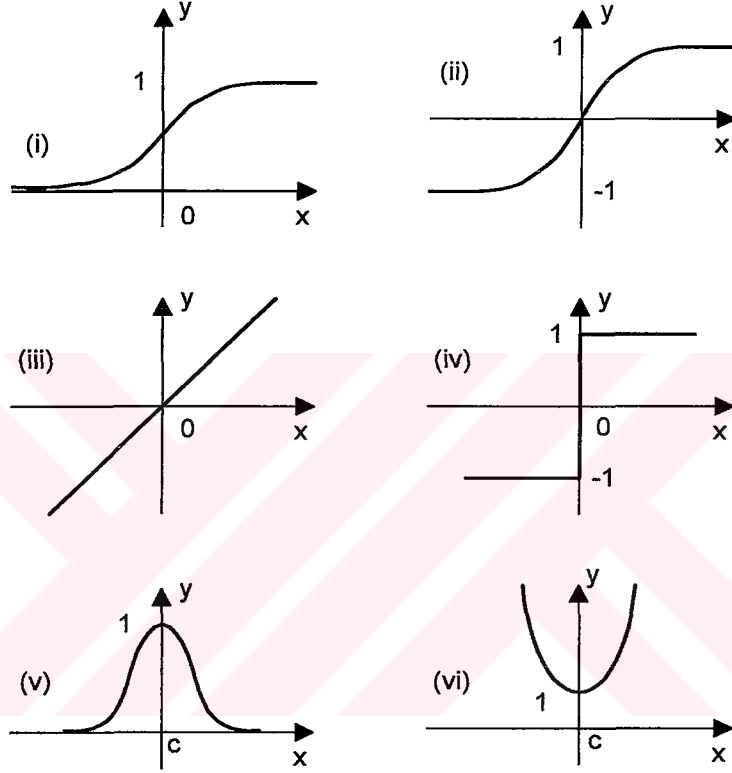
$$ÇIKIŞ = \frac{1}{1 + e^{-IEÇ}} \quad (3.2)$$

Transfer fonksiyonları olarak çoğunlukla, Şekil 3.5'de verilen fonksiyonlardan birisi kullanılabilir. Şekil 3.4'de işlemci eleman çıkışında kullanılan sigmoid fonksiyona göre çıkış değerinin hesaplanması gösterilmiştir. Bu işlemci elemanın çıkış değeri diğer işlemci elemanlarına giriş veya ağırlık çıkış değeri olabilir.

3.3.2 Transfer fonksiyonu

Transfer veya aktivasyon fonksiyonları öğrenme eğrisi olarak da adlandırılmaktadırlar. Transfer fonksiyonları bir YSA'da nöronun çıkış genliğini, istenilen değerler arasında sınırlar. Bu değerler çoğunlukla $[0, 1]$ veya $[-1, 1]$ arasındadır. Transfer fonksiyonu olarak çoğunlukla Şekil 3.5'te verilen fonksiyonlardan birisi seçilmektedir. Uygulamalarda, en çok sigmoid, ve tanjant hiperbolik fonksiyonu kullanılmaktadır [64]. Sigmoidal fonksiyon sadece pozitif değerler üretirken, tanjant hiperbolik hem pozitif hem de negatif değerler üretir. Bu nümerik şartlanmadan dolayı tanjant hiperbolik fonksiyonların daha hızlı yakınsama eğilimi vardır. Softmax fonksiyonunda amaç, çıkışların toplamını bire eşitlemektir.

Hangi fonksiyonun kullanılacağı YSA'nın çözmeye çalışacağı problemin şartlarına bağlıdır ve etkin bir şekilde deneme yanılma yoluyla tespit edilebilir. Şekil 3.5'te gösterildiği gibi bazı aktivasyon fonksiyonları lineer iken bazıları değildir. Geri-yayılma tabanlı öğrenme algoritmaları aktivasyon fonksiyonlarının türevli olmalarını gerektirir. Tablo 3.1'de grafik gösterimleri yapılan aktivasyon fonksiyonlarının matematiksel yapısı verilmektedir [87,88].



Şekil 3.5 Aktivasyon fonksiyonları; (i) sigmoid, (ii) tanjant hiperbolik, (iii) lineer, (iv) keskin sınırlayıcı, (v) Gauss, (vi) çoklu-kuadratik

3.4 Topoloji Özellikleri

YSA topolojisi veya mimarisi, işlemci elemanların çeşitli katmanlara ayrılması ve ağırlık değerleriyle birbirleri arasında bağ kurması ile oluşturulur. Bu mimari üç grupta incelenmiştir [55].

3.4.1 Nöronlar arasındaki bağlantı çeşitleri

İki tür bağlantı çeşidi vardır; etki artırıcı ve etki azaltıcı bağlantılar. Etki artırıcı bağlantılar işlemci elemanın aktivitesini artırır ve pozitif sinyal olarak temsil edilir.

Etki azaltıcı bağlantılar ise aktiviteyi azaltır ve negatif bağlantılar olarak temsil edilir [55].

Tablo 3.1 Aktivasyon fonksiyonlarının matematiksel yapıları

AKTİVASYON FONKSİYON TİPİ	AÇIKLAMA	MATEMATİKSEL YAPI
Keskin Sınırlayıcı		$y = \begin{cases} +1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases}$
Doğrusal		$y = x$
Sigmoid		$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
Hiperbolik Tanjant		$y = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}$
Gauss Tipi	c, merkez değeri r, standart sapma	$y = e^{-\frac{(x-c)^2}{r^2}}$
Çoklu-kuadratik	c, merkez değeri r, yarıçap	$y = \frac{\sqrt{r^2 + (x - c)^2}}{r}$
Softmax	k, sınıf sayısı i = 1,...,k “n”, çıkış nöronuna gelen net giriş	$y_i = \frac{e^{n_i}}{\sum_{j=1}^k e^{n_j}}$

3.4.2 Bağlantı şeması

Üç tip bağlantı şeması vardır; Katman içi, katmanlar arası ve nöron içi bağlantılar. Katman içi bağlantılar aynı katmandaki işlemci elemanlar arasındaki bağlantılardır. Katmanlar arası bağlantılar ise farklı iki katmanın işlemci elemanlarını birbirine bağlar. Nöron içi bağlantılar ise çıktığı işlemci elemana geri dönen bağlantılardır. Katmanlar arası bağlantılar ileri beslemeli ve geri beslemeli olmak üzere iki tip sinyal üretirler. İleri beslemeli sinyaller işlemci eleman üzerinde sadece bir yönde bilgi akışına imkan tanır. Geri beslemeli sinyaller ise her iki yönde bilgi akışına müsaade ederler. Şekil 3.6’da bu olaylar örneklendirilmiştir.



(a) Geri beslemeli

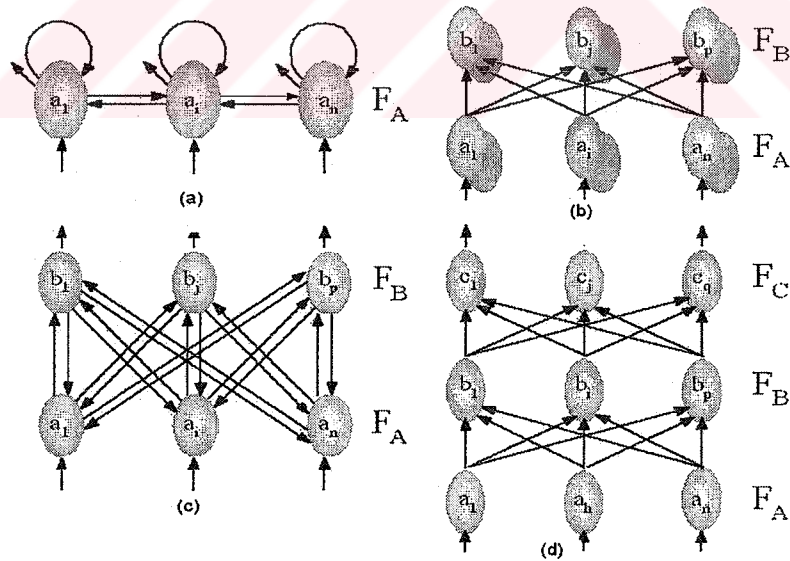


(b) İleri beslemeli

Şekil 3.6 YSA yapıları

3.4.3 Katman konfigürasyonları

Katman konfigürasyonları yanal geri beslemeli, ileri beslemeli ve geri beslemeli olmak üzere üç çeşittir. Çevreden giriş sinyali alan katmana giriş katmanı, çevreye sinyal veren katmana da çıkış katmanı denir. Giriş ve çıkış katmanı arasında saklı katman veya katmanlar bulunur ve saklı katmanların çevre ile irtibatı yoktur. Şekil 3.7’de sık kullanılan dört adet yapay sinir ağı topolojisi görülmektedir. Bütün şekillerdeki oklar bilgi akış yönünü göstermektedir.



Şekil 3.7 (a) Bir katmanlı ve yanal geribeslemeli yapay sinir ağı, (b) İki katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı, (c) İki katmanlı geri beslemeli yapay sinir ağı, (d) Üç katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı

3.5 YSA ile Hesaplamanın Özellikleri

YSA'nın hesaplama özelliklerini, paralel dağılmış yapısından, öğrenebilme ve genelleme yapma yeteneğinden aldığı söylenebilir. Bu özellikleri sebebiyle YSA'lar karmaşık ve çözülmesi zor problemlerde iyi sonuçlar vermektedir. Nesne tanıma, işaret işleme, sistem tanımlama ve denetimi gibi birçok mühendislik alanında YSA'lar aşağıda belirtilen özellikleri sebebiyle başarılı olmuşlardır [64].

3.5.1 Doğrusal olmama

Yapay nöronların doğrusal olamama özelliği YSA'ların doğadaki hemen hemen her probleme uygulanabilmesini sağlamaktadır. Ağ yapısı içerisinde kullanılan doğrusal olmayan transfer fonksiyonları tarafından bu özellik YSA'lara kazandırılır [64].

3.5.2 Öğrenme

Aslında öğrenmeden kasıt ilgili problemdeki girdi-çıkı ilişkisini en güzel tanımlayacak ağırlık değerlerinin bulunmasıdır. YSA probleminden alınan örneklerden faydalanarak olayı (ağırlık değerlerini saptayarak) öğrenmeye çalışır [63].

3.5.3 Genelleme yapabilme

YSA ilgili problemi öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaşmadığı test örnekleri için de, kabul edilebilir yaklaşıklıkta sonuçlar üretme yeteneğine sahiptir. Zaten YSA'nın kullanım amacı budur. Örneğin karakter tanıma amacıyla eğitilmiş bir YSA, bozuk karakter girişlerinde de doğru tanımlama yapabilir (Bir bina giriş kapısına YSA bazlı kapalı devre bir kamera sistemi yerleştirilmiş olsun. Bu sistemin daha önceden bilgisayara fotoğrafları girilmiş kişileri gördüğünde kapıyı açtığını aksi halde açmadığını düşünelim. YSA fotoğrafta sakallı olup da daha sonra sakalını kesmiş bir kimseyi, fotoğrafta gözlüksüzken sonradan gözlük takmış bir kimseyi veya fotoğrafta gençken daha sonradan yaşlanmış bir kimseyi de tanıyabilme yeteneğini sisteme kazandırabilir). Nöral hesaplamada hafızalar bileşiktir. Yani eğitilmiş ağa girişin sadece bir kısmı verilse bile ağ hafızadan bu girişe en yakını seçerek tam bir giriş verisi alıyormuş gibi kabul eder ve buna uygun bir çıkış değeri üretir. Veri YSA'ya eksik, bozuk veya daha önce hiç karşılaşmadığı bir şekilde

verilse bile ağ kabul edilebilir en uygun çıkışı üretecektir. Bu özellik ağın genelleştirme özelliğidir.

3.5.4 Uyarlanabilirlik

YSA ağırlıkları probleme göre değişir. Yani belirli bir problemi çözmek amacıyla eğitilen YSA, problemdeki değişimlere göre tekrar eğitilebilir. Değişimler devamlı ise gerçek zamanda da eğitime devam edilebilir. Bu özelliği ile YSA uyarlamalı örnek tanıma, işaret işleme, sistem tanımlama ve denetimi gibi alanlarda etkin olarak kullanılır.

3.5.5 Dağıtılmış birleşik hafıza

YSA'ların en önemli özelliklerinden biri de bilgiyi depolamalarıdır. Nöral hesaplamalarda bilgi ağırlıklar üzerine dağıtılmıştır. Bağlantı ağırlıkları YSA'nın hafıza birimidir. Bu ağırlıklar, ağın o andaki sahip olduğu bilgiyi ve uygulanan örneklerden öğrenmiş olduğu davranışı gösterir.

Eğitilmiş ağı eğitimde kullanılmamış herhangi bir giriş uygulanırsa ağ daha önceki girişlerden öğrenmiş olduğu davranış doğrultusunda beklenen çıkışa uygun bir çıkış değeri üretecektir. YSA'ya uygulanan veri eksik, gürültülü, veya daha önce hiç karşılaşılmamış bir veri olsa bile ağ kabul edilebilir en uygun çıkışı üretebilecektir. Bu özelliğe genelleştirme özelliği denir [63].

3.5.6 Hata toleransı

Giriş veri kümesinde bulunabilecek herhangi bir gürültü, bütün ağırlıklar üzerine dağıtıldığı için gürültü etkisi tolere edilebilir. Geleneksel yöntemlere göre YSA'nın hatayı tolere etme yeteneği daha fazladır.

3.5.7 Paralel işlem yapma

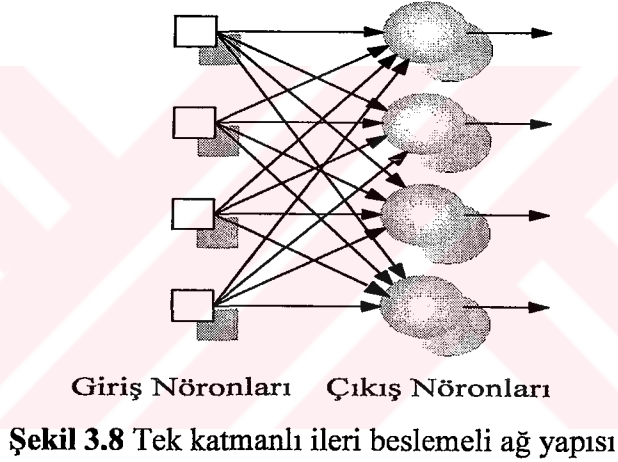
YSA paralel yapısı nedeniyle büyük ölçekli entegre devre (VLSI) teknolojisi ile gerçekleştirilebilir. Bu özellik YSA'nın hızlı bilgi işleme yeteneğini ve örnek tanıma, işaret işleme, sistem kimliklendirme ve denetim gibi gerçek zaman uygulamalarında kullanımını artırır.

3.6 Ağ Yapıları

Bu başlık altında ağ mimarisinden bahsedilecektir. Dört çeşit yapı söz konusudur.

3.6.1 Tek katmanlı ileri beslemeli ağlar

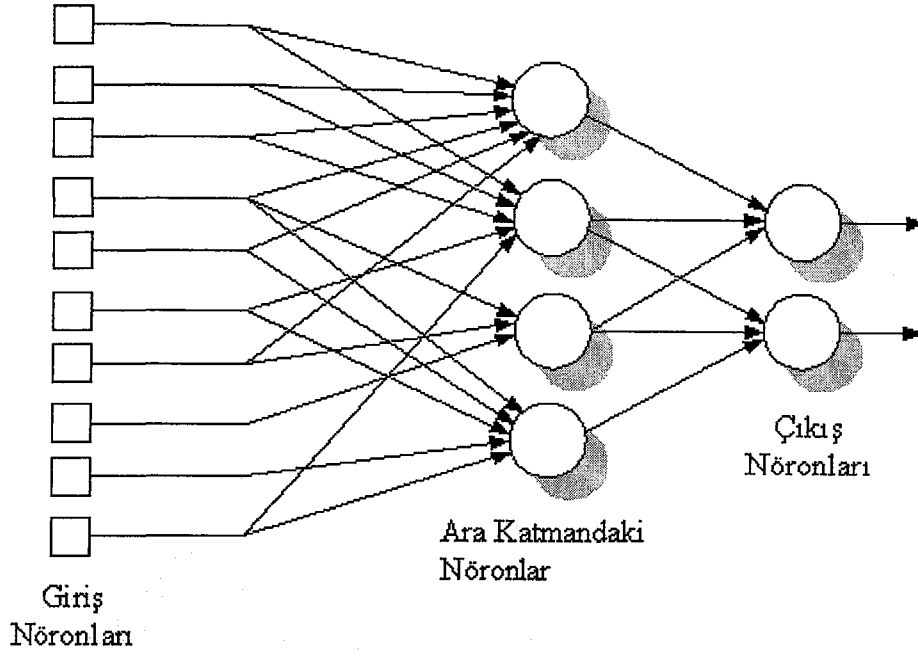
Tek katmanlı YSA'da sadece giriş ve çıkış katmanları bulunur. Bu yapı tamamen ileri beslemelidir. Esasında iki katmanlı olmasına rağmen giriş katında hiçbir hesaplama yapılmadığı için tek katmanlı ağ diye isimlendirilmiştir. Bu ağ yapısı Şekil 3.8'de gösterilmiştir. Giriş katmanındaki nöronların farklı geometrik şekillerle gösterilmesinin sebebi giriş değerlerinin hiçbir işleme tabi tutulmadan çıkış katmanına aktarılmasıdır.



Şekil 3.8 Tek katmanlı ileri beslemeli ağ yapısı

3.6.2 Çok katmanlı ileri beslemeli ağlar

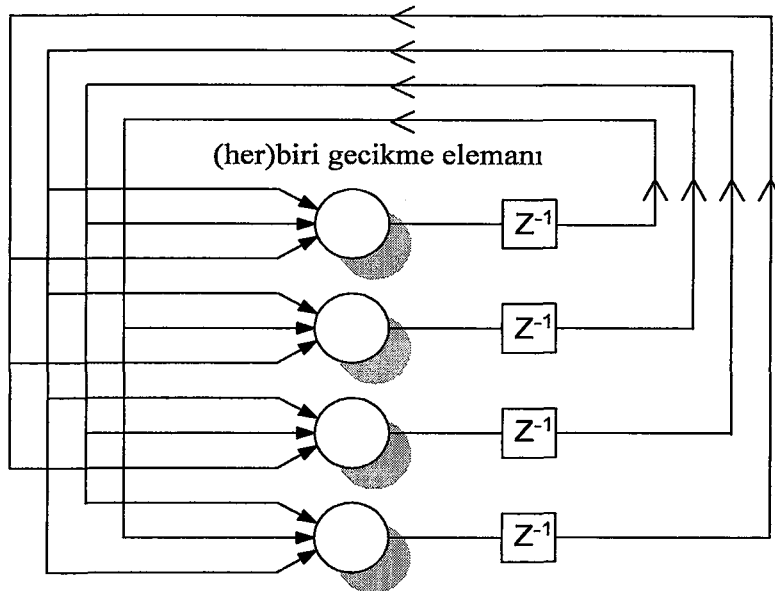
Bu ağ yapısındaki en önemli fark, giriş ve çıkış katmanları arasında ara katman veya katmanlar bulunmasıdır. Ağa ara katmanlar eklenmesiyle, yüksek dereceden istatistiklerin ayrılması sağlanır. Bu özellik, giriş katman boyutunun büyük olduğu durumlarda tercih edilmektedir. Ağda girişler ilk gizli katmana bağlanırlar. Ara katmanın çıkışları da kendinden bir sonraki ara katmanın girişlerini oluşturur. Yapı bu şekilde tekrarlanarak ağ çıkışına kadar devam eder. Bu noktada ağların tam yada kısmi bağlı olmalarından söz edebiliriz. Tam bağlı ağda bir katmandaki her nöron takip eden katmandaki tüm nöronlarla bağlantılıdır. Kısmi bağlı ağda ise izleyen katmandaki her nöronla bağlantılı değildir. Şekil 3.9'da kısmi bağlı ileri beslemeli ağ yapısı görülmektedir.



Şekil 3.9 Çok katmanlı ileri beslemeli ağ

3.6.3 Geribeslemeli ağlar

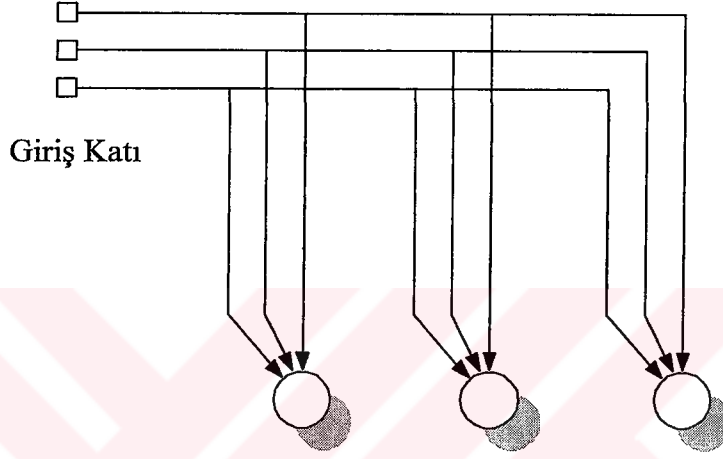
Geribeslemeli ağlar en az bir adet geribesleme çevrimi içerirler. Geribesleme, ara katmanı bulunmayan mimarilerde çıkış katmanından giriş katmanına doğru olabileceği gibi; ara katman bulunan mimarilerde de ara katmanlardan giriş katmanına yada çıkış katmanından giriş katmanına doğru da olabilir. Şekil 3.10 gizli katmanlı geribeslemeli yapıyı göstermektedir.



Şekil 3.10 Geribeslemeli yapı

3.6.4 Lattice yapıları

Lattice yapısı, tek boyutlu, iki boyutlu veya daha çok boyutlu olabilir. Her boyut nöron dizilerinden oluşur. Lattice'in boyutu, aslında Lattice grafinin temsil edildiği uzayın boyut sayısına eşittir. Lattice 'in yapısı da bu anlamda ileri besleme yapısıdır. Ağın boyutunu arttırmak tekrarlama biriminin eklenmesiyle gerçekleşebilir. Bu nedenle tasarımlar için son derece uygun bir yapıdır. Şekil 3.11 tek boyutlu üç nöronlu bir lattice yapısını göstermektedir.



Şekil 3.11 Tek boyutlu üç nöronlu bir lattice yapısı

3.7 Eğitim Yöntemleri

3.7.1 Eğitim yöntemlerinin sınıflandırılması

Bir yapay sinir ağını tasarlamak için önce onun katmanlarının sayısını, sonra ara katmandaki nöronların sayısını, ağırlık değerlerini vs. belirlemek gerekmektedir. Başlangıçta ağırlık değerleri rasgele verilir, bu yüzden ağ henüz kabul edilebilir yaklaşıklıkta sonuçlar üretmeye hazır değildir. Optimum ağırlık değerlerinin belirlenebilmesi için, ağ belli bir eğitim sürecinden geçer. Bu süreç boyunca ağırlık değerleri, kullanılan transfer fonksiyonları, ağ mimarisi vb. parametreler değiştirilebilir. Eğitim için esas olan kabul edilebilir bir bağıl hata değerinin aşılmasıdır.

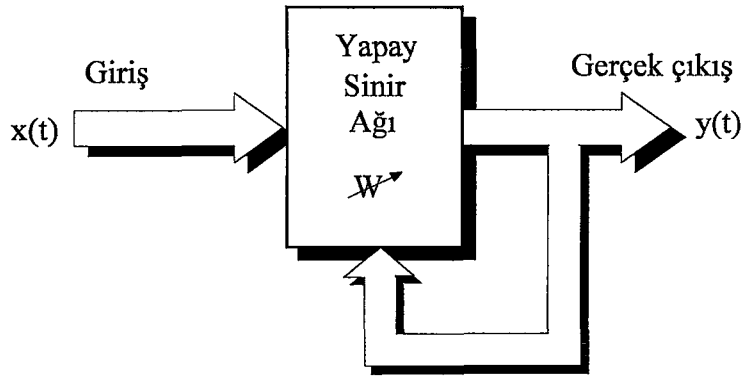
3.7.2 Danışmanlı eğitim

Bu yöntemde giriş vektörleri kümesi ve onlara uygun çıkış vektörleri (eğitimde veya test etmede kullanılan giriş ve çıkış verileri) önceden belirlenmiştir. Her bir giriş vektörünün i . elemanı, nöron ağının i . girişine verilen sinyale karşı gelmektedir. Benzer şekilde çıkış vektörünün j . elemanı, j . çıkış nöronunda elde edilmiş olan sinyale karşılık gelir. Giriş vektörü X ve ona uygun gelen çıkış vektörü Y , eğitici çifti, tüm eğitici çiftler topluluğu da eğitici kümeyi oluşturur. Eğitim sürecinde, YSA'nın ürettiği çıkış vektörlerinin sayısal değerleri ile, eğitici kümeden alınan vektörlerin sayısal değerleri kıyaslanarak hata hesaplanır. Bu hataya göre ağın parametrelerinin uygun tashihi yapılır.

Widrow-Hoff tarafından geliştirilen delta kuralı ile Rumelhart ve McClelland tarafından geliştirilen genelleştirilmiş delta kuralı ve geri yayılım (back propagation) algoritması danışmanlı öğrenme algoritmalarına örnek olarak verilebilir [64].

3.7.3 Danışmansız eğitim

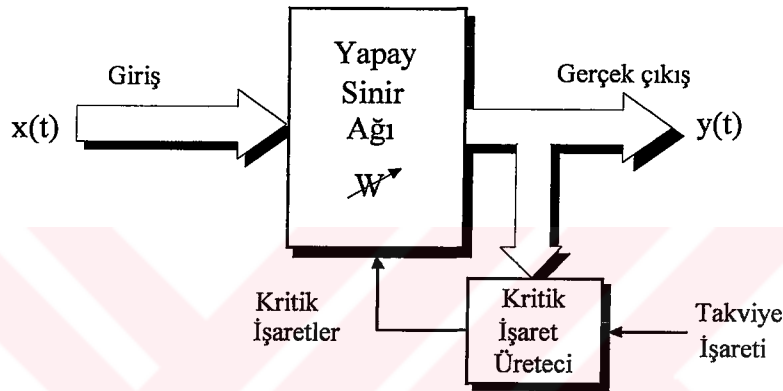
Girişe verilen örnekten elde edilen çıkış bilgisine göre ağ sınıflandırma kurallarını kendi kendine geliştirmektedir. Bu öğrenme algoritmalarında, istenilen çıkış değerinin bilinmesine gerek yoktur. Öğrenme süresince sadece giriş bilgileri verilir. Ağ daha sonra bağlantı ağırlıklarını aynı özellikleri gösteren desenler oluşturmak üzere ayarlar. Şekil 3.12'de danışmansız öğrenme yapısı gösterilmiştir. Grossberg tarafından geliştirilen ART (Adaptive Resonance Theory) [65] veya Kohonen tarafından geliştirilen SOM (Self Organizing Map) [66] öğrenme kuralı danışmansız öğrenmeye örnek olarak verilebilir.



Şekil 3.12 Danışmansız eğitim yapısı

3.7.4 Takviyeli eğitim

Bu öğrenme kuralı danışmanlı öğrenmeye yakın bir metottur. Danışmansız öğrenme algoritması, istenilen çıkışın bilinmesine gerek duymaz. Hedef çıktıyı vermek için bir “öğretmen” yerine, burada YSA’ya bir çıkış verilmemekte fakat elde edilen çıkışın verilen girişe göre uygunluğunu değerlendiren bir kriter kullanılmaktadır. Şekil 3.13’de takviyeli öğrenme yapısı gösterilmiştir. Optimizasyon problemlerini çözmek için Hinton ve Sejnowski’nin geliştirdiği Boltzmann kuralı veya takviyeli öğrenmeye örnek olarak verilebilirler.



Şekil 3.13 Takviyeli öğrenme yapısı

3.8 Çok Katmanlı Perseptronlar ve Öğrenme Algoritmaları

MLP’ler bir çok öğrenme algoritması kullanılarak eğitilebilir. Bu tez çalışmasında, geri-yayılım (BP : backpropagation) ve genişletilmiş delta bar delta (EDBD : extended delta bar delta) danışmanlı öğrenme algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmalar, bu bölümde detaylı olarak açıklanacaktır.

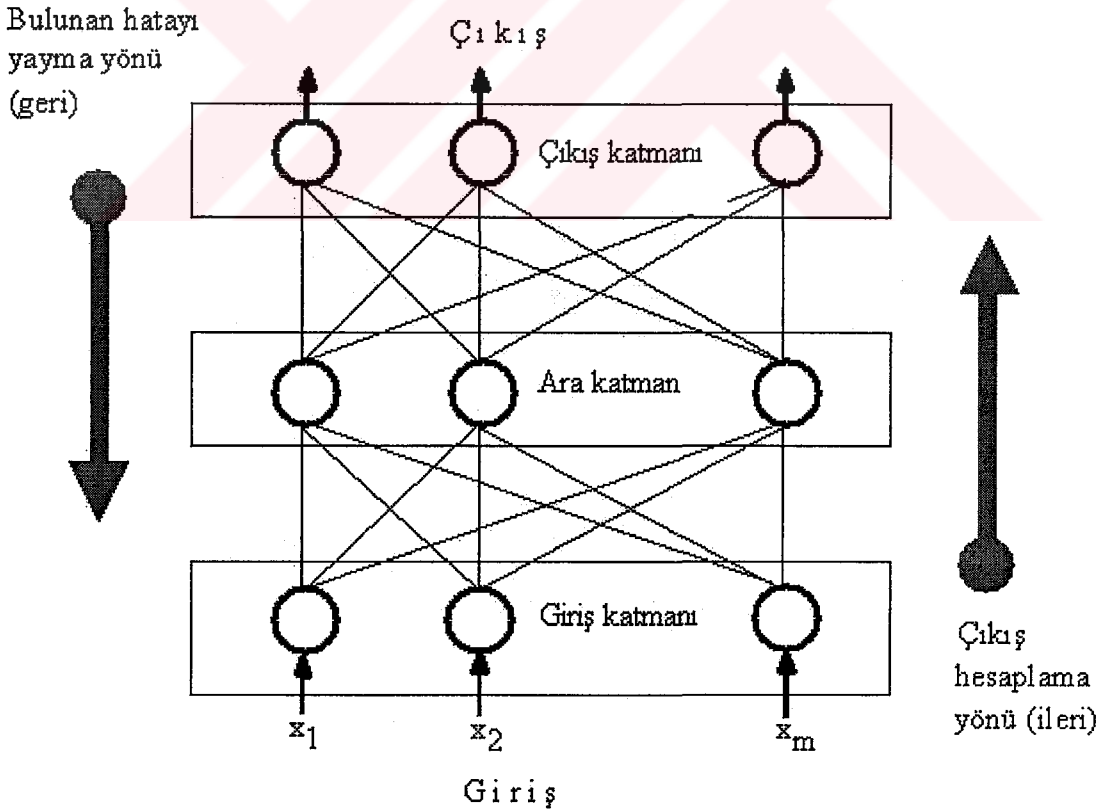
3.8.1 Çok katmanlı perseptronlar

Bir çok katmanlı perseptron sinir ağı modeli, Şekil 3.14’de gösterilmiştir. Bu ağ modeli özellikle mühendislik uygulamalarında en çok kullanılan sinir ağı modeli olmuştur. Bir çok öğrenme algoritmasının bu ağı eğitmede kullanılabilir olması, bu modelin yaygın olarak kullanılmasının sebebidir. MLP modeli, birer adet giriş çıkış katmanından ve bir veya daha fazla ara katmandan oluşur. Bir katmandaki bütün nöronlar bir önceki katmandaki nöronların hepsiyle bağlantılıdır. Bilgi akışı ileri

doğru olup geri besleme yoktur. Bunun için ileri beslemeli sinir ağı modeli olarak adlandırılır. Giriş katmanında herhangi bir bilgi işleme yapılmaz. Buradaki işlem elemanı sayısı tamamen uygulanan problemler giriş sayısına bağlıdır. Ara katman sayısı ve ara katmanlardaki işlem elemanı sayısı ise, deneme-yanılma yolu ile bulunur. Çıkış katmanındaki nöron sayısı, yine uygulanan problemdeki çıkış verisi kadardır [67].

MLP’de, ağı örnekler gösterilerek nasıl bir sonuç üretmesi gerektiği bildirilir (danışmanlı öğrenme). Örnekler giriş katmanına uygulanır, ara katmanlarda ve çıkış katmanında işlenerek çıkışlar elde edilir. Kullanılan eğitime algoritmasına göre, ağın çıkışı ile arzu edilen çıkış arasındaki hata geriye doğru yayılarak hata minimuma düşünceye kadar ağın ağırlıkları değiştirilir. Böylece optimum ağırlık değerleri saptanarak YSA’nın problemi öğrenmesi sağlanır.

İleri beslemeli ağlar, en genel anlamıyla giriş uzayıyla çıkış uzayı arasında statik haritalama yapar. Bir andaki çıkış, sadece o andaki girişin bir fonksiyonudur.



Şekil 3.14 MLP yapısı

3.8.2 Geri yayılım algoritması

Bir çok uygulamalarda kullanılmış en yaygın öğrenme algoritmasıdır. Anlaşılması kolay ve matematiksel olarak ispatlanabilir olmasından dolayı en çok tercih edilen öğrenme algoritmasıdır. Bu algoritma, hataları çıkıştan girişe (geriye) doğru azaltmaya çalışmasından dolayı geri yayılım ismini almıştır [67].

Tipik çok katlı geri yayılım ağı, daima; bir giriş tabakası, bir çıkış tabakası ve bir veya birden fazla gizli tabakaya sahiptir. Gizli tabakaların sayısında teorik olarak bir sınırlama yoktur. Fakat genel olarak bir veya iki tane ara katman kullanılır. Geri yayılım algoritması gradyen azalan ve MLP'leri eğitmede en çok kullanılan temel bir algoritmadır. Genel akış şeması Şekil 3.15'de verilmiştir. Eğitim işlemi ve eğitimden sonraki test işlemi bu akışa göre yapılır. Bu algoritma ile, i ve j kat işlem elemanları arasındaki ağırlıklardaki $\Delta w_{ji}(t)$ değişikliği hesaplanır. Bu ifade,

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j x_i + \alpha \Delta w_{ji}(t-1) \quad (3.3)$$

olarak verilir. Eşitlik (3.3)'de η öğrenme katsayısı, α momentum katsayısı ve δ_j ara veya çıkış katındaki herhangi bir j nöronuna ait bir faktördür. Çıkış katı için bu faktör aşağıdaki şekilde verilir.

$$\delta_j = \frac{\partial f}{\partial net_j} (y_j^{(t)} - y_j) \quad (3.4)$$

Burada, $net_j = \sum x_j w_{ji}$ ve $y_j^{(t)}$ ise j işlemci elemanının hedef çıkışıdır. Ara katlardaki nöronlar için bu faktör,

$$\delta_j = \left(\frac{\partial f}{\partial net_j} \right) \sum w_{qi} \delta_q \quad (3.5)$$

olarak verilir. Ara katlardaki nöronlar için herhangi bir hedef çıkış olmadığından, eşitlik (3.4) yerine eşitlik (3.5) kullanılır. Bu duruma bağlı olarak çıkış katından başlayarak δ_j faktörü, bütün katlardaki nöronlar için hesaplanır. Daha sonra eşitlik (3.3)'deki formüle bağlı olarak, bütün bağlantılar için ağırlıkların güncelleştirilmesi gerçekleştirilir.

3.8.3 Delta-Bar-Delta

Delta-Bar-Delta (DBD) çok katmanlı perseptronlarda bağlantı ağırlıklarının yakınsama hızını arttırmak için kullanılan bir sezgisel yaklaşımdır. Deneysel çalışmalar, ağırlık uzayının her boyutunun tüm hata yüzeyi açısından tamamen farklı olabileceğini göstermiştir. Hata yüzeyindeki değişimleri açıklamak için, özellikle ağırlık boyutu için uygun adım büyüklüğü, tüm ağırlık boyutları için uygun olmayabilir. Bununla birlikte, her bir bağlantıya bir öğrenme oranı atanır, ve bu öğrenme oranının zamanla değişmesine izin verilirse, yakınsama zamanını azaltmak için daha çok serbestlik derecesi sağlanmış olur [68].

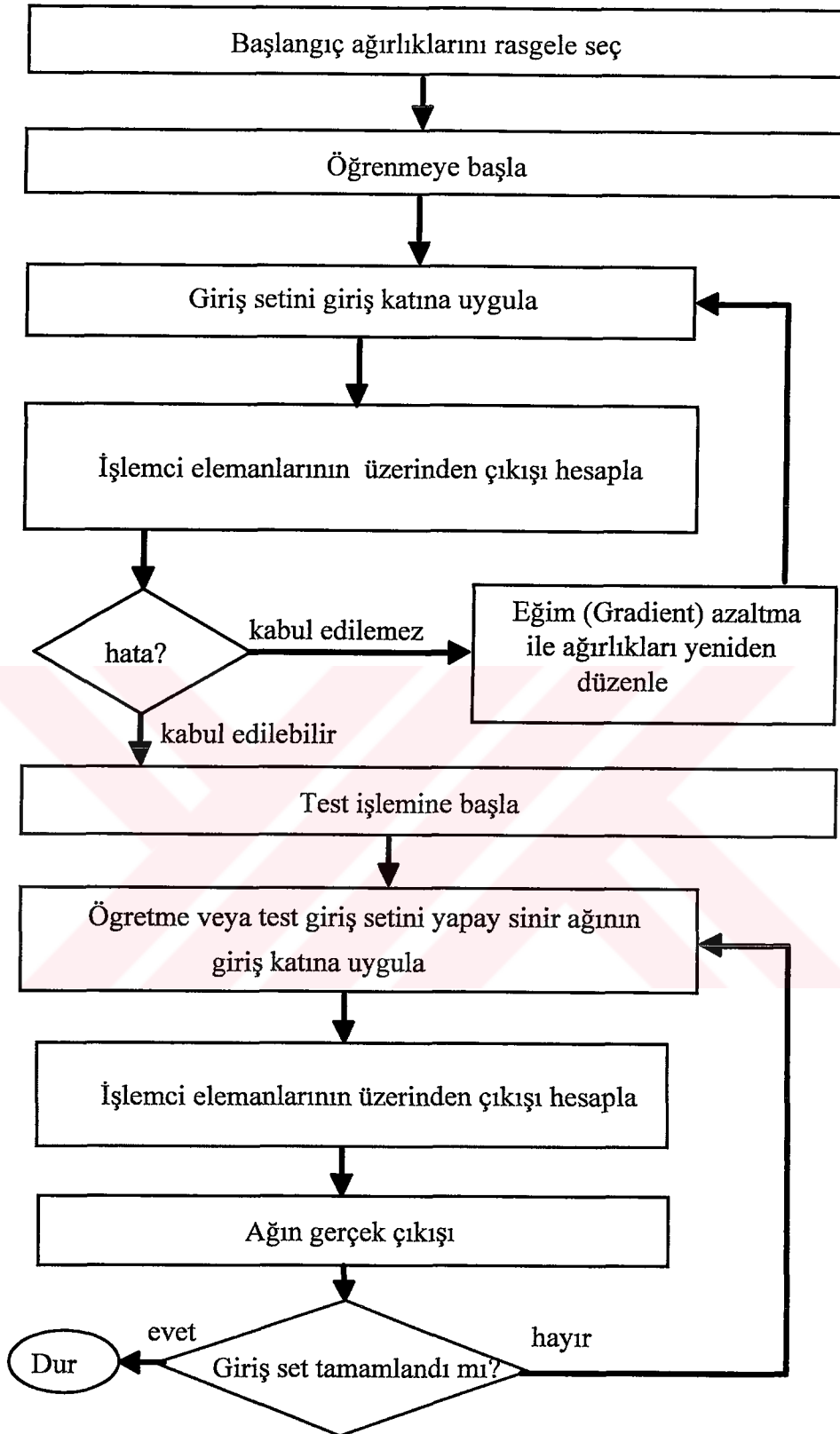
İleri beslemeli YSA yapıları çoğu zaman karmaşıktırlar. Ağdaki her bağlantı için en uygun öğrenme katsayıları kümesini belirlemek oldukça zaman alıcı olabilir. Eğimin geçmişteki değerlerini kullanarak, yerel hata yüzeyinin eğriliğini çıkarmak için sezgisellik uygulanabilir. Bir bağlantı için, ağırlık değişimlerinin işareti ve birkaç ardışık zaman adımları sırayla değiştiği zaman, bağlantı için öğrenme oranı azalmalıdır. Bağlantı ağırlık boyutu, hata yüzeyi ile ilgili büyük bir eğriliğe sahiptir. Bağlantı ağırlık değişimleri, birkaç ardışık zaman adımı için aynı işarete sahip olduğundan bağlantı için öğrenme oranı artırılmalıdır. Ağırlık boyutu hata yüzeyi ile ilgili küçük bir eğriliğe sahiptir ve yüzey önemli bir mesafe için aynı doğrultudaki eğime göre devam eder.

Standart geri yayılım algoritmasında eğim bileşeni eşitlik (3.6)'da verilmektedir.

$$\delta(k) = \frac{\partial E(k)}{\partial w(k)} \quad (3.6)$$

Burada $E(k)$, k anındaki hata değerini, $w(k)$ bağlantı ağırlığını ve $\delta(k)$ ise ağırlık değişiminin eğim bileşenini göstermektedir. Standart geri yayılım algoritmasında bağlantı ağırlığı,

$$w(k+1) = w(k) + \alpha \delta(k) \quad (3.7)$$



Şekil 3.15 Çok katmanlı bir perseptron geri yayılım akış şeması

olarak güncelleştirilir. Burada α sabit bir öğrenme oranıdır. DBD öğrenme kuralında, her bağlantı için değişken öğrenme oranı $\alpha(k)$ atanır ve bağlantı ağırlığının güncelleşmesi

$$w(k+1) = w(k) + \alpha(k) \delta(k) \quad (3.8)$$

şeklinde yapılır. Jacobs, her bağlantıda öğrenme hızının azalması ve artması için sezgiselliğin gerçekleştirilmesinde, $\delta(k)$ eğim bileşeninin ağırlıklı ortalamasını kullanılmıştır. Bu ağırlıklı ortalama $\bar{\delta}(k)$ 'dır. Özellikle, ağırlıklı ortalama aşağıdaki şekilde gösterilmiştir [68].

$$\bar{\delta}(k) = (1 - \theta)\delta(k) + \theta \delta(k-1) \quad (3.9)$$

Burada, θ konveks ağırlık faktörüdür. Sezgisel açıdan, önceki eğim bileşeninin üstel artması ve şu anki eğim bileşeni aynı işaretli ise, öğrenme oranı κ sabiti ile artan ağırlıkla birleştirilir. Mevcut eğim bileşeni üstel ortalamadan farklı işaretli ise, öğrenme oranı mevcut değeri ile orantılı olarak azalır. Bu öğrenme oranının güncelleştirilmesi aşağıdaki eşitlikle tanımlanmıştır.

$$\Delta\alpha(k) = \begin{cases} \kappa & \bar{\delta}(k-1) \delta(k) > 0 \\ -\varphi\alpha(k) & \bar{\delta}(k-1) \delta(k) < 0 \\ 0 & \text{diğer} \end{cases} \quad (3.10)$$

Burada, κ öğrenme katsayısı artma faktörü, φ öğrenme katsayısı azaltma faktörü, $\alpha(k)$ k anındaki öğrenme oranını göstermektedir. Eşitlik (3.10)'dan görülebileceği gibi algoritma, öğrenme katsayılarını lineer olarak artırmakta, fakat geometrik olarak azaltmaktadır.

3.8.4 Genişletilmiş Delta-Bar-Delta (Extended DBD)

Genişletilmiş Delta-Bar-Delta (EDBD) öğretme algoritması, eğitimde belirli bir anda (epok) genel hatayı hesaplayarak hata düzeltme özelliğine sahiptir. Belirli bir andaki (ya da herhangi bir anda) ölçülen hata, bir önceki anda bulunan hatadan büyük ise ağırlıklar bir önceki ağırlık değerlerini alır. Daha iyi sonuçlar elde etmek için hata düzeltme özelliğine dayanıklılık (patience) faktörü eklenmiştir. Her

periyottaki (epok) hatayı test etmek yerine daha önce iyileştirilme işlemi yapıldığından hata, n periyotta test edilir.

EDBD'nin DBD'den farkı aşağıda özetlenmiştir.

- Sezgisel momentum kullanılır.
- Ağırlık uzayında büyük atlamalar ortadan kaldırılmıştır.
- Geometrik azaltma büyük (amacı aşan) atlamaları engellemede yeterince hızlıdır.

EDBD'de, her bir bağlantıdaki momentum hızı $\mu(k)$ ve öğrenme hızı $\alpha(k)$ zamanla değişmektedir. DBD ile karşılaştırmak için standart delta kuralı ile verilen momentum için bağlantı ağırlıklarının değiştirilmesi

$$\Delta w(k+1) = \alpha \delta(k) + \mu \Delta w(k) \quad (3.11)$$

değerinin ağırlıklara katkısıyla

$$w(k+1) = w(k) + \Delta w(k+1) \quad (3.12)$$

elde edilebilir. Burada α ve μ sabittir. Bunun yanında EDBD için değişken öğrenme ve değişken momentum hızları aşağıdaki gibi elde edilebilir. Ağırlıklar,

$$\Delta w(k+1) = \alpha(k) \delta(k) + \mu(k) \Delta w(k) \quad (3.13)$$

değerinin bir önceki ağırlığa eklenmesiyle

$$w(k+1) = w(k) + \Delta w(k+1) \quad (3.14)$$

bulunur. Burada, $\mu(k)$ k zamanındaki bağlantı momentum hızıdır. Momentum hızı $\mu(k)$ ve öğrenme hızı $\alpha(k)$ aşağıdaki kurallara göre benzer şekilde ayarlanır. İlk önce, $\bar{g}$ nin hesaplanması DBD algoritmasına göre belirlenir.

$$\bar{g}(k) = (1 - \theta)(\delta(k) + \theta \delta(k-1)) \quad (3.15)$$

Burada θ konveks ağırlık faktörüdür. EDBD için öğrenme hızı değişimi:

$$\Delta \alpha(k) = \begin{cases} \kappa_\alpha \exp(-\gamma_\alpha |\bar{\delta}(k)|) & \bar{\delta}(k-1) \delta(k) > 0 \text{ ise} \\ -\varphi_\alpha \alpha(k) & \bar{\delta}(k-1) \delta(k) < 0 \text{ ise} \\ 0 & \text{diğer durumda} \end{cases} \quad (3.16)$$

formülünden elde edilir. Burada $\exp$, üstel fonksiyonu göstermektedir. Benzer şekilde, k zamanındaki momentum hızı değişimi,

$$\Delta\mu(k) = \begin{cases} \kappa_{\mu} \exp(-\gamma_{\mu} |\bar{\delta}(k)|) & \text{eğer } \bar{\delta}(k-1) \delta(k) > 0 \\ -\varphi_{\mu} \mu(k) & \text{eğer } \bar{\delta}(k-1) \delta(k) < 0 \\ 0 & \text{diğer durumda} \end{cases} \quad (3.17)$$

ifadesinden bulunabilir. Burada, κ_{μ} , sabit momentum hızı skala faktörünü φ_{μ} , sabit momentum hızı azaltma faktörü ve γ_{μ} , sabit momentum hızı üstel faktörünü göstermektedir.

Şuna da dikkat edilmelidir ki öğrenme ve momentum hızları, onların azalması ve artmasını kontrol eden farklı sabitlere sahiptir. $\bar{\delta}(k), \delta(k)$ 'nin işaretinin sezgisel olarak artma mı yoksa azalma mı olduğunu tespit etmek için kullanılır. Azalmanın ayarlanması DBD'nin kurallarına göre belirlenir. Ancak öğrenme ve momentum oranlarının artırılması $|\bar{\delta}(k)|$ 'nin üstel azalan fonksiyonu olarak değiştirilir. Böylece, küçük eğimli bölgelerde, büyük eğimli bölgelere nazaran daha büyük artırımlar yapılabilecektir. Bu, atlama problemi için kısmi bir çözümdür.

Ağırlık uzayında, aşırı atlamaları engellemek için, üst sınırlar her bir bağlantı öğrenme hızları ve momentum hızları üzerinde belirlenir. Matematiksel ifadesi, tüm bağlantılar için aşağıdaki gibidir.

$$\alpha(k) \leq \alpha_{\max} \quad (3.18)$$

$$\mu(k) \leq \mu_{\max} \quad (3.19)$$

Burada, $\alpha_{\max}$ öğrenme katsayısının üst sınırı ve $\mu_{\max}$ ise momentum katsayısının üst sınırıdır.

Sonuç olarak, EDBD algoritmasına düzeltme özellikli bir hafıza yerleştirilmiştir. Her iterasyondan sonra, hata değerlendirilir. Hata, $E(k)$, bir önceki minimum hatadan küçük ise ağırlıkları o anki en iyiler olarak hafızada saklanır. Düzeltme tolerans parametresi λ , düzeltme sürecini kontrol eder. O andaki hata önceki minimum hatayı aşarsa, yani

$$E(k) > E_{\min} \lambda \quad (3.20)$$

olursa, tüm bağlantı ağırlıkları, hafızada saklı olan en iyi değerlerle değiştirilir. Ayrıca, öğrenme ve momentum hızları düzeltmeyi başlatmak için azaltılır.

3.8.5 Levenberg-Marquardt (LM) eğitim algoritması

Oldukça başarılı bir optimizasyon metodu olan Levenberg-Marquardt (LM) öğrenme algoritması, öğrenmede kullanılan geri yayılım algoritmasının farklı öğrenme tekniklerinden biridir. Çok sayıda komşuluk fikri üzerine dayanan LM algoritması, en küçük kareler yaklaşımı metodudur [12]. Gauss-Newton ve Steepest Descent metodlarının en önemli özelliklerinin bir bileşimi olup, birinci dereceden türev (Hessian matris) yaklaşımı üzerine dayanan oldukça hassas bir tekniktir. LM' nin en önemli avantajlarından biri, hızlı yakınsama özelliğidir ve Gauss-Newton metoduna daha iyi bir yaklaşım getirmiştir. Çünkü, Gauss-Newton metodu, sayısal güçlüklerle sebep olan dezavantajlara sahiptir. Örneğin hata değer fonksiyonunun (optimum dizayn problemlerinde, değişkenlerin bir fonksiyonu olarak elde edilebilen sayısal değerlerin skaler bir fonksiyonu olan objektif fonksiyonun minimize edilmiş halidir.) Hessien (H) pozitif değilse, Hessien matrisinde (objektif fonksiyonun ikinci dereceden türevi) tanımlanan doğrultu hata değer fonksiyonu için iniş fonksiyonu olamaz. Bu durumda adım, doğrultu boyunca uygulanamaz. Marquardt ise, Steepest Descent (Gradient) ve Gauss-Newton metodunun arzu edilen özelliklerine sahip bir metod oluşturmuş ve doğrultuyu değiştirmeyi önermiştir

$$H = J^T J \quad (3.21)$$

Bu eşitlikte yer alan J, Jacobian matrisidir. Jacobian matrisi ağ yapısında oluşan hata değerlerinin ağırlık ve bias değişkenlerine göre 1. dereceden kısmi türevlerinden oluşur. LM eğitim algoritmasında hata fonksiyonunun gradyentinin hesaplanabilmesi için de (3.22) eşitliği kullanılır.

$$g = J^T e \quad (3.22)$$

Bu ifadede yer alan, ağ yapısında meydana gelen hata değerlerinin oluşturduğu bir hata vektörüdür.

Hessian matrislerinin hesaplanmasına göre daha basit bir şekilde bulunabilen Jacobian matrisleri standart geri yayılım kuralına göre hesaplanabilmektedir. LM eğitim algoritması, Newton yönteminde kullanılan değişim ifadesine benzer bir yaklaşımı Hessian matrislerine uygulamaktadır. Bu yaklaşım (3.23) ifadesinde gösterilmiştir.

$$x_{k+1} = x_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (3.23)$$

Skaler μ ifadesinin sıfır olduğu durumda ifade hemen hemen Newton yöntemi ile benzer olmaktadır. μ değerinin büyümesi durumunda ise eşitlik küçük bir adım boyunun kullanıldığı bir Gradyent Descent ifadesine dönüşmektedir.

LM eğitim algoritması uygun ölçülerde boyutlandırılmış ileri beslemeli bir ağ yapısı için en hızlı şekilde yakınsayan bir yöntem olarak görünmektedir.

3.8.6 Hızlı yayılım (quickprop)

Çok katlı perseptronların eğitilmesi için kullanılan ve sezgisel bir öğretim algoritması olan hızlı yayılım (QuickProp) algoritması, Fahlman tarafından geliştirilmiştir [69]. Sezgisel algoritmalar, tecrübeye ve tahmine dayalı kurallar içermektedir. Bu algoritmalar optimum çözümü garanti edemeyip sadece ona yakın çözümü bulmayı garanti etmektedir.

Problem uzayında mümkün olan en kısa sürede, bir çözüm bulmak için ağırlık uzayında eğimi (gradient) azaltmak gerekebilir. Bunun yerine çözümden fazla uzaklaşmaksızın mümkün olan en büyük adımlarla kısa sürede çözüme ulaşmak arzu edilir. Hatta fonksiyonun eğim derecesi biliniyorsa, güvenli bir şekilde ağırlık uzayında daha büyük adımla çözüme ulaşılabilir. Bu algoritmada,

- Hesaplamanın geçmişteki durumu hakkında bazı sezgilere dayanan (genel veya her bir ağırlık için ayrı) dinamik olarak ağırlıkların ayarlanması ve
- Her bir ağırlığa göre hatanın ikinci türevinin belirgin kullanımı birleştirilir.

Hızlı yayılım algoritması bir ikinci dereceli metottan daha sezgiseldir ve çok azda olsa Newton metoduna dayanan bu metottan,

- Her bir ağırlık için, ağırlık hata eğrisi kolları yukarı doğru açık olan bir parabol ile yaklaşılabılır.
- Hata eğrisinin eğilimindeki değişim, diğer tüm ağırlıkların aynı andaki değişiminden etkilenmeyeceği kabulleri yapılır.

Genellikle hızlı yayılım algoritmasının performans testleri diğer tekniklerle karşılaştırıldığında oldukça iyidir. Bu algoritma, özellikle gürültü seviyesi az olan veriye sahip olan problemlerde, EDBD kadar iyi sonuç vermektedir [70].

3.8.7 Normal kümülatif delta (NBP)

Bu öğrenme algoritması delta kuralının bir çeşididir. Ağırlıkların değişimlerini toplar ve bir epok sonunda ağırlıkları güncelleştirir. Öğrenme hızının, epok büyüklüğünden bağımsız olması için normalizasyon yapar. NBP, öğrenme hızını, epok büyüklüğünün bir fonksiyonu olarak otomatik olarak ayarlar.

4 KIZILIRMAK NEHRİ SU KALİTESİ VERİLERİ FAKTÖR ANALİZİ

Bu bölümde su kalitesi değerlendirmesinde etkin parametrelerin neler olduğuna karar verebilmek için, verilerin tamamına faktör analizi uygulanmıştır. Buradan elde edilecek parametreler Yapay Sinir Ağları uygulamalarında kullanılacaktır.

Su kalitesi gözlem istasyonlarında ölçülen kalite değerlerinin içerdiği bilgiyi ortaya çıkarmak için çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Bu yöntemlerin çoğu istatistiksel metotlara dayanmaktadır. Literatürde, su kalitesi çalışmalarında Temel Bileşenler Analizinin çok yaygın olarak kullanıldığı rapor edilmiştir [71-75].

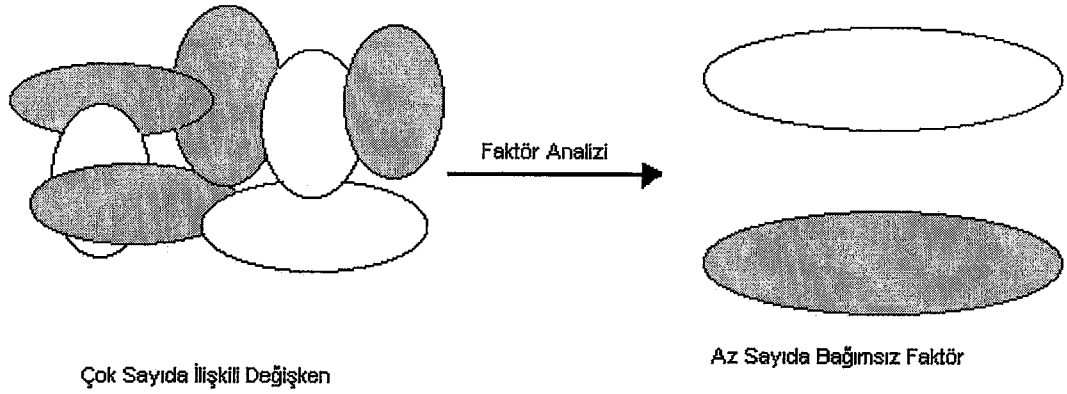
Su kalitesi izleme çalışmalarında doğru parametrelerin seçimi, gözleme programının teknik ve mali fizibilitesinin önemli bir ayağını oluşturmaktadır [76]. Parametrelerin seçimi gözleme programının amacına bağlı olarak önem kazanır [77]. Örneğin, içmesuyu kullanımı ile ilgili bir izleme yapılacaksa, çok fazla parametrenin ölçümü söz konusu olacaktır. Bu nedenle ölçümün yapılması gerekli olan parametrelere karar vermek çok önemlidir.

4.1 Faktör Analizi

Faktör analizi, veriler arasındaki ilişkilere dayanarak verilerin daha anlamlı ve özet bir biçimde sunulmasını sağlayan çok değişkenli bir istatistiksel analiz türüdür, yani k değişkenli bir olayda birbiri ile ilişkili değişkenler bir araya getirilerek, az sayıdaki ortak, ilişkisiz değişken bulma yöntemidir [78]. Şekil 4.1’de faktör analizinin şekilsel ifadesi verilmiştir. Bir başka deyişle, faktör analizi, boyut indirgeme ve bağımlılık yapısını yok etme yöntemidir [79].

Faktör analizinde genel olarak korelasyon matrisi kullanılmaktadır. Verilerin ölçüm birimleri ve varyansları birbirlerine yakın ise kovaryans matrisinden, yakın değilse korelasyon matrisinden yararlanılması önerilir. Bugüne kadar faktör analizinde en yaygın olarak kullanılmakta olan yöntem ise temel bileşenler (principal components

analysis) yada asal bileşenler analizidir [80]. Temel bileşenler analizi geometrik olarak, ortak özelliğe sahip olan değişkenler üzerinden yeni bir boyut (B_1) geliştirecektir. Bu boyut iki veya daha fazla boyutlu durumundaki değişkenler arasındaki uzaklıkları (veya varyansı) olanak ölçüsünde en yakın şekilde koruyacaktır. Bu yeni boyut (B_1) bir “temel bileşen” olarak adlandırılır.



Şekil 4.1 Faktör analizinin şekilsel ifadesi

Şayet iki orijinal boyut veya değişken yerine daha fazla sayıda boyutla analize başlanırsa, B_1 ‘den başka yeni bir boyut (B_2) daha tanımlanabilir. Bu (B_2) boyutu diğer bir “temel bileşen”dir. Geometrik olarak ikiden fazla boyutu göstermek güç ise de matematiksel olarak ikiden fazla boyut rahatlıkla saptanabilir. Böylece her değişken her bir boyut üzerinde bir koordinata sahip olan koordinatlar seti ile belirlenebilir. Her yeni boyut orijinal değişkenlerin bir kombinasyonundan başka bir şey olmayacaktır. Dolayısıyla bu yeni boyutlu elde edilen değişken en yüksek korelasyonu olan orijinal değişken ile çok sıkı bir ilişki içinde olacaktır.

Analizin amacı, boyut azaltma esnasında varyanstaki azalmanın, yani kaybolan varyansın, minimum bir düzeyde tutulmasıdır. Ancak, yine de hata yapma oranı yüksektir. Dolayısıyla, bu araştırmada, bu hatayı daha minimum düzeye indirmek için, çoklu gruplandırma yöntemi ele alınmıştır.

Şekil 4.1’de gösterildiği gibi çok sayıda ilişki orijinal değişkenlerden az sayıda ilişkisiz hipotetik değişken bulmayı amaçlayan faktör analizinde n bireyin k tane özelliğini gösteren X ham veri matrisinden elde edilen standartlaştırılmış Z veri matrisi kullanılmıştır. Bu durum faktör analizi modelinin z_j ($j=1,2,\dots,k$) değişkenleri ile $f_1, f_2, \dots, f_m$ ortak faktörleri arasındaki doğrusal ilişki modeli,

$$z_j = a_{j1}f_1 + a_{j2}f_2 + ... + a_{jm}f_m + b_m f_m + b_j u_j \quad (4.1)$$

olup, modeldeki a_{jm} , j. değişkenin m. faktör üzerindeki yükü veya ağırlığı, u_j , özel veya artık faktörü, b_j , artık faktörüne ilişkin katsayıdır.

Burada verilerin, eşitlik 4.1’de tanımlanmış bir modele uyduğu varsayılmakta ve bu varsayım ortak faktörler ile artık faktörlerin aşağıdaki koşulları sağlama zorunluluğu gerektirmektedir :

$$\begin{aligned} E(\{f_m\}) &= 0, \text{Var}(\{f_m\}) = 1, \\ E(\{u_j\}) &= 0, \text{Kov}(\{u_j\}, \{u_j\}) = 0, \\ \text{Kov}(\{f_m\}, \{u_j\}) &= 0. \end{aligned} \quad (4.2)$$

Ortak faktörlerin birbiriyle ve artık faktörle ilişkisiz olacağı varsayımı altında, standartlaştırılmış değişken z_j lerin varyansına (var) ilişkin bağıntı,

$$\begin{aligned} \text{Var}(z_j) &= a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + ... + a_{jm}^2 + b_j^2 = 1 \\ &= v_j^2 + b_j^2 \end{aligned} \quad (4.3)$$

v_j^2 , j. inci değişkenin ortak faktör varyansı;

b_j^2 , ortak faktörlerin açıklayamadıkları kısmı kapsayan artık faktör varyansıdır.

Bulunan v_j^2 değerlerinin tümü 1’e eşit yada yakınsa korelasyon matrisinin faktörleşmesinin iyi olduğu söylenir. Eğer bazı v_j^2 değerleri küçük ($v_j^2 < 0$) ise, bu durumda en az bir faktörün daha çıkartılması gerektiği düşünülür.

Optimal faktör sayısına karar vermede kullanılan en yaygın bir başka kriter de,

$$\sum_{j=1}^m \frac{v_j^2}{k} \geq \frac{2}{3} \quad (4.4)$$

biçimindeki oran değeri olup, bu oran değerinin 2/3'ten büyük olması, faktörleşmenin iyi olduğu anlamına gelir. Aksi durumda daha başka faktörlere ihtiyaç olduğu düşünülür. Böyle durumlarda faktör:

$$-2 \log \lambda = (n-1) \left\{ \log \frac{|\hat{\Delta}|}{|S|} + I_z (S\hat{\Delta}^{-1})k \right\} \approx X^2_{(a)}, i = 1, 2 \text{ için} \quad (4.5)$$

test istatistiğinden yararlanılmaktadır. Burada

λ özdeğerler;

Δ kovaryans matrisi;

S değişken ile faktör arasındaki ilişki matrisi;

τ_i serbestlik derecesi olup, faktör sonuçlarının dik veya eğik olması durumunda farklılık göstermekte ve;

$$\tau_1 = \frac{1}{2} \{ (k-m)^2 - (k+m) \} \quad (4.6)$$

$$\tau_2 = \frac{k}{2} (k-2m-1) \quad (4.7)$$

dik döndürmelerde (4.6), eğik döndürmelerde ise (4.7) bağıntılarından bulunmaktadır [81]. Faktörleştirmedeki somut gösterge ise Ferguson başta olmak üzere birçok araştırmacı tarafından geliştirilen ve birçok farklı ifadesi bulunan “Parsimony ölçüsü”dür [79]. Bu kavram, olabildiğince az sayıda boyutla k değişkenli sistemin açıklanmasıdır.

Elde edilen faktörleri daha iyi yorumlayacak biçimde yani faktörlere çevirme olarak ifade edilen faktör döndürme de iki yöntem kullanılmaktadır. Bunlardan ilki, eksenlerin konumlarını değiştirmeden 90°'lik açı ile döndürülen dik döndürmedir. İkinci yöntem ise, eksenlerin birbirine dik olmasına gerek duyulmayan, ama her faktör birbirinden bağımsız olarak döndürülen Şekil 4.2’de gösterilen eğik döndürmedir. Aslında pek çok sayısı bir arttırılarak tüm hesaplamalar yeniden yapılır

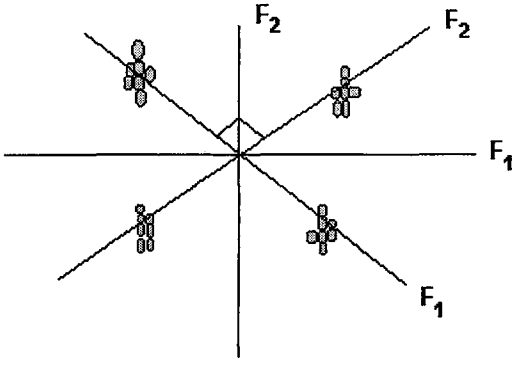
ve işlemler yukarıdaki koşul sağlanıncaya kadar sürdürülür. Bundan başka diğer bir test de olabilirlik oran değeri üzerine kurulmuş olup, ilişkili değişkenden az sayıda ilişkisiz ve kolay yorumlanabilir faktörlere ulaşmak, faktör analizinin temel amacı olduğuna göre, faktörler tarafından açıklanan varyans miktarının döndürmeden etkilenmemesi istenir. Bu sistem dik dönüşümleri ön plana çıkartır. Ancak, bazı durumlarda dik döndürme en iyi faktör kümesine ulaşmakta yeterli olmamaktadır [77]. Dik döndürme, bazen hangi faktörlerin hangi parametrelere ilişkin yükleri taşıması gerektiği ile ilgili özellikleri tam olarak vermediğinden döndürmeden amaçlanan basit yapıya ve anlamlı faktörlere ulaşamamaktadır. Böyle durumlarda eğik döndürme gündeme gelmektedir. Sonuç olarak, faktörlerin dikliğinden belli ölçüde fedakarlık yapılması durumunda, eğik döndürme ile daha anlamlı ve daha kolay yorumlanabilir basit yapı sonuçlarına ulaşmak mümkün olmaktadır. Eğik döndürmenin dik döndürmeden her zaman daha üstün olduğu savunulmaktadır.

Dik faktörlerde yükler -1 ile +1 arasında iken eğik döndürmede bazı yüklerin 1'den büyük olması ile durumları ile de karşılaşılır ve bu değerler 1 olarak değerlendirilir ve bu durum yüklerin mükemmel olduğu anlamına gelir. Böylece, bu araştırmada, elde edilen faktörlerin daha anlamlı sonuçlar vermesi için faktörlerden her seferde m-2 tanesi sabit tutularak, ikişer ikişer diklik özelliği bozulmayacak biçimde döndürülmesini sağlayan pek çok dik döndürme yöntemleri içinde Varimax, eğik döndürme yöntemleri içinde ise Oblimax yöntemi ele alınan yöntemlerdir.

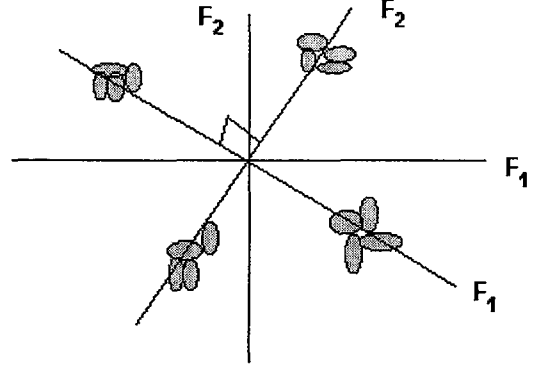
Varimax yöntemi

Basit yapıya ulaşmada faktör yükleri matrisinin sütunlarına öncelik veren bu yöntemde, her sütundaki bazı yük değerleri 1'e yaklaştırılırken geriye kalan çok sayıdaki yük değerleri 0'a yaklaştırılır. Faktör varyanslarının (daha iyi yorum verebilmesi için) maksimum olmasını sağlayacak biçimde döndürme yapılır. Bu amaçla geliştirilen V fonksiyonunun maksimum olması hedeflenir.

$$MaxV = p \sum_{l=1}^m \left(\sum_{j=1}^p d_{jl} / h_j \right)^4 - \sum_{t=1}^m \left(\sum_{j=1}^p d_{jt}^2 / h_j^2 \right)^2 \quad (4.8)$$



a) Dik Döndürme



b) Eğik Döndürme

Şekil 4.2 Faktörlerin dik ve eğik yöntemlerle döndürülmesi

Oblimax yöntemi

Bu yöntem, eğik döndürme yöntemi olup, W ile gösterilen basıklık katsayısının maksimum yapılması esasına dayanır.

$$MaxW = \frac{\sum_{j=1}^p \sum_{l=1}^m v_{jl}^4}{(\sum_{j=1}^p \sum_{l=1}^m v_{jl}^2)^2} \quad (4.9)$$

4.2 Uygulama

Kızılırmak nehrine ait 28 parametreye ait veri grubuna faktör analizi (Temel Bileşenler) işlemleri uygulanmıştır. Veriler Kızılırmak üzerinde Ankara Üniversitesinin yapmış olduğu çalışmadan elde edilmiştir. Bu veriler, Minitab İstatistical Software 13.1 paket programıyla incelenmiş, uygulamaya konulmuş ve aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir. Tablo 4.1’de döndürme sonuçları verilmiştir.

Tablo 4.1 Döndürme sonuçları oransal ortak etken varyans (Sorted Rotated Factor Loadings and Communalities)

Değişken	Faktör1	Faktör2	Faktör3	Faktör4	Faktör5	Faktör6	Faktör7	Faktör8	Faktör9	Faktör10	Communality
	0.092	0.092	-0.230	0.174	-0.051	-0.174	-0.042	-0.002	-0.006	0.011	0.900
	-0.085	-0.085	-0.139	0.096	-0.023	-0.396	0.102	0.107	0.040	-0.015	0.952
	-0.240	-0.240	0.004	-0.085	0.116	0.076	0.133	-0.140	-0.175	-0.179	0.828
	0.058	0.058	0.425	-0.223	0.245	0.022	0.018	-0.110	-0.014	0.211	0.907
	0.081	0.081	0.375	-0.134	-0.461	0.053	0.002	-0.128	-0.136	-0.081	0.888
TKN	0.068	0.904	0.033	0.027	0.135	0.007	0.181	-0.093	-0.009	0.012	0.884
Cu	-0.102	0.760	0.173	0.075	-0.177	-0.022	0.310	0.076	-0.154	-0.076	0.787
BOI	0.235	-0.708	-0.279	-0.321	-0.099	-0.186	-0.040	0.247	-0.071	-0.134	0.867
Cr	0.108	-0.662	-0.211	-0.157	0.205	-0.244	0.064	-0.020	-0.178	0.051	0.659
KOI	-0.144	-0.653	0.050	-0.133	-0.436	-0.137	0.086	-0.249	0.070	0.137	0.769
SO4	-0.122	0.323	0.825	-0.104	0.218	-0.006	0.046	-0.100	0.022	0.132	0.887
Mg	-0.195	0.028	0.817	0.030	-0.294	0.104	0.119	-0.042	-0.125	0.050	0.839
NO3-N	0.373	0.348	0.503	0.068	0.041	-0.143	0.474	0.068	-0.038	-0.004	0.770
NH4-N	0.106	-0.080	0.014	-0.926	0.182	-0.009	-0.010	0.102	-0.073	-0.012	0.924
AKM	-0.226	-0.432	0.219	-0.713	0.080	0.029	0.076	0.052	-0.105	0.027	0.822
Na	-0.333	-0.336	-0.294	-0.591	-0.133	0.001	0.468	0.066	0.089	-0.114	0.921
	-0.095	0.018	0.002	0.197	-0.040	-0.040	-0.019	-0.181	-0.040	-0.099	0.868
	0.395	0.234	-0.111	-0.148	-0.230	0.347	0.347	-0.271	-0.100	0.177	0.854
	0.121	-0.074	-0.031	-0.126	0.157	0.036	-0.036	-0.193	-0.044	-0.023	0.767
	0.114	-0.048	-0.044	0.188	-0.117	0.066	0.066	0.299	-0.199	-0.017	0.769
	0.232	-0.412	0.015	-0.055	-0.129	-0.356	-0.356	0.168	0.067	-0.098	0.769
ol_nok	0.238	0.202	0.105	-0.064	0.146	0.084	0.881	0.064	0.018	-0.065	0.927
ÇO	-0.208	0.105	0.441	-0.101	-0.219	0.081	0.583	-0.194	-0.319	0.183	0.825
PO4	-0.072	0.098	-0.402	-0.355	0.080	-0.089	-0.023	0.033	0.033	0.090	0.827
Aylar	-0.190	-0.104	0.093	-0.008	0.354	-0.235	-0.040	-0.381	-0.381	-0.386	0.908
pH	-0.229	0.457	-0.093	0.030	-0.240	-0.233	-0.237	-0.425	-0.425	0.053	0.881
T	0.107	-0.008	0.104	-0.097	-0.000	-0.120	0.075	0.040	-0.917	-0.062	0.898
BOR	-0.008	-0.080	0.144	0.023	0.123	0.048	-0.014	-0.028	0.048	0.048	0.934

Değişkenlerin, belirlenen 10 faktör üzerindeki yükleri Tablo 4.2’de verilmiştir. Bu değerler her bir faktöre karşılık gelen en yüksek parametre yükünü göstermektedir.

Tablo 4.2 Değişkenlerin faktörler üzerindeki yükleri

Değişkenler	Yükler	Faktörler	Değişkenler	Yükler	Faktörler
Bor	0.941	f ₁₀	BOİ	0.708	f ₂
NH ₄ N	0.926	f ₄	PO ₄	0.707	f ₃
T	0.917	f ₉	FC	0.683	f ₁
TKN	0.904	f ₂	Cr	0.662	f ₂
ÖL. NOK.	0.881	f ₇	KOİ	0.653	f ₂
TÇKM	0.880	f ₁	Ay	0.613	f ₈
FENOL	0.879	f ₅	Zn	0.597	f ₆
YAĞ	0.858	f ₁	Na	0.591	f ₄
SO ₄	0.825	f ₃	ÇO	0.583	f ₇
Mg	0.817	f ₃	S	0.567	f ₅
Mn	0.815	f ₆	pH	0.509	f ₈
TC	0.802	f ₁	NO ₃ -N	0.503	f ₃
Cu	0.760	f ₂			
Fe	0.754	f ₆			
Cl	0.746	f ₁			
AKM	0.713	f ₄			

Tablo 4.1’deki sonuçlara göre, değişkenlerin faktörler üzerindeki yüklerine göre sınıflandırması halinde Tablo 4.3’deki sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 4.3 Değişkenlerin faktörler üzerindeki yüklerine göre sınıflandırması

Faktörler	Yüksek yüklü değişkenler
f ₁	TÇKM, YAĞ, TC, Cl, FC
f ₂	TKN, Cu, BOİ, Cr, KOİ
f ₃	SO ₄ , Mg, NO ₃ -N
f ₄	NH ₄ -N, AKM, Na
f ₅	Fenol, S
f ₆	Mn, Fe, Zn
f ₇	Ölçüm Noktası (Ö.N.), ÇO
f ₈	PO ₄ , Ay, pH
f ₉	T
f ₁₀	Bor

Yapılan hesaplamalar sonucunda elde edilen faktör skor değerleri Tablo 4.4’de verilmiştir.

Tablo 4.4 Faktörlerin skor değerleri

Faktör Değişken	Faktör1	Faktör2	Faktör3	Faktör4	Faktör5	Faktör6	Faktör7	Faktör8	Faktör9	Faktör10
T	0.057	-0.035	-0.053	0.030	-0.017	0.136	-0.039	0.058	-0.699	0.079
pH	-0.049	0.183	-0.157	-0.125	-0.072	-0.120	-0.170	0.317	-0.278	0.048
FC	-0.113	-0.091	0.028	-0.032	-0.006	0.187	0.004	-0.123	-0.149	-0.191
KOI	-0.029	0.037	0.109	-0.104	-0.157	-0.048	-0.031	-0.035	-0.017	-0.069
BOI	-0.083	-0.184	-0.020	-0.006	-0.160	-0.093	0.120	-0.139	0.075	0.097
AKM	-0.026	0.075	-0.072	-0.022	-0.111	0.014	0.008	0.106	-0.060	-0.026
SO4	-0.035	-0.057	0.100	-0.176	-0.178	0.033	-0.059	0.048	-0.038	0.052
NH4-N	0.105	0.042	0.199	-0.066	0.011	0.013	-0.038	-0.013	-0.017	-0.007
NO3-N	0.087	0.157	0.012	-0.034	-0.020	0.077	-0.148	-0.006	0.010	0.083
TKN	0.016	0.043	0.190	0.034	0.139	-0.105	-0.096	-0.023	0.139	-0.033
PO4	0.019	0.183	-0.074	-0.131	-0.081	0.024	-0.175	0.106	0.019	-0.022
yag	0.217	0.018	-0.158	-0.211	-0.008	-0.062	0.003	-0.037	0.088	-0.036
BOR	0.096	0.057	-0.038	-0.040	-0.171	-0.003	-0.040	0.49	0.051	-0.012
Na	-0.019	-0.043	-0.033	0.068	-0.147	-0.112	0.045	0.088	-0.012	0.028
Mg	0.023	-0.024	-0.166	-0.221	-0.026	-0.002	0.004	0.006	-0.010	-0.002
Cu	0.007	0.233	0.022	-0.066	-0.086	0.007	0.003	0.182	-0.104	0.062
Cr	-0.060	-0.223	-0.068	0.095	-0.159	-0.050	0.090	-0.047	-0.016	-0.004
Fe	0.049	-0.031	0.141	-0.063	0.168	-0.065	0.116	-0.107	-0.037	0.006
Mn	-0.053	0.004	0.011	0.132	-0.087	0.28	-0.170	0.071	-0.151	-0.057
Zn	-0.104	0.024	0.025	-0.064	-0.072	-0.37	0.103	0.197	-0.035	0.111
ol_nok	-0.029	0.031	-0.117	-0.019	0.141	0.49	0.015	-0.252	-0.030	-0.079
ÇO	-0.110	-0.072	0.118	0.146	22	-0.145	0.168	-0.268	-0.224	0.058
	0.002	-0.032	-0.036	0.078	0.041	-0.047	-0.014	0.297	-0.217	-0.217
	-0.047	-0.053	0.043	0.033	-0.087	0.006	0.275	0.028	0.076	0.153
						0.017		-0.032	-0.187	

Tablo 4.5 Değişkenlerin faktör skor değerlerine göre sıralaması

Faktörler	1. Sıra No	2. Sıra No
f ₁	TÇKM	Cl, TC
f ₂	TKN	Cr
f ₃	SO ₄	Mg
f ₄	NH ₄ -N	AKM
f ₅	Fenol	S, Ay
f ₆	Mn	Fe, Zn
f ₇	Ö.N.	ÇONa,
f ₈	PO ₄	pH, Ay
f ₉	T	Ay
f ₁₀	Bor	PO ₄ , Ay

Kızılırmak nehri üzerinde yapılan analizler sonucu elde edilen değişkenlere uygulanan faktör analizi sonuçları ile yapılan değerlendirmeler sonucunda faktörleri oluşturan değişkenler Tablo 4.6'daki gibi tespit edilmiştir.

Tablo 4.6 Faktörleri oluşturan değişkenler

Faktörler	Yüksek yüklü değişkenler
f ₁	TÇKM, YAĞ, TC, CL, FC
f ₂	TKN, Cu, BOİ, Cr, KOİ
f ₃	SO ₄ , Mg, NO ₃ -N
f ₄	NH ₄ -N, AKM, Na
f ₅	Fenol, S
f ₆	Mn, Fe, Zn
f ₇	Ö.N., ÇO
f ₈	PO ₄ , Ay, pH
f ₉	T
f ₁₀	Bor

10 faktörü oluşturan değişkenlerin ağırlıklarına bakıldığında; 1. faktörü TÇKM, 2. faktörü TKN, 3. faktörü SO₄, 4. faktörü NH₄-N, 5. faktörü Fenol, 6. faktörü Mn, 7. faktörü Ölçüm noktası, 8. faktörü PO₄, 9. faktörü T, ve 10 faktörü ise bor temsil etmektedir. Eğer ölçüm programı genişletilmek istenirse Tablo 4.5'de 2. sırada verilen değişkenler (Cl, TC, Cr, Mg, AKM, S, Ay, Fe, Zn, ÇO, Na, pH ilave edilebilir.

Su kalite sınıfını belirleyecek parametrelerin azaltılması ile birlikte, izleme çalışması yapan kurum ve kuruluşlar önemli ölçüde teknik ve mali tasarruf sağlayabilecektir. Faktör analizi sonucu ortaya çıkan parametrelere bakıldığında, havzanın çoğunlukla evsel ve endüstriyel atıksularla kirletildiği görülmektedir.

5 YSA İLE MODELLEME UYGULAMALARI

Çözünmüş oksijen, nehirlerdeki suyun kalitesi ile ilgili tanımların yapılmasında en çok kullanılan parametrelerdendir. Sudaki yaşamın sürebilmesi, metabolik faaliyetler ve sentez olayı için gereklidir. Kirlenmenin ve organik madde miktarının bir göstergesidir.

Akarsuya kullanılmış sularla birlikte giren organik kirleticilerin ayrışmaları sırasında ortamdaki çözünmüş oksijen kullanılırken, diğer taraftan da atmosferden oksijen kazanılır. Belirli bir kirletici yükünün su yatağındaki çözünmüş oksijen konsantrasyonuna tesiri matematiksel olarak ifade edilebilir. Belirli bir anda belirli bir akarsu parçası için oksijen dengesi yazılabilir. Bu denge, en basit yaklaşımla mikroorganizmaların sarf ettiği oksijen ile atmosferden temin edilen oksijen arasında kurulabilir.

Çözünmüş oksijen parametresinin değişimi ile diğer su kalite parametreleri arasındaki ilişkinin belirlenebilmesi için bu bölümde Yapay Sinir Ağları (YSA) kullanılmıştır. Bu ilişkiyi belirleyecek modeli oluşturabilmek için Kızılırmak nehri üzerinde Ankara Üniversitesi ve DSİ'nin yapmış olduğu analizlerden faydalanılmıştır. Ölçüm istasyonlarının yerlerini gösteren harita Ek F'de verilmiştir.

Çalışmada çözünmüş oksijen değişiminin modellenmesi için bir YSA yapısı geliştirilmiştir. YSA'yı eğitmek için Kızılırmak nehri boyunca 1 yıl ölçülen veri ile DSİ Kayseri 12. Bölge Müdürlüğü istasyonlarında yapılan çalışmalardan faydalanılmıştır.

Literatürde çok sayıda YSA yapısı vardır [82]. Çok katlı perseptronlar (ÇKP) uygulamalarda en çok kullanılan yapıdır. Bu çalışmada da ÇKP yapısı model kurma sürecinde kullanılmıştır. Çok katlı perseptronları eğitmede;

- Standart geri-yayılım algoritması (BP)
- Genişletilmiş Delta-Bar-Delta (EDBD)

- Delta-Bar-Delta (DBD)
- Normal Kümülatif Delta (NBP)
- Hızlı Yayılım (QPR)
- Levenberg-Marquardt (LM)

öğrenme algoritmaları kullanılmıştır.

Bu YSA öğrenme algoritmalarının modellemelerde kullanılması için Neural Network II Plus ve MATLAB yazılımlarından faydalanılmıştır [70].

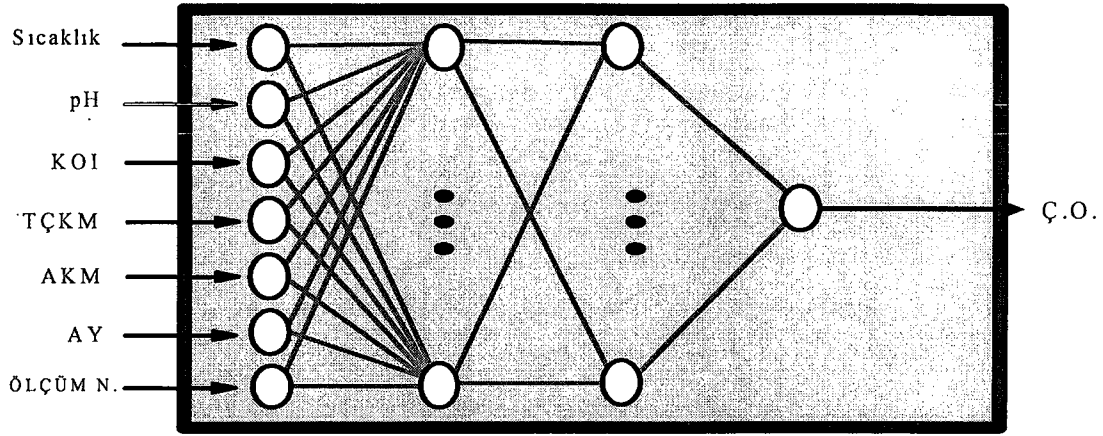
Kızılırmak Nehri'ne ait veri grubunda toplam 28 su kalite parametresi bulunmaktadır. Veri grubu ile yapılan eğitimlerde girişte yer alan parametre sayısı değiştirilerek farklı model yaklaşımları ile çıkış olarak girilen çözünmüş oksijen değişiminin belirlenmesi amaçlanmıştır. Böylece en az sayıda giriş parametresi ile en etkin değişimin belirlenmesine çalışılmıştır.

Bunun yanında ÇO hesaplamada en uygun YSA yapısı, öğrenme algoritması, transfer fonksiyonu, ara katman sayısı, nöron sayısı ve optimal giriş parametresi bu çalışmada belirlenmeye çalışılmıştır.

5.1 YSA Modeli İçin En İyi Öğrenme Algoritmasının Belirlenmesi

Toplam 28 parametrenin bulunduğu veri kümesinden ÇO değişimi ile ilgili en iyi sonucu elde etmek için, 27, 7, 6, 5 ve 4 girişli veri kümeleri oluşturulmuştur. Veri kümeleri oluşturulurken ölçümü en kolay parametrelerin sistemde giriş olarak kullanılmasına dikkat edilmiştir. Giriş parametrelerinin seçiminde, faktör analizi ile elde edilen parametre grupları da gözönünde tutulmuştur.

Birinci grup olarak 27 giriş ve 1 çıkışlı ÇKP yapısı oluşturulmuştur. Bu yapıda ölçülen bütün parametreler sisteme giriş olarak alınmış, çözünmüş oksijen ise tek çıkış değeri olarak seçilmiştir. 27 girişli bir yapının seçilme nedeni Ekosistem Modellemesine uygun olarak çözünmüş oksijen değişimine etki eden eldeki tüm parametrelerin sisteme dahil edilmesidir. Böylece nehir boyunca ölçülmüş olan parametrelerle değişimin nasıl etkilendiği belirlenmeye çalışılmıştır.



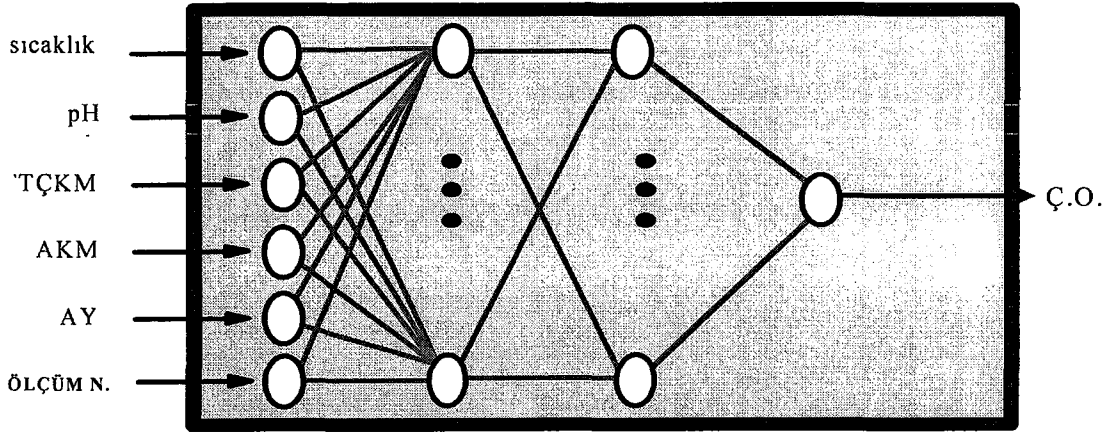
Şekil 5.1 7 girişli ÇKP-YSA yapısı

Yine çözünmüş oksijen değişiminin en az ve en etkili parametre ile belirlenebilmesi için 7, 6, 5 ve 4 girişli ÇKP yapıları oluşturulmuştur. Bu yapılar oluşturulurken, faktör analizi sonucu elde edilen etkin parametrelerden oluşmasına ve ölçümü ve elde edilmesinin kolay olmasına dikkat edilmiştir. Şekil 5.1’de yedi giriş ve bir çıkışı olan yapı verilmiştir. Bu modelde sıcaklık, pH, KOİ, TÇKM, AKM, Ay ve Ölçüm Noktası giriş parametresi olarak seçilmiştir.

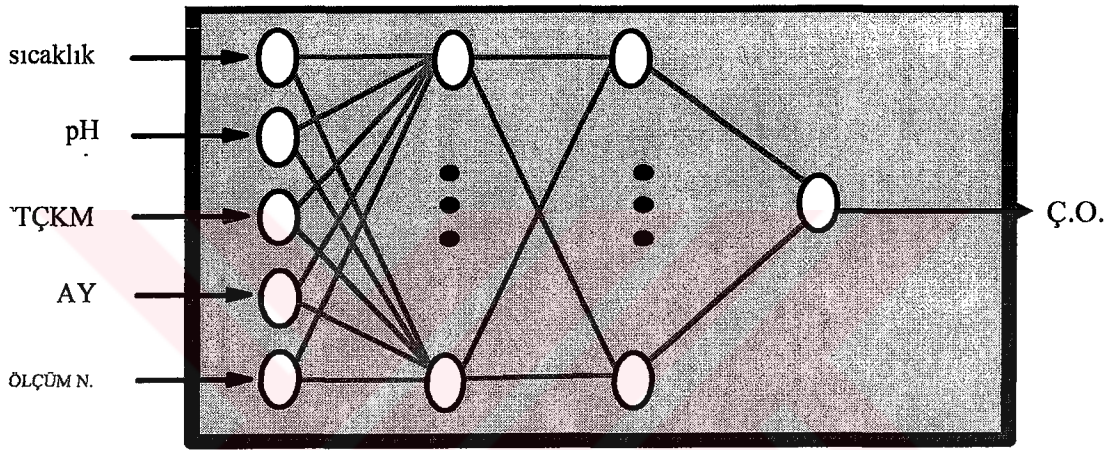
Şekil 5.2’de sıcaklık, pH, TÇKM, AKM, Ay ve Ölçüm Noktasından oluşan altı girişli yapı, Şekil 5.3’de sıcaklık, pH, TÇKM, Ay ve Ölçüm Noktasından oluşan 5 girişli yapı, Şekil 5.4’de ise sıcaklık, pH, Ay ve Ölçüm Noktasından oluşan 4 girişli yapı şekilleri verilmiştir. Kurulan her bir model yapısı için ÇO tek çıkış olarak belirlenmiştir.

Her bir model yapısının eğitimlerinde 10x10, 10x5, 5x5, 20x5 şeklinde iki ara katmanlı ve 5 ile 10 nöron sayılı tek katmanlı yapılar kullanılmıştır. YSA modellerinde transfer fonksiyonu olarak ara katmanlarda tanjant hiperbolik ve sigmoid fonksiyonları kullanılmış, en uygun transfer fonksiyonunun belirlenmesine çalışılmıştır. Çıkış katında ise doğrusal transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Epok sayısı 70 olarak belirlenmiştir.

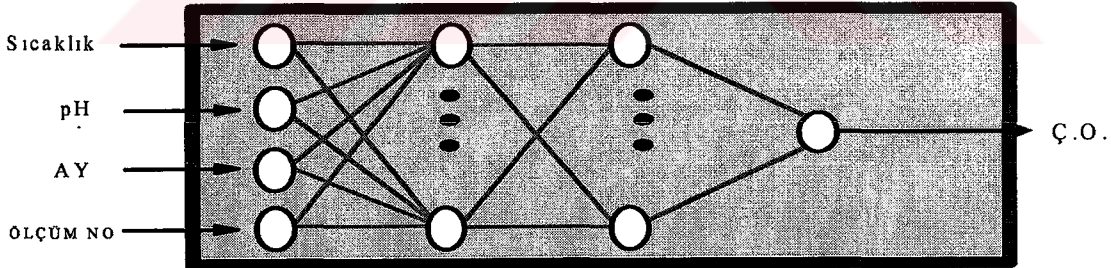
Yukarıda tanımları yapılan bu yapılarda en iyi öğrenme algoritmasını belirlemek üzere öncelikle yukarıda belirlenen 5 yapı YSA ile öğrenmenin denenmesi için test verisi oluşturulmadan Standart geri-yayılım algoritması (BP), Genişletilmiş Delta-Bar-Delta (EDBD), Delta-Bar-Delta (DBD), Normal Kümülatif Delta (NBP) ve Hızlı Yayılım (QPR) olmak üzere 5 ayrı öğrenme algoritması için eğitilmiştir.



Şekil 5.2 6 girişli ÇKP-YSA yapısı



Şekil 5.3 5 girişli ÇKP-YSA yapısı



Şekil 5.4 4 girişli ÇKP-YSA yapısı

Bir test verisi oluşturmada bütün verilerden 27, 7, 6, 5 ve 4 giriş olarak oluşturulan ÇKP-YSA yapısı yukarıda verilen 5 farklı algoritmayla eğitilmiştir. Tablo 5.1’de 27 girişli eğitim ortalama mutlak hata (OMH) değerleri verilmiştir.

Tablo 5.2’de 7 girişli, Tablo 5.3’de 6, Tablo 5.4’de 5, Tablo 5.5’de ise 4 girişli yapının eğitim OMH değerleri verilmiştir.

Tablo 5.1 27 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH
	Giriş	Çıkış			
K#-27	27	1	BP	Sigmoid	0.49
K#-27	27	1	BP	Tanh	0.03
K#-27	27	1	EDBD	Sigmoid	0.02
K#-27	27	1	EDBD	Tanh	0.0009
K#-27	27	1	DBD	Sigmoid	0.57
K#-27	27	1	DBD	Tanh	0.08
K#-27	27	1	NBP	Sigmoid	0.39
K#-27	27	1	NBP	Tanh	0.05
K#-27	27	1	QPR	Sigmoid	0.69
K#-27	27	1	QPR	Tanh	0.43

Tablo 5.2 7 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH
	Giriş	Çıkış			
K#-7	7	1	BP	Sigmoid	0.55
K#-7	7	1	BP	Tanh	0.18
K#-7	7	1	EDBD	Sigmoid	0.05
K#-7	7	1	EDBD	Tanh	0.0055
K#-7	7	1	DBD	Sigmoid	0.69
K#-7	7	1	DBD	Tanh	0.28
K#-7	7	1	NBP	Sigmoid	0.51
K#-7	7	1	NBP	Tanh	0.37
K#-7	7	1	QPR	Sigmoid	0.78
K#-7	7	1	QPR	Tanh	0.56

Tablo 5.3 6 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH
	Giriş	Çıkış			
K#-6	6	1	BP	Sigmoid	0.48
K#-6	6	1	BP	Tanh	0.17
K#-6	6	1	EDBD	Sigmoid	0.05
K#-6	6	1	EDBD	Tanh	0.0016
K#-6	6	1	DBD	Sigmoid	0.81
K#-6	6	1	DBD	Tanh	0.49
K#-6	6	1	NBP	Sigmoid	0.60
K#-6	6	1	NBP	Tanh	0.46
K#-6	6	1	QPR	Sigmoid	0.81
K#-6	6	1	QPR	Tanh	0.62

Tablo 5.4 5 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH
	Giriş	Çıkış			
K#-5	5	1	BP	Sigmoid	0.12
K#-5	5	1	BP	Tanh	0.08
K#-5	5	1	EDBD	Sigmoid	0.07
K#-5	5	1	EDBD	Tanh	0.0043
K#-5	5	1	DBD	Sigmoid	0.28
K#-5	5	1	DBD	Tanh	0.09
K#-5	5	1	NBP	Sigmoid	0.71
K#-5	5	1	NBP	Tanh	0.54
K#-5	5	1	QPR	Sigmoid	0.90
K#-5	5	1	QPR	Tanh	0.73

Tablo 5.5 4 girişli veri grubunun tamamının eğitilmesi ile elde edilen OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH
	Giriş	Çıkış			
K#-4	4	1	BP	Sigmoid	1.10
K#-4	4	1	BP	Tanh	0.72
K#-4	4	1	EDBD	Sigmoid	0.06
K#-4	4	1	EDBD	Tanh	0.01
K#-4	4	1	DBD	Sigmoid	1.20
K#-4	4	1	DBD	Tanh	1.04
K#-4	4	1	NBP	Sigmoid	1.26
K#-4	4	1	NBP	Tanh	1.20
K#-4	4	1	QPR	Sigmoid	1.31
K#-4	4	1	QPR	Tanh	1.29

Verinin tümünün eğitilmesiyle oluşturulan ÇKP-YSA yapısında, en düşük ortalama mutlak hata (OMH) değerleri, EDBD algoritması ve Tanh transfer fonksiyonu ile elde edilmiştir.

5.2 YSA Modellerinin Test1 (T1) Veri Kümesi Kullanılarak 5 Farklı Öğrenme Algoritması ile Eğitilmesi

Veri kümesinin tamamının içerisinde 10 adet rasgele test verisi seçilerek Test1 (T1) kümesi oluşturulmuştur. T1 test veri kümesinin, BP, EDBD, DBD, NBP ve QPR öğrenme algoritmalarının Tanh ve Sigmoid fonksiyonları için ayrı ayrı eğitimleri yapılmıştır. Burada da yine 27, 7, 6, 5 ve 4 girişli ÇKP-YSA yapıları ayrı ayrı test edilmiştir. Tablo 5.6'da oluşturulan örnek 7 giriş ve 1 çıkışlı Test1 veri kümesi,

Tablo 5.7’de ise 4 girişli yapı verilmiştir. Diğer test veri kümeleri Ek.A’da verilmiştir.

Tablo 5.6 Test1 veri kümesi 7 giriş ve 1 çıkış

Sıcaklık (°C)	pH	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
3	8	24	450	5	3	1	10.4
10	8	97	271	45	4	2	8.8
15	7.5	48	1110	40	5	3	7.9
20	7.6	45	0	190	6	4	6.4
23	8	47	1400	53	7	5	9.4
24	8	27	650	15	8	6	8.2
20	8	40	830	85	9	7	7.4
19	8	55	775	89	10	8	8.6
10	7.9	39	110	140	11	9	9
6.6	7.9	28	650	6	3	10	12.8

Tablo 5.7 Test1 veri kümesi 4 giriş ve 1 çıkış

Sıcaklık (°C)	pH	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
3	8	3	1	10.4
10	8	4	2	8.8
15	7.5	5	3	7.9
20	7.6	6	4	6.4
23	8	7	5	9.4
24	8	8	6	8.2
20	8	9	7	7.4
19	8	10	8	8.6
10	7.9	11	9	9
6.6	7.9	3	10	12.8

Test1 veri kümesinin BP, EDBD, DBD, NBP ve QPR öğrenme algoritmaları ve Tanh ve sigmoid transfer fonksiyonları ile eğitilmesi sonucu elde edilen 27 girişli yapı OMH değerleri Tablo 5.8’de, 7 girişli yapı sonuçları Tablo 5.9’da verilmiştir.

Tablo 5.8 27 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA Yapısı		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH	TEST OMH
	Giriş	Çıkış				
T1#-27	27	1	BP	Tanh	0.0145	2.23
T1#-27	27	1	BP	Sigmoid	0.5069	1.38
T1#-27	27	1	EDBD	Tanh	0.0009	2.17
T1#-27	27	1	EDBD	Sigmoid	0.1197	1.92
T1#-27	27	1	DBD	Tanh	0.0247	2.67
T1#-27	27	1	DBD	Sigmoid	0.6045	2.00
T1#-27	27	1	NBP	Tanh	0.4803	2.35
T1#-27	27	1	NBP	Sigmoid	0.5681	2.45
T1#-27	27	1	QPR	Tanh	0.6034	2.46
T1#-27	27	1	QPR	Sigmoid	0.6307	2.50

Tablo 5.9 7 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA Yapısı		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH	TEST OMH
	Giriş	Çıkış				
T1#-7	7	1	BP	Tanh	0.1084	1.97
T1#-7	7	1	BP	Sigmoid	0.7060	1.37
T1#-7	7	1	EDBD	Tanh	0.0049	1.88
T1#-7	7	1	EDBD	Sigmoid	0.0481	1.07
T1#-7	7	1	DBD	Tanh	0.2764	2.02
T1#-7	7	1	DBD	Sigmoid	0.8693	1.75
T1#-7	7	1	NBP	Tanh	1.0237	2.24
T1#-7	7	1	NBP	Sigmoid	0.9560	1.80
T1#-7	7	1	QPR	Tanh	1.1045	2.37
T1#-7	7	1	QPR	Sigmoid	1.0372	2.07

Tablo 5.10 6 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA Yapısı		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH	TEST OMH
	Giriş	Çıkış				
T1#-6	6	1	BP	Tanh	0.0854	1.22
T1#-6	6	1	BP	Sigmoid	0.6838	1.28
T1#-6	6	1	EDBD	Tanh	0.0288	2.27
T1#-6	6	1	EDBD	Sigmoid	0.2316	1.16
T1#-6	6	1	DBD	Tanh	0.0982	2.31
T1#-6	6	1	DBD	Sigmoid	0.5420	1.92
T1#-6	6	1	NBP	Tanh	0.3560	2.20
T1#-6	6	1	NBP	Sigmoid	0.7403	2.04
T1#-6	6	1	QPR	Tanh	0.8058	2.47
T1#-6	6	1	QPR	Sigmoid	0.7056	2.18

6 girişli yapı OMH değerleri Tablo 5.10'da, 5 girişli yapı OMH değerleri Tablo 5.11'de, 4 girişli yapı sonuçları ise Tablo 5.12'de verilmiştir.

Tablo 5.11 5 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA Yapısı		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH	TEST OMH
	Giriş	Çıkış				
T1#-5	5	1	BP	Tanh	0.1479	1.42
T1#-5	5	1	BP	Sigmoid	0.0900	1.39
T1#-5	5	1	EDBD	Tanh	0.0134	1.39
T1#-5	5	1	EDBD	Sigmoid	0.1302	1.38
T1#-5	5	1	DBD	Tanh	0.2046	1.60
T1#-5	5	1	DBD	Sigmoid	0.8793	1.48
T1#-5	5	1	NBP	Tanh	0.3735	1.71
T1#-5	5	1	NBP	Sigmoid	0.2045	1.50
T1#-5	5	1	QPR	Tanh	0.6902	1.84
T1#-5	5	1	QPR	Sigmoid	0.5037	1.73

Tablo 5.12 4 girişli test1 veri kümesi öğrenme algoritmaları OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA Yapısı		ÖĞRENME ALGORİTMASI	AKTİVASYON FONKSİYONU	EĞİTİM OMH	TEST OMH
	Giriş	Çıkış				
T1#-4	4	1	BP	Tanh	0.3924	1.12
T1#-4	4	1	BP	Sigmoid	1.0773	1.26
T1#-4	4	1	EDBD	Tanh	0.0478	1.67
T1#-4	4	1	EDBD	Sigmoid	0.4297	1.67
T1#-4	4	1	DBD	Tanh	0.5302	1.84
T1#-4	4	1	DBD	Sigmoid	0.7830	1.90
T1#-4	4	1	NBP	Tanh	0.6089	2.03
T1#-4	4	1	NBP	Sigmoid	0.8643	1.99
T1#-4	4	1	QPR	Tanh	0.8504	2.08
T1#-4	4	1	QPR	Sigmoid	0.7912	1.91

T1 veri kümesinin 5 farklı ÇKP-YSA yapısının, T1 veri kümesinin BP, EDBD, DBD, NBP ve QPR öğrenme algoritmaları ile eğitilmesiyle elde edilen OMH değerlerinde en iyi sonucu EDBD algoritması vermiştir.

Öğrenme algoritmalarının Tanh hem de sigmoid transfer fonksiyonu ile eğitilmesi sırasında en iyi sonucu EDBD algoritmasının Tanh transfer fonksiyonu ile verdiği görülmüştür.

5.3 YSA Modellerinin Farklı Test Veri Kümeleri Kullanarak EDBD Algoritması ile Eğitilmesi

En iyi sonuç EDBD algoritması ile elde edildiğinden için 6 ayrı test veri kümesi daha oluşturularak, 5 farklı ÇKP-YSA yapısı yeniden eğitilmiştir. Bu test veri kümelerinden T2, T3, T4 ve T6 da 10 test verisi, T5 de 20, T7 de ise 40 test verisi bulunmaktadır. Tablo 5.13’de T2#-7, Tablo 5.14’de T3#-7, Tablo 5.15’de T4#-7, Tablo 5.15’de T5#-7, test veri kümesi örnekleri verilmiştir. Diğer ÇKP-YSA yapıları için oluşturulan test verisi EK.A’da verilmiştir.

Tablo 5.13 T2#-7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
6	8.4	22	510	7	4	1	8.4
12	8.2	77	480	60	5	2	8.9
19	7.8	40	1350	25	6	3	7.2
22	7.9	49	0	208	7	4	7.2
25	8	49	1350	54	8	5	9.4
22	8.1	25	575	17	9	6	8.4
18	7.9	39	1100	112	10	7	11
14	8.1	45	850	130	11	8	11
4	7.5	51	105	112	3	9	9.5
14	8	21	690	8	4	10	10.4

Tablo 5.14 T3#-7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH (-)	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
15	8.3	28	490	9	5	1	8.3
17	7.8	83	172	65	6	2	7.8
24	8.1	51	98	98	7	3	10.2
25	7.3	49	260	280	8	4	12.9
22	8.2	49	1250	50	9	5	8.5
17	7.6	31	710	13	10	6	8
12	8	41	1150	90	11	7	12
2	7.1	44	1200	86	3	8	12.2
9	7.6	58	104	122	4	9	10.2
16	8	23	750	7	5	10	10.2

Tablo 5.15 T4#-7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH (-)	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
17	8.6	29	498	8	6	1	8.6
21	8	57	265	59	7	2	9.4
24	8.1	37	90	85	8	3	9.2
23	7.9	45	210	350	9	4	12
19	7.6	41	1100	49	10	5	7.8
15	7.8	38	670	18	11	6	8.4
5	8	50	500	7	3	7	9.4
11	7.6	48	1400	38	4	8	12.5
13	8	54	100	120	5	9	11
17	7.9	31	778	8	6	10	10.4

Tablo 5.16 T5#-7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH (-)	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
21	8.4	25	610	8	7	1	8.4
11	7.6	20	210	9	11	1	8.1
6	7.8	45	362	40	3	2	9.6
22	8	57	250	35	8	2	9.4
10	8.3	41	790	85	4	3	9.1
19	7.9	35	75	90	9	3	7.2
17	7.5	51	0	140	5	4	10.4
19	8	37	170	350	10	4	9.7
17	7.6	44	1335	51	6	5	8.4
10	7.5	31	1000	45	11	5	7.8
7	7.7	35	750	15	3	6	9.1
21	7.6	41	860	17	7	6	8.7
11	7.9	51	545	9	4	7	8.4
24	7.8	45	900	94	8	7	9.8
15	7.3	40	1350	14	5	8	10.3
23	7.8	49	670	115	9	8	10
17	8.1	37	110	129	6	9	9
16	7.6	45	105	130	10	9	7
27	8.2	26	790	8	7	10	10.3
12	7.5	25	550	24	11	10	10.2

Burada kullanılan ÇKP-YSA yapısı, 10x5 iki ara katmanlı bir yapıdır. Tablo 5.17’de T1, T2, T3, T4, T5, T6 ve T7 test veri kümeleri kullanılarak EDBD algoritması ile eğitilmiş farklı YSA modellerinden elde edilen OMH değerleri verilmiştir.

Tablo 5.17 T1, T2, T3, T4, T5, T6 ve T7 test veri kümelerinin EDBD algoritması ve Tanh transfer fonksiyonu ile eğitilmesi sonucu elde edilen OMH değerleri

VERİ KÜMESİ	YSA		EĞİTİM KÜMESİ	TEST KÜMESİ	EĞİTİM OMH	TEST OMH
	Giriş	Çıkış				
K-27	27	1	90	-	0.0009	-
T1#-27	27	1	80	10	0.0009	2.17
T2#-27	27	1	80	10	0.0016	1.21
T3#-27	27	1	80	10	0.0017	1.06
T4#-27	27	1	80	10	0.0012	1.30
T6#-27	27	1	80	10	0.0002	1.46
T5#-27	27	1	60	20	0.00007	1.63
T7#-27	27	1	50	40	0.00001	1.73
#K-7	7	1	90	-	0.0055	-
T1#-7	7	1	80	10	0.0049	1.88
T2#-7	7	1	80	10	0.0098	1.50
T3#-7	7	1	80	10	0.0034	1.31
T4#-7	7	1	80	10	0.0146	1.78
T6#-7	7	1	80	10	0.0024	1.91
T5#-7	7	1	60	20	0.0013	1.50
T7#-7	7	1	50	40	0.00001	1.17
#K-6	6	1	90	-	0.0016	-
T1#-6	6	1	80	10	0.0288	2.26
T2#-6	6	1	80	10	0.0174	1.47
T3#-6	6	1	80	10	0.0022	1.34
T4#-6	6	1	80	10	0.0028	1.39
T6#-6	6	1	80	10	0.0043	2.06
T5#-6	6	1	60	20	0.0005	1.42
T7#-6	6	1	50	40	0.0001	1.14
#K-5	5	1	90	-	0.0043	-
T1#-5	5	1	80	10	0.0134	1.39
T2#-5	5	1	80	10	0.0113	1.29
T3#-5	5	1	80	10	0.0108	0.92
T4#-5	5	1	80	10	0.0017	2.36
T6#-5	5	1	80	10	0.0023	1.61
T5#-5	5	1	60	20	0.0002	1.47
T7#-5	5	1	50	40	0.00005	1.37
#K-4	4	1	90	-	0.0112	-
T1#-4	4	1	80	10	0.0478	1.67
T2#-4	4	1	80	10	0.0208	1.15
T3#-4	4	1	80	10	0.0108	1.42
T4#-4	4	1	80	10	0.0339	2.36
T6#-4	4	1	80	10	0.0087	2.03
T5#-4	4	1	60	20	0.0115	1.55
T7#-4	4	1	50	40	0.00008	1.81

T1, T2, T3, T4 ve T6 veri gruplarında 10 adet test verisi bulunmaktadır. Bu veri gruplarındaki test verisi rasgele seçilmiş olup, yine her bir grupta iki ara katman

kullanılmıştır. Bu 5 veri kümelerinin EDBD algoritması ile eğitilmesi sonucu elde edilen OMH değerlerinin de bir ortalaması da Tablo 5.18’de verilmiştir.

Tablo 5.18 T1, T2, T3, T4 ve T6 veri gruplarının OMH ortalaması

VERİ GRUBU	GİRİŞ	OMH	OMH _t
T1#-27	27	0.0009	2.17
T2#-27	27	0.0016	1.21
T3#-27	27	0.0017	1.06
T4#-27	27	0.0012	1.30
T6#-27	27	0.0002	1.46
ORTALAMA		0.0011	1.44
T1#-7	7	0.0049	1.88
T2#-7	7	0.0098	1.50
T3#-7	7	0.0034	1.31
T4#-7	7	0.0146	1.78
T6#-7	7	0.0024	1.91
ORTALAMA		0.0070	1.67
T1#-6	6	0.0288	2.26
T2#-6	6	0.0174	1.47
T3#-6	6	0.0022	1.34
T4#-6	6	0.0028	1.39
T6#-6	6	0.0043	2.06
ORTALAMA		0.0111	1.70
T1#-5	5	0.0134	1.39
T2#-5	5	0.0113	1.29
T3#-5	5	0.0108	0.92
T4#-5	5	0.0017	2.36
T6#-5	5	0.0023	1.61
ORTALAMA		0.0079	1.52
T1#-4	4	0.0478	1.67
T2#-4	4	0.0208	1.15
T3#-4	4	0.0108	1.42
T4#-4	4	0.0339	2.36
T6#-4	4	0.0087	2.03
ORTALAMA		0.0244	1.73

5.4 Geliştirilen YSA Modelinin Farklı Veri Grupları İle Test Edilmesi

Kızılırmak nehrindeki çözünmüş oksijen değişimini belirlemek için oluşturulan YSA yapısının eğitim ve test aşamalarında şu ana kadar Ankara Üniversitesi tarafından yapılmış olan çalışmanın verileri kullanılmıştır. Bu veri grubu ile elde edilen sonuçlar çözünmüş oksijenin değişimini belirlemek için istenilen değerleri vermiştir.

Geliştirilen modelin farklı verilerle nasıl bir sonuç vereceğini görmek amacı ile Kızılırmak nehri üzerinde DSI Bölge Müdürlüğü tarafından yapılmış analiz sonuçları

geliştirilen modele test verisi olarak girilmiştir. Ayrıca Sarımsaklı deresi için yine DSİ tarafından yapılan analiz sonuçları da test edilmiştir. Tablo 5.19’da test edilen veri gruplarının özellikleri verilmiştir.

Tablo 5.19 ÇO değişimini belirlemek için oluşturulan iki çıkışlı YSA-ÇKP yapıları

Veri Grubu	Test Veri Sayısı	Girişler	Çıkış
Kızılırmak Nehri Kayseri Yemliha İstasyonu	19	Sıcaklık, pH, KOİ, TÇKM, AKM, Ay, Ölçüm Noktası	Çözünmüş Oksijen
Kızılırmak Nehri Nevşehir Gülşehir İstasyonu	17	Sıcaklık, pH, TÇKM, AKM, Ay, Ölçüm Noktası	Çözünmüş Oksijen
Sarımsaklı Deresi Baraj Çıkışı	21	Sıcaklık, pH, TÇKM, AKM, Ay, Ölçüm Noktası	Çözünmüş Oksijen

Yukarıdaki gibi oluşturulan veri kümeleri daha önce geliştirilmiş olan EDBD algoritması ile elde edilmiş olan YSA yapısı ile test edilmiştir.

Yemliha istasyonu için 7 girişli YSA yapısı, Gülşehir ve Sarımsaklı için ise 6 girişli YSA yapısı kullanılmıştır. Yine çıkış parametresi çözünmüş oksijendir. Tablo 5.20’de çözünmüş oksijen için elde edilen sonuçlar, Tablo 5.21’de ise OMH değerleri verilmiştir.

Tablo 5.20 Geliştirilen YSA yapısının üç farklı veri grubu ile test edilmesi sonucu elde edilen ÇO değerleri

Kızılırmak Nehri Kayseri Yemliha İstasyonu			Kızılırmak Nehri Nevşehir Gülşehir İstasyonu			Sarımsaklı Deresi Baraj Çıkışı		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
8.10	8.33	0.23	120.00	9.02	2.98	11.70	9.30	2.40
14.00	11.53	2.47	8.20	10.44	2.24	10.50	8.04	2.46
8.40	11.10	2.70	12.20	9.21	2.99	11.80	9.65	2.15
9.80	12.34	2.54	10.20	11.91	1.71	9.80	8.22	1.58
12.80	13.82	1.02	7.90	9.56	1.66	10.10	9.12	0.99
13.00	10.36	2.64	10.40	12.18	1.78	11.20	9.15	2.05
8.80	10.19	1.39	8.80	11.88	3.08	12.30	9.85	2.45
6.20	6.49	0.29	8.20	9.95	1.75	7.20	7.69	0.49
8.50	11.33	2.83	8.70	10.88	2.18	13.40	10.41	3.00
13.20	14.29	1.09	10.40	7.88	2.52	9.60	9.17	0.43
10.30	9.20	1.10	8.60	11.57	2.97	11.20	7.91	3.29
11.40	12.78	1.38	6.20	8.44	2.24	7.80	6.97	0.83
8.00	9.11	1.11	8.90	8.30	0.60	16.60	8.70	7.90
11.60	13.71	2.11	9.20	12.11	2.91	12.20	9.54	2.66
12.00	9.94	2.06	6.90	8.48	1.58	12.00	9.56	2.44
12.00	11.05	0.95	7.80	9.72	1.92	10.80	8.93	1.87
8.40	12.19	2.79	9.00	7.69	1.31	7.50	7.11	0.39
7.50	11.17	2.67				8.20	6.82	1.38
8.40	10.35	1.95				7.80	7.21	0.59
						13.00	9.40	3.61
						9.30	8.32	0.99

Tablo 5.21 Farklı veri grupları OMH değerleri

Test Verisi İsmi	Ortalama Mutlak Hata (OMH), (mg/L)
Kızılırmak Nehri Kayseri Yemliha İstasyonu	1.62
Kızılırmak Nehri Nevşehir Gülşehir İstasyonu	1.79
Sarımsaklı Deresi Baraj Çıkışı	1.86

Yapılan bu çalışma ile geliştirilen YSA yapısı üç farklı veri grubu ile denenmiştir. Bunlardan ikisi Kızılırmak nehri verisi olup, diğeri ise Kayseri ilinde bulunan Sarımsaklı deresine ait verilerdir. Bu sonuçlar, geliştirilen modelin hem Kızılırmak nehri için elde edilen başka veri grupları ile hem de Kızılırmak haricindeki veriler için de iyi sonuç verebileceğini göstermiştir.

Geliştirilen modelin test edilmesi amacı ile DSİ Bölge Müdürlüğü tarafından yapılmış analiz sonuçları YSA modele test verisi olarak girilmiştir. Tablo 6.22’de test edilen veri gruplarının özellikleri verilmiştir. Test verisi olarak aşağıdaki istasyonlardan elde edilen su kalitesi değerleri kullanılmıştır.

1. Sarımsaklı Deresi- Keykubat
2. Sarımsaklı Deresi-Baraj Çıkışı
3. Sarımsaklı Deresi-Baraj Girişi
4. Kızılırmak Nehri Sarımsaklı-Kayseri
5. Kızılırmak Nehri Gülşehir-Nevşehir
6. Zamantı Irmağı Faraşa-Yahyalı İlçesi
7. Zamantı Irmağı Bahçelik-Pınarbaşı İlçesi
8. Zamantı Irmağı Fraktin-Develi İlçesi

Tablo 5.22 ÇO değişimini belirlemek için oluşturulan YSA-ÇKP yapıları

Veri Grubu	Girişler	Çıkış
6 GİRİŞ	Sıcaklık, pH, TÇKM, AKM, Ay, Ölçüm Noktası	Çözünmüş Oksijen
5 GİRİŞ	Sıcaklık, pH, TÇKM, Ay, Ölçüm Noktası	Çözünmüş Oksijen
4 GİRİŞ	Sıcaklık, pH, Ay, Ölçüm Noktası	Çözünmüş Oksijen

Yukarıdaki gibi oluşturulan veri kümeleri daha önce geliştirilmiş olan EDBD algoritması ile elde edilmiş olan YSA yapısı ile test edilmiştir. Tablo 5.23’de Keykubat istasyonu için elde edilen sonuçlar verilmiştir. Diğer teste gruplarının çözünmüş oksijen ve OMH değerleri EK.B’de verilmiştir.

Tablo 5.24’de farklı veri grupları için elde edilmiş çözünmüş oksijen OMH değerleri toplu olarak verilmiştir.

Tablo 5.23 YSA modelleri ÇO sonuçları Keykubat istasyonu

4 GİRİŞ			5 GİRİŞ			6 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
13.40	11.79	1.61	13.40	9.52	3.88	13.40	10.66	2.79
8.00	9.73	1.73	8.00	9.10	1.10	8.00	7.80	0.20
12.80	10.68	2.12	12.80	10.34	2.46	12.80	10.40	2.40
9.10	10.68	1.58	9.10	10.88	1.78	9.10	11.49	2.39
12.60	8.86	3.74	12.60	6.50	6.10	12.60	10.34	2.26
7.20	8.83	1.63	7.20	7.21	0.01	7.20	7.11	0.09
9.80	12.84	3.04	9.80	9.86	0.06	9.80	7.32	2.48
14.70	12.33	2.37	14.70	10.91	3.79	14.70	12.18	2.52
14.00	10.00	4.00	14.00	11.90	2.11	14.00	11.73	2.27
7.80	7.70	0.102	7.80	10.80	3.00	7.80	8.87	1.07
8.20	4.91	3.29	8.20	7.58	0.62	8.20	7.62	0.58
8.40	5.96	2.44	8.40	10.84	2.44	8.40	10.13	1.73
9.90	11.36	1.46	9.90	10.23	0.33	9.90	9.27	0.63
13.00	10.27	2.70	13.00	12.17	0.83	13.00	10.64	2.37
10.90	10.81	0.09	10.90	12.88	1.98	10.90	9.79	1.11
11.20	8.53	2.67	11.20	12.67	1.47	11.20	8.77	2.43
8.40	6.14	2.26	8.40	7.02	1.38	8.40	11.04	2.64
8.80	10.55	1.75	8.80	11.57	2.77	8.80	10.54	1.74
7.80	10.14	2.34	7.80	9.90	2.10	7.80	7.01	0.79
11.50	12.96	1.46	11.50	10.62	0.88	11.50	9.11	2.39
13.00	10.76	2.25	13.00	9.03	3.97	13.00	11.45	1.55
11.00	8.87	2.13	11.00	9.48	1.52	11.00	13.07	2.07
8.00	10.44	2.44	8.00	8.27	0.27	8.00	10.16	2.16
5.40	7.11	1.71	5.40	8.95	3.55	5.40	8.17	2.77
10.40	11.68	1.28	10.40	10.03	0.37	10.40	9.21	1.19
10.00	7.96	2.04	10.00	9.05	0.95	10.00	7.45	2.55
10.20	7.88	2.32	10.20	10.41	0.21	10.20	11.14	0.94

Tablo 5.24 Farklı veri kaynaklarının 6, 5 ve 4 girişli YSA yapısı için elde edilen test OMH değerleri

ÖLÇÜM YERİ	4 GİRİŞLİ YSA YAPISI (OMH), (mg/L)	5 GİRİŞLİ YSA YAPISI (OMH), (mg/L)	6 GİRİŞLİ YSA YAPISI (OMH), (mg/L)
Keykubat	1.90	1.84	1.59
Baraj Çıkışı	1.21	1.39	1.26
Baraj Girişi	1.30	1.22	0.96
Fraktin	1.67	1.90	1.39
Bahçelik	2.19	1.72	1.39
Faraza	2.04	1.19	1.58
Gülşehir	2.07	1.66	1.67
Kızılırmak Sarımsaklı	1.92	1.96	0.86

Yukarıdaki OMH değerlerine bakıldığında bunların biraz daha azaltılması ve giriş sayısının da aynı zamanda düşürülmesi için aşağıdaki giriş yapıları üç farklı DSI verisi ile test edilmiştir. Bu veri gruplarında ölçüm noktası giriş yapısından çıkartılmıştır. Tablo 5.25’de test edilen veri gruplarının özellikleri verilmiştir.

Tablo 5.25 ÇO değişimini belirlemek için oluşturulan ölçüm noktasından bağımsız YSA-ÇKP yapıları

Veri Grubu	Girişler	Çıkış
5 GİRİŞ	Sıcaklık, pH, TÇKM, AKM, Ay	Çözünmüş Oksijen
4 GİRİŞ	Sıcaklık, pH, TÇKM, Ay	Çözünmüş Oksijen
3 GİRİŞ	Sıcaklık, pH, Ay	Çözünmüş Oksijen

Bu test verileri için elde edilen çözünmüş oksijen sonuçları ve mutlak hata değerleri Tablo 5.27-28-29’da verilmiştir. 5, 5 ve 3 girişli yapılar, OMH değerleri ise Tablo 5.26’da her bir istasyon için verilmiştir. Elde edilen bu OMH değerleri yeni giriş sayısı ile oluşturulan YSA yapısının özellikle 5 ve 4 girişli yapılarda daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Tablo 5.26 Farklı veri kaynaklarının 6, 5 ve 4 girişli YSA yapısı için elde edilen test OMH değerleri

ÖLÇÜM YERİ	YSA YAPILARI OMH DEĞERLERİ, (mg/L)		
	5 GİRİŞLİ	4 GİRİŞLİ	3 GİRİŞLİ
Baraj Girişi	1.24	1.47	1.62
Bahçelik	1.51	1.38	1.34
Fraktin	1.32	1.29	1.54

Tablo 5.27 5 giriş için verilerin tamamı kullanılarak ve ölçüm noktası kullanılmadan yapılan test sonuçları

Sarımsaklı Baraj Girişi (bünder)			Zamantı Bahçelik			Zamantı Fraktin		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
9.00	10.77	1.77	11.70	9.60	2.09	11.30	10.35	0.95
9.80	9.99	0.19	9.70	10.23	0.53	9.00	9.01	0.01
11.80	10.01	1.79	10.00	8.60	1.40	12.60	12.50	0.10
11.00	11.72	0.72	12.60	12.32	0.28	9.80	11.81	2.01
12.40	8.16	4.24	9.20	8.91	0.29	8.60	8.46	0.14
8.20	8.91	0.71	8.40	11.54	3.14	10.40	10.62	0.22
9.00	7.28	1.72	7.60	8.41	0.80	12.20	8.99	3.21
8.90	9.21	0.31	9.40	7.21	2.190	8.20	9.81	1.61
8.80	9.39	0.59	11.30	9.31	1.99	8.80	8.69	0.11
8.80	8.87	0.07	11.80	9.24	2.56	9.50	9.02	0.48
7.10	7.53	0.43	10.80	13.14	2.34	12.40	10.44	1.96
8.80	8.22	0.58	9.40	8.88	0.52	8.00	7.31	0.69
9.50	8.76	0.74	8.80	12.69	3.89	7.80	7.65	0.15
13.00	11.99	1.01	9.10	8.73	0.37	8.80	9.31	0.51
9.00	9.57	0.57	10.00	12.92	2.92	12.50	12.46	0.04
10.60	8.76	1.84	11.00	8.03	2.97	11.00	6.68	4.32
8.80	6.93	1.87	8.40	6.99	1.41	10.20	7.88	2.32
8.20	6.24	1.96	9.60	9.04	0.56	10.40	13.25	2.85
10.10	9.17	0.93	9.00	8.48	0.52	9.00	7.66	1.34
10.10	11.02	0.92	9.20	10.57	1.37	10.00	6.47	3.53
9.40	11.72	2.32	11.00	13.44	2.44			
10.40	9.83	0.57	12.00	13.46	1.46			
7.70	5.60	2.09	11.40	9.13	2.27			
7.60	5.77	1.83	11.40	13.26	1.86			
8.40	10.35	1.95	9.00	6.05	2.95			
10.00	11.20	1.20	9.20	7.44	1.76			
11.20	10.48	0.72	9.80	13.32	3.52			
			12.00	9.34	2.66			
			9.40	8.58	0.82			

Tablo 5.28 4 giriş için verilerin tamamı kullanılarak ve ölçüm noktası kullanılmadan yapılan test sonuçları

Sarımsaklı Baraj Girişi (bünder)			Zamantı Bahçelik			Zamantı Fraktin		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
9.00	9.43	0.43	11.70	10.18	1.52	11.30	10.22	1.08
9.80	11.96	2.16	9.70	7.96	1.74	9.00	10.22	1.22
11.80	8.86	2.94	10.00	8.64	1.36	12.60	10.23	2.37
11.00	9.89	1.11	12.60	12.82	0.22	9.80	10.23	0.42
12.40	8.62	3.78	9.20	6.70	2.50	8.60	10.21	1.61
8.20	8.52	0.32	8.40	9.44	1.04	10.40	10.23	0.17
9.00	7.57	1.43	7.60	9.22	1.62	12.20	10.24	1.96
8.90	6.80	2.10	9.40	6.16	3.24	8.20	10.23	2.03
8.80	9.86	1.06	11.30	7.13	4.17	8.80	10.22	1.42
8.80	8.63	0.16	11.80	7.48	4.315	9.50	10.23	0.73
7.10	8.29	1.18	10.80	12.30	1.50	12.40	10.23	2.17
8.80	6.30	2.49	9.40	9.77	0.37	8.00	10.21	2.21
9.50	6.99	2.51	8.80	9.49	0.69	7.80	10.22	2.42
13.00	13.42	0.430	9.10	8.50	0.60	8.80	10.22	1.42
9.00	9.27	0.27	10.00	7.91	2.090	12.50	10.21	2.29
10.60	8.84	1.76	11.00	11.30	0.30	11.00	10.21	0.79
8.80	8.46	0.34	8.40	7.33	1.07	10.2	10.22	0.02
8.20	6.25	1.95	9.60	8.85	0.75	10.4	10.23	0.17
10.10	9.16	0.94	9.00	9.32	0.32	9.00	10.21	1.21
10.10	8.54	1.56	9.20	8.16	1.04	10.00	10.21	0.21
9.40	10.35	0.95	11.00	10.80	0.20			
10.40	13.10	2.70	12.00	12.76	0.76			
7.70	6.09	1.61	11.40	11.63	0.23			
7.60	7.48	0.12	11.40	12.01	0.61			
8.40	7.90	0.50	9.00	9.07	0.07			
10.00	7.18	2.82	9.20	5.88	3.32			
11.20	9.06	2.14	9.80	10.91	1.11			
			12.00	8.92	3.08			
			9.40	9.04	0.36			

Tablo 5.29 3 giriş için verilerin tamamı kullanılarak ve ölçüm noktası kullanılmadan yapılan test sonuçları

Sarımsaklı Baraj Girişi (bünder)			Zamantı Bahçelik			Zamantı Fraktin		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
9.00	11.52	2.52	11.70	13.69	1.98	11.30	12.97	1.67
9.80	11.69	1.89	9.70	8.25	1.45	9.00	8.31	0.69
11.80	13.78	1.99	10.00	8.46	1.54	12.60	9.78	2.82
11.00	9.11	1.90	12.60	13.39	0.79	9.80	8.13	1.67
12.40	9.65	2.75	9.20	7.40	1.80	8.60	6.97	1.63
8.20	10.47	2.27	8.40	11.75	3.35	10.40	9.94	0.46
9.00	8.05	0.95	7.600	8.72	1.12	12.20	9.04	3.16
8.90	8.99	0.09	9.40	9.90	0.50	8.20	6.51	1.69
8.80	10.82	2.02	11.30	10.49	0.81	8.80	8.61	0.19
8.80	8.54	0.26	11.80	12.28	0.48	9.50	11.68	2.18
7.10	11.24	4.14	10.80	8.67	2.10	12.40	11.86	0.54
8.80	8.52	0.28	9.40	12.39	2.99	8.00	9.09	1.09
9.50	7.83	1.67	8.80	8.66	0.14	7.80	6.02	1.78
13.00	10.67	2.30	9.10	11.13	2.03	8.80	11.64	2.84
9.00	13.76	4.76	10.00	8.26	1.74	12.50	10.30	2.19
10.60	8.67	1.93	11.00	13.57	2.57	11.00	8.60	2.40
8.80	8.97	0.17	8.40	11.49	3.09	10.20	6.58	3.62
8.20	9.05	0.86	9.60	8.31	1.29	10.40	7.59	2.81
10.10	5.97	4.13	9.00	8.22	0.78	9.00	12.54	3.54
10.10	7.34	2.76	9.20	11.46	2.26	10.00	8.99	1.01
9.40	6.30	3.10	11.00	8.61	2.39			
10.40	6.48	3.92	12.00	12.65	0.65			
7.70	11.63	2.93	11.40	9.10	2.30			
7.60	5.63	1.97	11.40	8.85	2.55			
8.40	7.27	1.13	9.00	12.95	3.95			
10.00	7.80	2.20	9.20	8.98	0.22			
11.20	13.81	2.61	9.80	7.65	2.15			
			12.00	9.56	2.44			
			9.40	8.51	0.89			

5.5 MATLAB ile YSA Uygulamaları

MATLAB programı kullanılarak yapılan çalışmalarda Levenberg-Marquardt (LM) algoritması eğitimlerde denenmiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak ara katmanlarda tanh ve sigmoid fonksiyonları ile çıkış katında lineer fonksiyon kullanılmıştır. MATLAB da yazılan program ile farklı giriş veri kümeleri çeşitli YSA-ÇKP yapılarında eğitilmiş ve ayrıca farklı veri grupları için de test işlemleri gerçekleştirilmiştir. YSA ara katman sayısı, katmanlardaki nöron sayısı ve

aktivasyon fonksiyonları Bölüm 5.1’de elde edilen deneyimler ile deneme yanılma yöntemi ile belirlenmeye çalışılmıştır. Test veri kümeleri rastgele olarak seçilmiştir. Eğitim ve test verilerinin ortalama mutlak hata (OMH) değerleri hesaplanarak, deneysel değerlerle karşılaştırılmıştır. Eğitimlerde epok sayısı 100 olarak belirlenmiştir. Tablo 5.30’da oluşturulan yapıların hangi parametreleri içerdiği gösterilmiştir.

Tablo 5.30 ÇO değişimini belirlemek için oluşturulan YSA-ÇKP yapıları

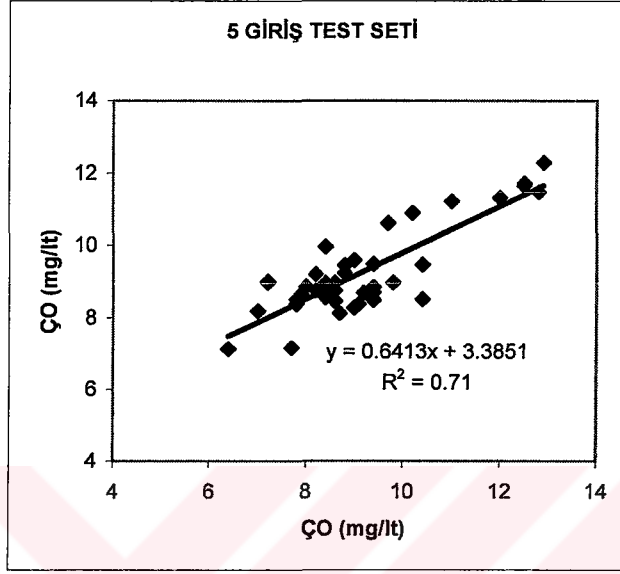
Eğitim Veri Gurubu	Girişler	Çıkış
Kızılırmak Nehri 5 Giriş	Sıcaklık, pH, TÇKM, AKM, Ay	Çözünmüş Oksijen
Kızılırmak Nehri 4 Giriş	Sıcaklık, pH, TÇKM, Ay	Çözünmüş Oksijen
Kızılırmak Nehri 3 Giriş	Sıcaklık, pH, Ay	Çözünmüş Oksijen

Tablo 5.31’de 5 girişli bir YSA yapısının farklı aktivasyon fonksiyonları ve ağ yapıları için elde edilmiş olan eğitim ve test OMH değerleri verilmiştir.

Tablo 5.31 5 girişli YSA yapısı test OMH değerleri

YSA NÖRON SAYILARI	AKTİVASYON FONKSİYONU		EĞİTİM OMH (mg/L)	TEST OMH (mg/L)
	1. Ara Katman	2. Ara Katman		
20	Tanh	-	1.25	1.98
20	Sigmoid	-	1.38	1.95
5	Tanh	-	0.62	0.75
5	Sigmoid	-	0.92	1.23
10	Tanh	-	1.29	1.52
5x5	Tanh	Tanh	1.15	1.47
5x5	Tanh	Sigmoid	0.98	1.63
10x10	Tanh	Tanh	1.18	1.73

Tablo 5.31 incelendiği zaman en iyi sonucun tek katmanlı ve 5 nörondan oluşan aktivasyon fonksiyonu olarak da Tanh bir fonksiyonun kullanıldığı YSA yapısının vermiş olduğu görülmektedir. Bu sonuçlar için elde edilen R^2 değeri ve grafiği Şekil 5.5’de verilmiştir.

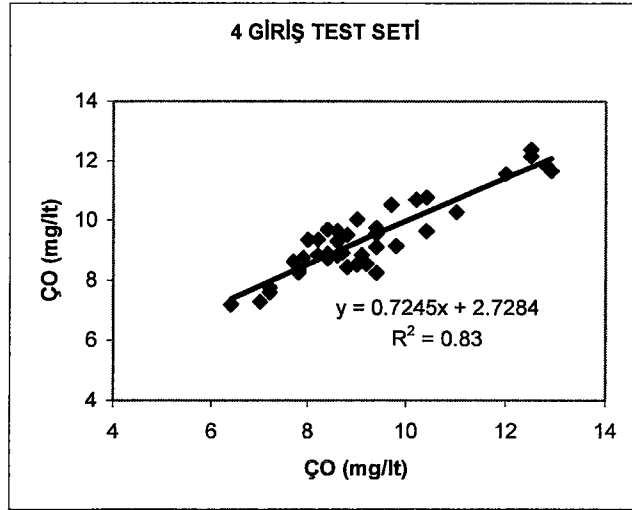


Şekil 5.5 5 girişli YSA yapısı test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği

Tablo 5.32’de 4, Tablo 5.33’de ise 3 girişli bir YSA yapısının farklı aktivasyon fonksiyonları ve ağ yapıları için elde edilmiş olan eğitim ve test OMH değerleri verilmiştir. Yine en iyi yapı için elde edilen R^2 değeri ve grafiği Şekil 5.6 ve Şekil 5.7’de sırası ile verilmiştir.

Tablo 5.32 4 girişli YSA yapısı OMH değerleri

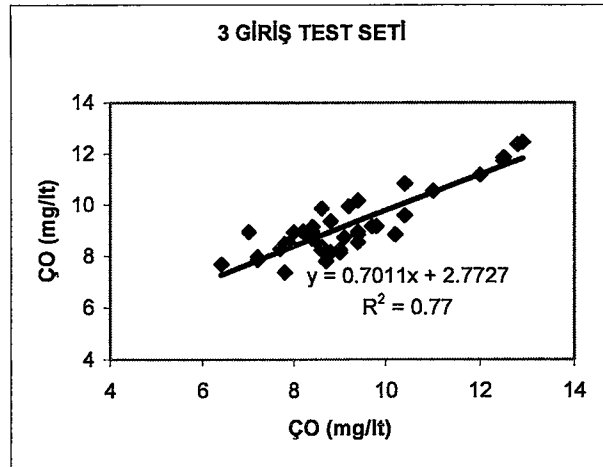
YSA NÖRON SAYILARI	AKTİVASYON FONKSİYONU		EĞİTİM OMH (mg/L)	TEST OMH (mg/L)
	1. Ara Katman	2. Ara Katman		
20	Tanh	-	1.18	1.63
20	Sigmoid	-	1.37	1.73
5	Tanh	-	0.55	0.62
5	Sigmoid	-	0.73	0.94
10	Tanh	-	0.83	1.17
5x5	Tanh	Tanh	1.22	1.67
5x5	Tanh	Sigmoid	1.45	1.79
10x10	Tanh	Tanh	1.38	1.84



Şekil 5.6 4 girişli YSA yapısı test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği

Tablo 5.33 3 girişli YSA yapısı test OMH değerleri

YSA NÖRON SAYILARI	AKTİVASYON FONKSİYONU		EĞİTİM OMH (mg/L)	TEST OMH (mg/L)
	1. Ara Katman	2. Ara Katman		
20	Tanh	-	1.48	1.94
20	Sigmoid	-	1.58	1.88
5	Tanh	-	0.61	0.70
5	Sigmoid	-	1.37	1.57
10	Tanh	-	0.83	1.21
5x5	Tanh	Tanh	1.01	1.28
5x5	Tanh	Sigmoid	1.25	1.68
10x10	Tanh	Tanh	1.32	1.81



Şekil 5.7 3 girişli YSA yapısı test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği

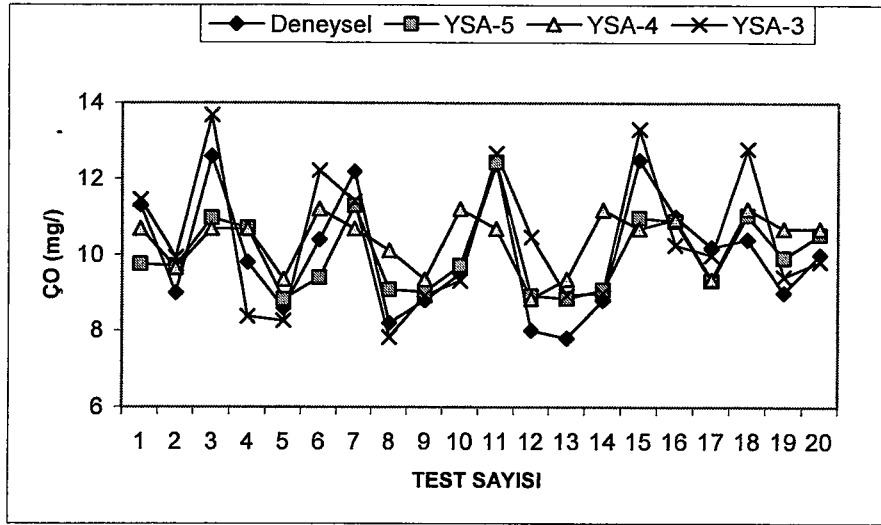
5, 4 ve 3 girişli YSA yapılarının eğitilmesi ile elde edilen modellerin, farklı veri kümeleri ile de test edilmesi amacı için DSİ Bölge Müdürlüğü tarafından yapılmış analiz sonuçları modele test verisi olarak girilmiştir. Test verisi olarak aşağıdaki istasyonlardan elde edilen su kalitesi değerleri kullanılmıştır.

1. Sarımsaklı Deresi- Keykubat
2. Sarımsaklı Deresi-Baraj Çıkışı
3. Sarımsaklı Deresi-Baraj Girişi
4. Kızılırmak Nehri Gülşehir-Nevşehir
5. Zamantı Irmağı Bahçelik-Pınarbaşı İlçesi
6. Zamantı Irmağı Fraktin-Develi İlçesi

Geliştirilen YSA modelleri ile yukarıdaki istasyonlara ait verilere uygulanan test işlemi sonucu elde edilen ÇO değerlerinin mutlak hataları hesaplanmıştır. Tablo 5.34'de Fraktin, Tablo 5.35'de ise Baraj Girişi verisi ÇO mutlak hata değerleri verilmiştir. Şekil 5.8'de Fraktin ÇO değerlerinin karşılaştırılmalı grafiği verilmiştir.

Tablo 5.34 Franktin veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri

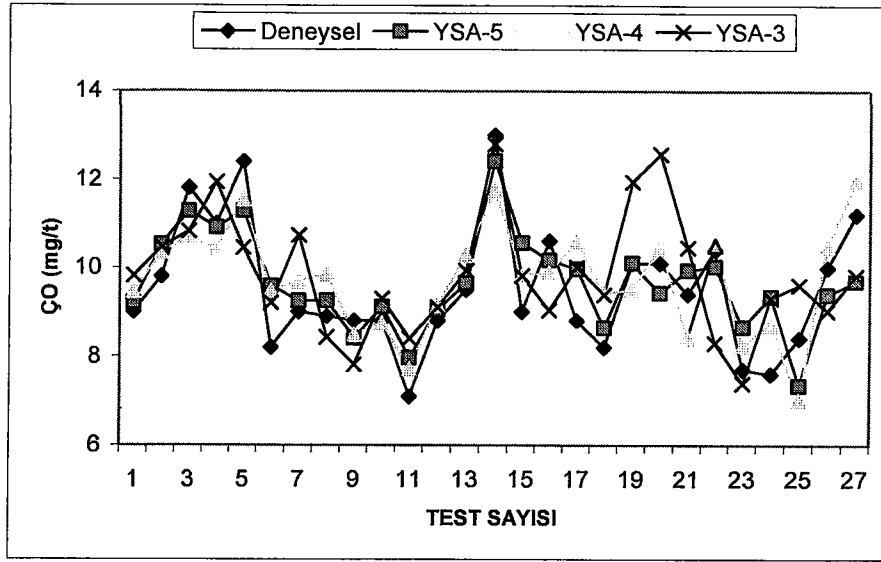
5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.30	9.75	1.55	11.30	10.68	0.62	11.30	11.45	0.76
9.00	9.71	0.71	9.00	9.65	0.65	9.00	9.93	0.27
12.60	10.97	1.63	12.60	10.68	1.92	12.60	13.68	3.00
9.80	10.71	0.91	9.80	10.68	0.88	9.80	8.38	2.30
8.60	8.83	0.23	8.60	9.35	0.75	8.60	8.26	1.09
10.40	9.40	1.00	10.40	11.20	0.80	10.40	12.22	1.02
12.20	11.29	0.91	12.20	10.68	1.52	12.20	11.40	0.72
8.20	9.07	0.87	8.20	10.11	1.91	8.20	7.83	2.28
8.80	9.02	0.22	8.80	9.35	0.55	8.80	8.94	0.42
9.50	9.71	0.21	9.50	11.20	1.70	9.50	9.31	1.88
12.40	12.45	0.05	12.40	10.68	1.72	12.40	12.68	2.00
8.00	8.92	0.92	8.00	8.84	0.84	8.00	10.46	1.62
7.80	8.85	1.05	7.80	9.35	1.55	7.80	8.94	0.42
8.80	9.07	0.27	8.80	11.18	2.38	8.80	8.99	2.19
12.50	10.97	1.53	12.50	10.68	1.82	12.50	13.31	2.63
11.00	10.88	0.12	11.00	10.93	0.07	11.00	10.26	0.67
10.20	9.32	0.88	10.20	9.35	0.85	10.20	9.99	0.63
10.40	11.04	0.64	10.40	11.20	0.80	10.40	12.80	1.60
9.00	9.91	0.91	9.00	10.68	1.68	9.00	9.42	1.26
10.00	10.52	0.52	10.00	10.68	0.68	10.00	9.82	0.86



Şekil 5.8 Fraktin ÇO deney ile YSA sonuçlarının aynı ölçekte karşılaştırılması

Tablo 5.35 Baraj girişi veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
9.00	9.21	0.21	9.00	9.45	0.45	9.00	9.82	0.82
9.80	10.52	0.72	9.80	10.35	0.55	9.80	10.46	0.66
11.80	11.27	0.53	11.80	10.69	1.11	11.80	10.82	0.98
11.00	10.91	0.09	11.00	10.44	0.56	11.00	11.94	0.94
12.40	11.29	1.11	12.40	11.53	0.87	12.40	10.46	1.94
8.20	9.59	1.39	8.20	9.48	1.28	8.20	9.20	1.00
9.00	9.25	0.25	9.00	9.69	0.69	9.00	10.73	1.73
8.90	9.25	0.35	8.90	9.86	0.96	8.90	8.43	0.47
8.80	8.41	0.39	8.80	8.50	0.30	8.80	7.82	0.98
8.80	9.12	0.32	8.80	8.75	0.05	8.80	9.29	0.49
7.10	7.97	0.87	7.10	7.71	0.61	7.10	8.40	1.30
8.80	9.04	0.24	8.80	9.15	0.35	8.80	9.10	0.30
9.50	9.65	0.15	9.50	10.28	0.78	9.50	9.93	0.43
13.00	12.41	0.59	13.00	11.76	1.24	13.00	12.80	0.20
9.00	10.56	1.56	9.00	9.83	0.83	9.00	9.82	0.82
10.60	10.17	0.43	10.60	9.89	0.71	10.60	9.04	1.56
8.80	9.97	1.17	8.80	10.59	1.79	8.80	10.01	1.21
8.20	8.64	0.44	8.20	9.41	1.21	8.20	9.39	1.19
10.10	10.11	0.01	10.10	9.50	0.60	10.10	11.94	1.84
10.10	9.43	0.67	10.10	10.45	0.35	10.10	12.57	2.47
9.40	9.94	0.54	9.40	8.43	0.97	9.40	10.46	1.06
10.40	10.03	0.37	10.40	10.51	0.11	10.40	8.30	2.09
7.70	8.66	0.96	7.70	8.24	0.54	7.70	7.39	0.31
7.60	9.34	1.74	7.60	8.71	1.11	7.60	9.31	1.71
8.40	7.34	1.05	8.40	7.02	1.38	8.40	9.60	1.20
10.00	9.39	0.61	10.00	10.48	0.48	10.00	9.02	0.97
11.20	9.69	1.51	11.20	11.96	0.76	11.20	9.820	1.38



Şekil 5.9 Baraj girişi ÇO deney ile YSA sonuçlarının aynı ölçekte karşılaştırılması

Tablo 5.38’de Gülşehir, Tablo 5.39’da ise Bahçelik verisi ÇO mutlak hata değerleri verilmiştir. Şekil 5.9’da Baraj Girişi, Şekil 5.10’da, Gülşehir, Şekil 5.11’de ise Bahçelik ÇO Deney ile YSA sonuçlarının aynı ölçekte gösterildiği grafikler verilmiştir. Diğer veri gruplarına ait sonuçlar ve mutlak hata değerleri EK.C’de ayrı ayrı verilmiştir.

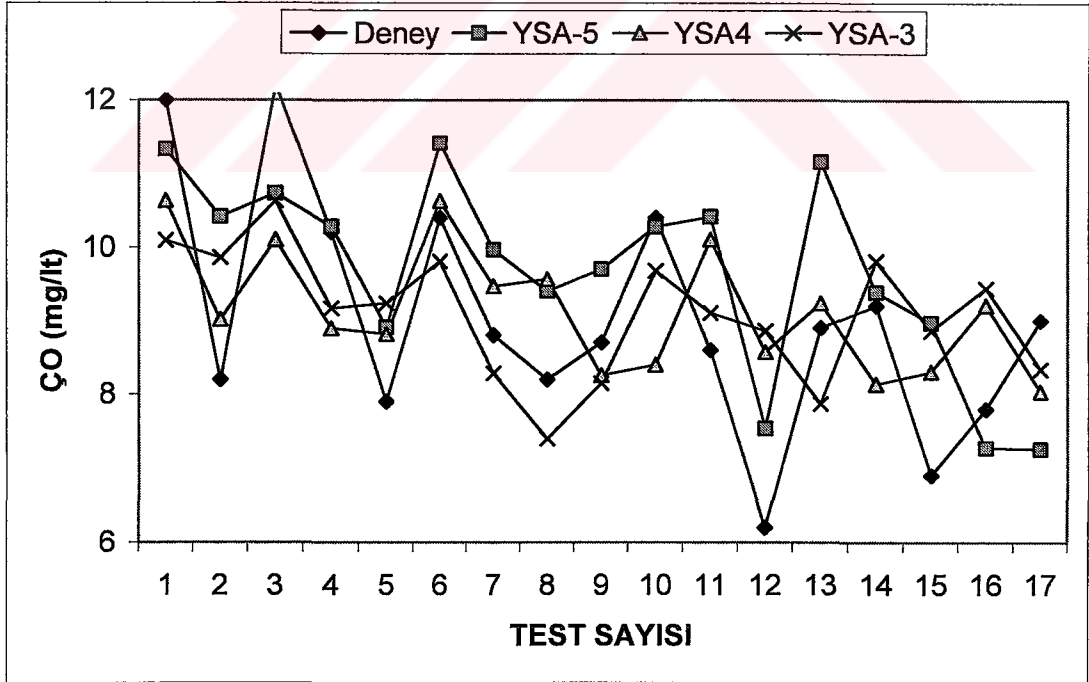
Tablo 5.36 Gülşehir veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
12.00	11.32	0.68	12.00	10.63	1.37	12.00	10.09	1.91
8.20	10.41	2.21	8.20	9.01	0.81	8.20	9.86	1.66
12.20	10.73	1.47	12.20	10.10	2.10	12.20	10.63	1.57
10.20	10.28	0.08	10.20	8.89	1.31	10.20	9.16	1.03
7.90	8.91	1.01	7.90	8.81	0.91	7.90	9.23	1.33
10.40	11.41	1.01	10.40	10.63	0.23	10.40	9.81	0.59
8.80	9.97	1.17	8.80	9.47	0.67	8.80	8.28	0.52
8.20	9.40	1.20	8.20	9.57	1.32	8.20	7.40	0.80
8.700	9.71	1.01	8.70	8.26	0.44	8.70	8.15	0.55
10.40	10.28	0.12	10.400	8.40	2.00	10.40	9.69	0.71
8.60	10.41	1.81	8.60	10.11	1.51	8.60	9.11	0.51
6.20	7.54	1.34	6.20	8.57	2.37	6.20	8.86	2.66
8.90	11.16	2.26	8.90	9.24	0.34	8.90	7.87	1.03
9.20	9.39	0.19	9.20	8.14	1.06	9.20	9.81	0.61
6.90	8.97	2.07	6.90	8.31	1.41	6.90	8.86	1.96
7.80	7.27	0.53	7.80	9.21	1.41	7.80	9.44	1.64
9.00	7.25	1.75	9.00	8.04	0.96	9.00	8.34	0.66

Test işlemleri sonucu her bir istasyon için elde edilen OMH değerleri Tablo 5.38’de toplu olarak verilmiştir. 5, 4 ve 3 girişli yapılarla elde edilen mutlak hata değerleri ile bu sonuçların aynı ölçekli grafikte karşılaştırılması sonucu, farklı girişlerle elde edilen OMH değerlerinin birbirine çok yakın olduğu görülmüştür. Buradan çözülmüş oksijen için kullanılacak YSA modelinin en az sayıdaki parametre girişi ile de iyi bir sonuç verebileceği ortaya çıkmıştır. Test grupları için elde edilen sonuçlara ait R^2 değerleri ve grafikleri bölüm 8’de regresyon analizi sonuçları ile karşılaştırılmalı olarak verilmiştir.

Tablo 5.37 Test veri kümeleri ile elde edilen OMH değerleri

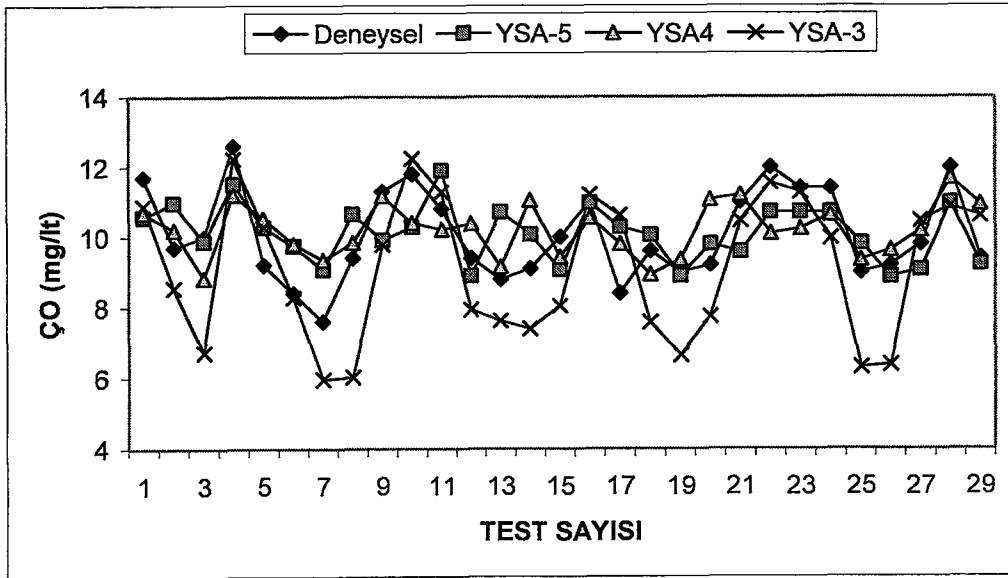
Ölçüm Yeri	5 Girişli YSA Yapısı (OMH), (mg/L)	4 Girişli YSA Yapısı (OMH), (mg/L)	3 Girişli YSA Yapısı (OMH), (mg/L)
Fraktin	0,75	1.18	1.01
Baraj Girişi	0.68	0.76	1.11
Gülşehir	1.17	1.19	1.16
Bahçelik	0.94	0.92	1.37
Baraj Çıkışı	veri yok	1.33	1.20
Keykubat	veri yok	1.21	0.93



Şekil 5.10 Gülşehir ÇO deney ile YSA sonuçlarının aynı ölçekte karşılaştırılması

Tablo 5.38 Bahçelik veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.70	10.56	1.14	11.70	10.68	1.02	11.70	10.87	0.83
9.70	10.97	1.27	9.70	10.20	0.50	9.70	8.55	1.15
10.00	9.88	0.12	10.00	8.83	1.17	10.00	6.72	3.28
12.60	11.52	1.08	12.60	11.20	1.40	12.60	12.24	0.36
9.20	10.27	1.07	9.20	10.53	1.33	9.20	10.28	1.08
8.40	9.75	1.35	8.400	9.80	1.40	8.40	8.28	0.12
7.60	9.08	1.48	7.60	9.35	1.75	7.60	5.96	1.64
9.40	10.64	1.24	9.40	9.84	0.44	9.40	6.03	3.37
11.30	9.91	1.39	11.30	11.17	0.13	11.30	9.78	1.52
11.80	10.28	1.52	11.80	10.41	1.39	11.80	12.24	0.44
10.80	11.90	1.10	10.80	10.21	0.59	10.80	11.28	0.48
9.40	8.89	0.51	9.40	10.38	0.98	9.40	7.94	1.46
8.80	10.71	1.91	8.80	9.15	0.35	8.80	7.62	1.18
9.10	10.07	0.97	9.10	11.05	1.95	9.10	7.39	1.71
10.00	9.07	0.93	10.00	9.44	0.56	10.00	8.03	1.97
11.00	10.97	0.03	11.00	10.55	0.45	11.00	11.21	0.21
8.40	10.28	1.88	8.40	9.80	1.40	8.40	10.62	2.22
9.60	10.06	0.46	9.60	8.94	0.66	9.60	7.58	2.02
9.00	8.90	0.10	9.00	9.36	0.36	9.00	6.64	2.36
9.20	9.80	0.60	9.20	11.06	1.86	9.20	7.73	1.47
11.00	9.58	1.42	11.00	11.20	0.20	11.00	10.46	0.54
12.00	10.71	1.29	12.00	10.11	1.89	12.00	11.55	0.45
11.40	10.71	0.69	11.40	10.24	1.16	11.40	11.28	0.12
11.40	10.71	0.70	11.40	10.63	0.77	11.40	9.98	1.42
9.00	9.83	0.83	9.00	9.35	0.35	9.00	6.30	2.70
9.20	8.87	0.33	9.20	9.63	0.43	9.20	6.37	2.83



Şekil 5.11 Bahçelik ÇO deney ile YSA sonuçlarının aynı ölçekte karşılaştırılması

6 KIZILIRMAK NEHRİ SU KALİTESİ VERİLERİ REGRESYON ANALİZİ

Su kalitesi parametreleri ile çözünmüş oksijen arasında aynı gözlem sırasında aldıkları değerlerin birbirinden istatistik bakımından bağımsız olmadığını ve değişkenler arasında bir ilişki bulunduğunu regresyon denklemleri ile göstermek mümkündür.

Su kalitesi parametreleri ile çözünmüş oksijen arasındaki ilişkinin deterministik olup olmadığı da bilinmemektedir. Değişkenlerden biri belirli bir değer aldığında diğerinin her zaman aynı değeri alacağı tam olarak bilinmemektedir. Sözü edilen tipte bir ilişkiyi gösteren matematik ifadeye regresyon denklemi denilmektedir. Regresyon analizinin amacı göz önüne alınan değişkenler arasında anlamlı bir ilişki bulunup bulunmadığını belirlemek, böyle bir ilişki varsa bu ilişkiyi ifade eden regresyon denklemini elde etmek ve bu denklemi kullanarak yapılacak tahminlerin güven aralıklarını hesaplamaktır [83].

6.1 Uygulama

Bu bölümde önce YSA ile modelleme için kullanılan Kızılırmak nehrine ait su kalitesi verilerine regresyon analizi uygulanmıştır. Regresyon analizi için, MINITAB İstatistical Software 13.1 paket programı kullanılmıştır.

Regresyon analizi yapılırken, YSA modellemesinde en iyi sonucu veren LM öğrenme algoritması ile elde edilen sonuçların birbiri ile karşılaştırılabilmesi için burada da aynı sistematikte veri grupları oluşturulmuştur. Yine analiz sonucu elde edilen denklemlerin doğruluğunu ve güvenilirliğini belirlemek için çeşitli test verilerinden faydalanılmıştır.

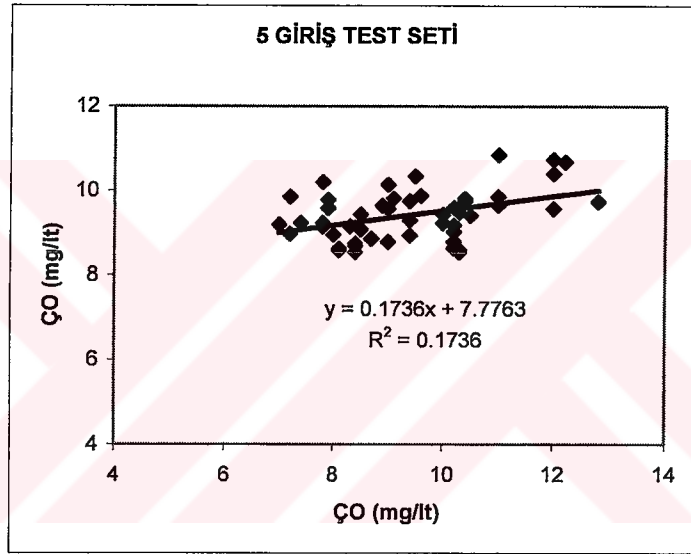
Minitab istatistik paket programı ile 5, 4, ve 3 girişli modeller için regresyon analizi ayrı ayrı yapılmıştır. Analiz sonucu elde edilen denklemler veri grubu içerisinde ve

daha sonra da farklı verilerle test işlemine tabi tutulmuştur. Tablo 6.1’de 5, 4 ve 3 giriş için analiz sonucu elde edilmiş OMH değerleri verilmiştir.

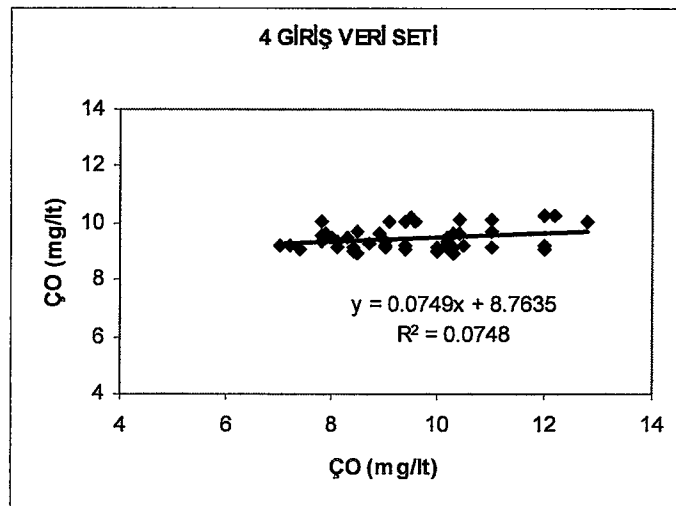
Tablo 6.1 Regresyon analizi test OMH değerleri

Giriş Sayısı	Test OMH (mg/L)
5	1.08
4	1.17
3	3.06

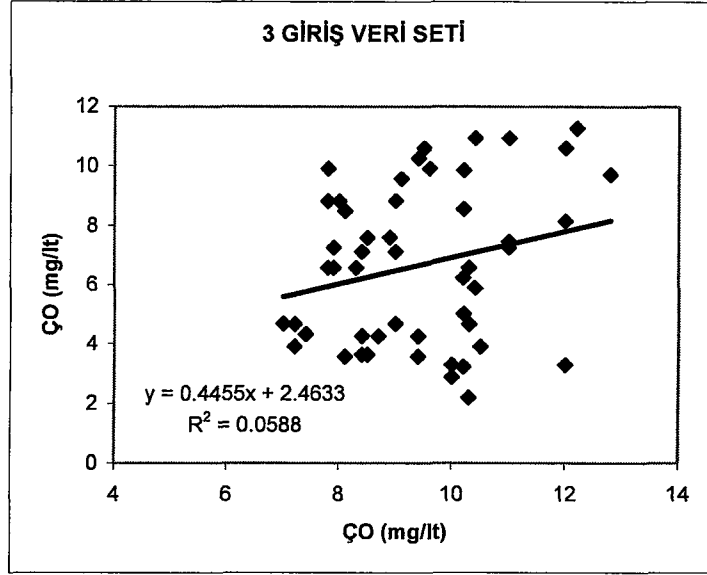
Regresyon analizi test sonuçlarına göre Şekil 6.1’de 5 giriş, Şekil 6.2’de 4 giriş ve Şekil 6.3’de 3 giriş için R^2 grafikleri verilmiştir.



Şekil 6.1 5 girişli Regresyon analizi test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği



Şekil 6.2 4 girişli Regresyon analizi test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği



Şekil 6.3 3 girişli Regresyon analizi test OMH değerleri R^2 değeri ve grafiği

Regresyon analizi sonuçlarının doğruluğunu farklı veri kümeleri ile denemek hem de YSA ile bulunan sonuçlarla karşılaştırabilmek için test işlemi yapılmıştır. Tablo 6.2’de Fraktin için elde edilen mutlak hata değerleri verilmiştir.

Tablo 6.2 Fraktin regresyon analizi mutlak hata değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.30	9.89	1.42	11.30	10.25	1.05	11.30	10.94	0.36
9.00	9.17	0.17	9.00	9.54	0.54	9.00	7.27	1.74
12.60	11.21	1.40	12.60	10.39	2.21	12.60	11.96	0.64
9.80	10.99	1.19	9.80	9.83	0.03	9.80	9.17	0.63
8.60	8.85	0.25	8.60	9.11	0.51	8.60	3.64	4.96
10.40	9.00	1.40	10.40	9.45	0.95	10.40	10.33	0.07
12.20	10.42	1.78	12.20	10.37	1.83	12.20	11.62	0.58
8.20	9.98	1.78	8.20	9.63	1.43	8.20	7.12	1.08
8.80	8.82	0.02	8.80	9.13	0.33	8.80	4.32	4.48
9.50	9.25	0.25	9.50	9.38	0.12	9.50	9.99	0.49
12.40	10.18	2.22	12.40	10.32	2.08	12.40	11.96	0.44
8.00	9.27	1.27	8.00	9.47	1.47	8.00	5.76	2.24
7.80	9.13	1.33	7.80	9.41	1.61	7.80	6.02	1.78
8.80	9.23	0.43	8.80	9.40	0.60	8.80	9.65	0.85
12.50	10.95	1.55	12.50	10.41	2.09	12.50	11.62	0.88
11.00	10.17	0.83	11.00	9.86	1.14	11.00	7.80	3.20
10.20	8.67	1.53	10.20	9.24	0.96	10.20	4.66	5.54
10.40	8.95	1.45	10.40	9.57	0.83	10.40	11.15	0.75
9.00	10.32	1.32	9.00	10.20	1.20	9.00	9.85	0.85
10.00	10.23	0.20	10.00	10.08	0.08	10.00	9.92	0.08

Tablo 6.3’de Baraj Girişi için elde edilen mutlak hata değerleri, Tablo 6.4’de ise bütün test verilerine ait OMH değerleri verilmiştir. Diğer test veri kümelerinin sonuçları EK.D’de verilmiştir.

Tablo 6.3 Baraj Girişi regresyon analizi mutlak hata değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
9.00	9.63	0.63	9.00	10.00	1.00	9.00	8.69	0.31
9.80	9.76	0.04	9.80	9.64	0.16	9.80	6.92	2.88
11.80	9.66	2.14	11.80	10.14	1.66	11.80	10.40	1.40
11.00	9.75	1.25	11.00	9.78	1.22	11.00	8.42	2.58
12.40	9.38	3.02	12.40	9.62	2.78	12.40	7.46	4.94
8.20	9.79	1.59	8.20	9.46	1.26	8.20	7.19	1.01
9.00	9.69	0.69	9.00	9.37	0.37	9.00	7.60	1.40
8.90	9.72	0.82	8.90	9.23	0.33	8.90	8.97	0.07
8.80	9.56	0.76	8.80	10.06	1.26	8.80	9.71	0.91
8.80	10	0.93	8.80	9.96	1.16	8.80	9.78	0.98
7.10	9.56	2.47	7.10	9.53	2.43	7.10	7.12	0.02
8.80	9.70	0.90	8.80	9.34	0.54	8.80	6.16	2.64
9.50	9.65	0.15	9.50	9.30	0.20	9.50	6.91	2.59
13.00	9.23	3.77	13.00	9.53	3.47	13.00	11.01	1.99
9.00	9.66	0.66	9.00	9.86	0.86	9.00	8.35	0.65
10.60	9.62	0.98	10.60	10.03	0.57	10.60	10.46	0.14
8.80	9.65	0.85	8.800	9.57	0.77	8.80	7.46	1.34
8.20	9.72	1.52	8.20	9.36	1.16	8.20	5.82	2.38
10.10	9.68	0.42	10.10	9.36	0.74	10.10	8.28	1.82
10.10	9.63	0.47	10.10	9.35	0.75	10.10	10.33	0.23
9.40	9.71	0.31	9.40	10.00	0.60	9.40	8.01	1.39
10.40	9.64	0.77	10.40	10.02	0.38	10.40	9.09	1.31
7.70	9.58	1.88	7.70	9.64	1.94	7.70	6.09	1.61
7.60	9.66	2.06	7.60	9.45	1.85	7.60	6.16	1.44
8.40	9.55	1.15	8.40	9.21	0.81	8.40	5.55	2.85
10.00	9.64	0.36	10.00	9.25	0.75	10.00	9.31	0.69
11.20	9.70	1.50	11.20	10.08	1.12	11.20	10.26	0.94

Tablo 6.4 Regresyon analizi test verileri OMH sonuçları

Ölçüm Yeri	5 Girişli YSA Yapısı (OMH), (mg/L)	4 Girişli YSA Yapısı (OMH), (mg/L)	3 Girişli YSA Yapısı (OMH), (mg/L)
Fraktin	1.09	1.05	1.58
Baraj Girişi	1.18	1.11	1.50
Gülşehir	5.2	1.88	2.9
Bahçelik	0.96	0.91	1.61
Baraj Çıkışı	veri yok	1.77	1.97
Keykubat	veri yok	1.82	2.08

7 YSA VE REGRESYON ANALİZİ SONUÇLARININ KARŞILAŞTIRILMASI VE DEĞERLENDİRİLMESİ

Bölüm 5 ve 6’da YSA LM algoritması ve regresyon analizi sonucu elde edilen test veri kümelerinin çözünmüş oksijen konsantrasyonu değerlerinin OMH değerleri sırası ile 5, 4 ve 3 girişli yapılar için Tablo 7.1, 7.2 ve 7.3’de verilmiştir. Bu tablolar incelendiği zaman görülmektedir ki, Yapay Sinir Ağları ile hesaplanan çözünmüş oksijen test değerleri 5, 4 ve 3 girişli yapıların hepsinde de regresyon analizine göre daha iyi sonuç vermiştir.

Tablo 7.1 5 Girişli ölçüm noktasız girişlerin OMH değerlerinin karşılaştırılması

İSTASYON ADI	5 Giriş (OMH), (mg/L)	
	YSA	REG
Fraktin	0.75	1.09
Baraj Girişi	0.68	1.18
Gülşehir	1.17	5.2
Bahçelik	0.94	0.96

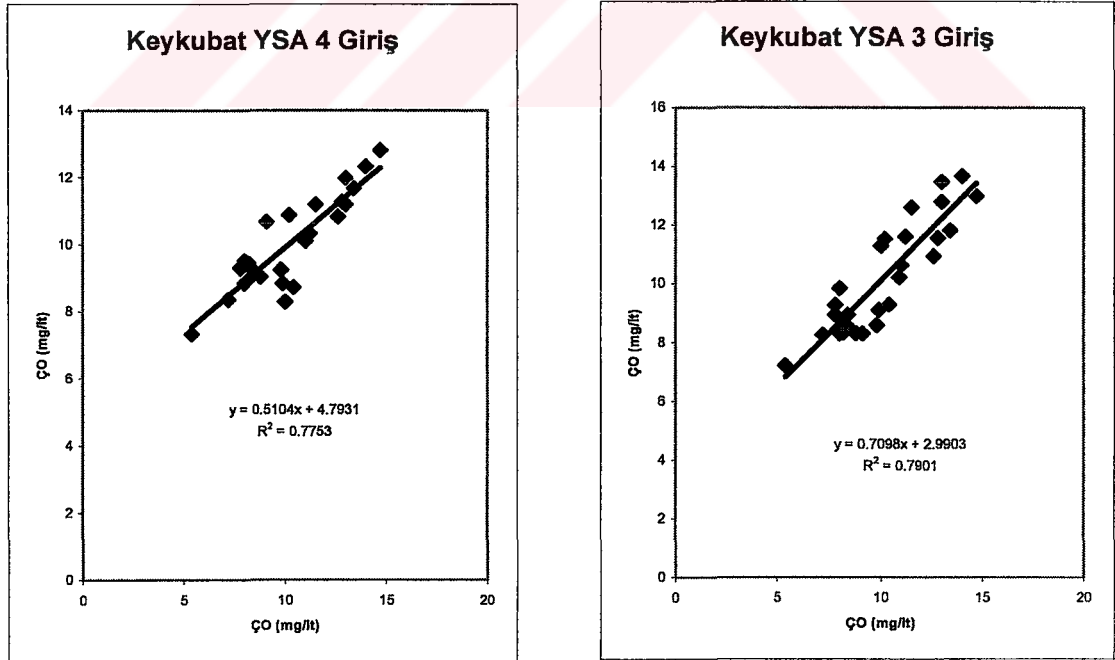
Tablo 7.2 4 Girişli ölçüm noktasız girişlerin OMH değerlerinin karşılaştırılması

İSTASYON ADI	4 Giriş (OMH), (mg/L)	
	YSA	REG
Fraktin	1.18	1.05
Baraj Girişi	0.76	1.11
Gülşehir	1.19	1.88
Bahçelik	0.92	0.91
Baraj Çıkışı	1.33	1.77
Keykubat	1.21	1.82

Tablo 7.3 3 Girişli ölçüm noktasız girişlerin OMH değerlerinin karşılaştırılması

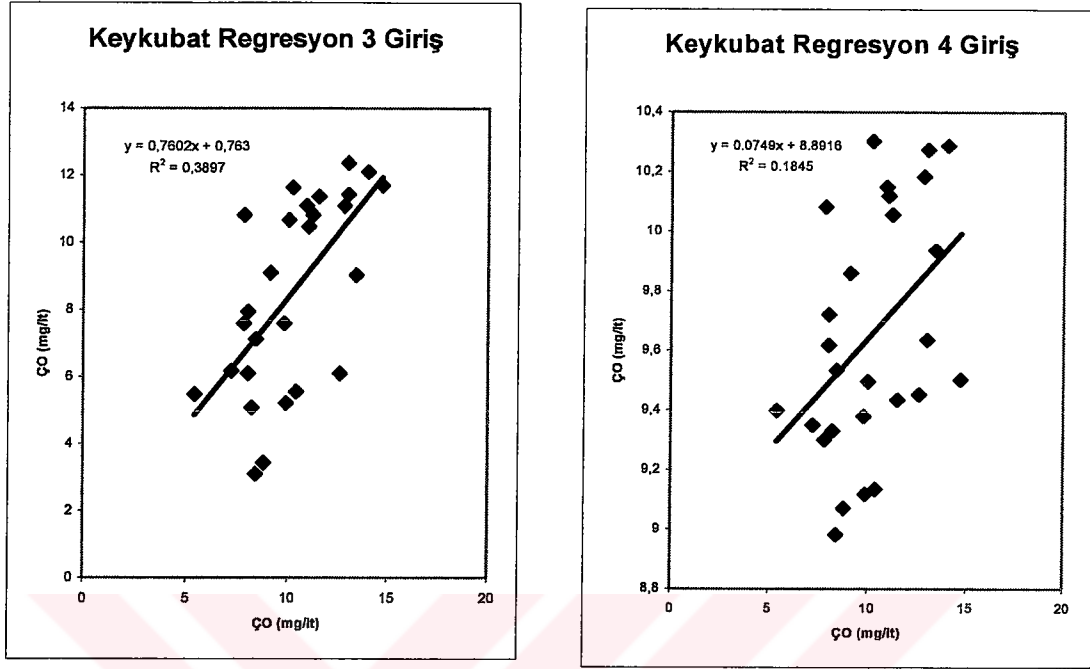
İSTASYON ADI	3 Giriş (OMH), (mg/L)	
	YSA	REG
Fraktin	1.01	1.58
Baraj Girişi	1.11	1.50
Gülşehir	1.16	2.9
Bahçelik	1.37	1.61
Baraj Çıkışı	1.20	1.97
Keykubat	0.93	2.08

YSA ve Regresyon Analizi ile test işlemi yapılan veri gruplarına ait R^2 değerleri ve grafikleri EK.E'de verilmiştir. Bu grafikler incelendiği zaman YSA ile regresyon analizine göre daha duyarlı sonuçlar elde edildiği görülmüştür. YSA'ların öğrenme yeteneği nehir sistemindeki su kalitesi problemi için başarılı bir sonuç vermiştir. Şekil 7.1'de Keykubat verisi 4 ve 3 girişli YSA yapısı OMH sonuçları R^2 değerleri ve grafiği verilmiştir.



Şekil 7.1 Keykubat verisi 4 ve 3 girişli YSA yapısı OMH sonuçları R^2 değeri

Şekil 7.2’de Keykubat verisi 4 ve 3 girişli Regresyon analizi OMH sonuçları R^2 değerleri ve grafiği verilmiştir.



Şekil 7.2 Keykubat verisi 4 ve 3 girişli Regresyon analizi OMH sonuçları R^2 eğerleri Şekil 7.1 ve 7.2 incelendiğinde YSA ile hesaplanan çözünmüş oksijen değerlerinin daha başarılı olduğu görülmektedir. YSA ile 4 giriş için 0.77, 3 giriş için ise 0.79 R^2 değerleri elde edilmiştir. Regresyon analizi değerleri ise oldukça düşük olarak bulunmuştur.

Tüm test verilerine ait YSA ve Regresyon analizi R^2 değerleri EK.F’de verilmiştir. Tablo 7.4’de 5 girişli, Tablo 7.5’de 4 girişli ve Tablo 7.6’da ise 3 girişli YSA ve Regresyon Analizi R^2 değerleri karşılaştırılmıştır.

Tablo 7.4 5 Girişli YSA ve Regresyon analizi R^2 değerleri

İSTASYON ADI	5 Giriş R^2 Değerleri	
	YSA	REG
Fraktin	0.69	0.35
Baraj Girişi	0.68	0.20
Gülşehir	0.44	0.001
Bahçelik	0.51	0.14

Tablo 7.5 4 Girişli YSA ve Regresyon analizi R^2 değerleri

İSTASYON ADI	4 Giriş R^2 Değerleri	
	YSA	REG
Fraktin	0.57	0.28
Baraj Girişi	0.65	0.09
Gülşehir	0.27	0.18
Bahçelik	0.53	0.37
Baraj Çıkışı	0.64	0.23
Keykubat	0.78	0.18

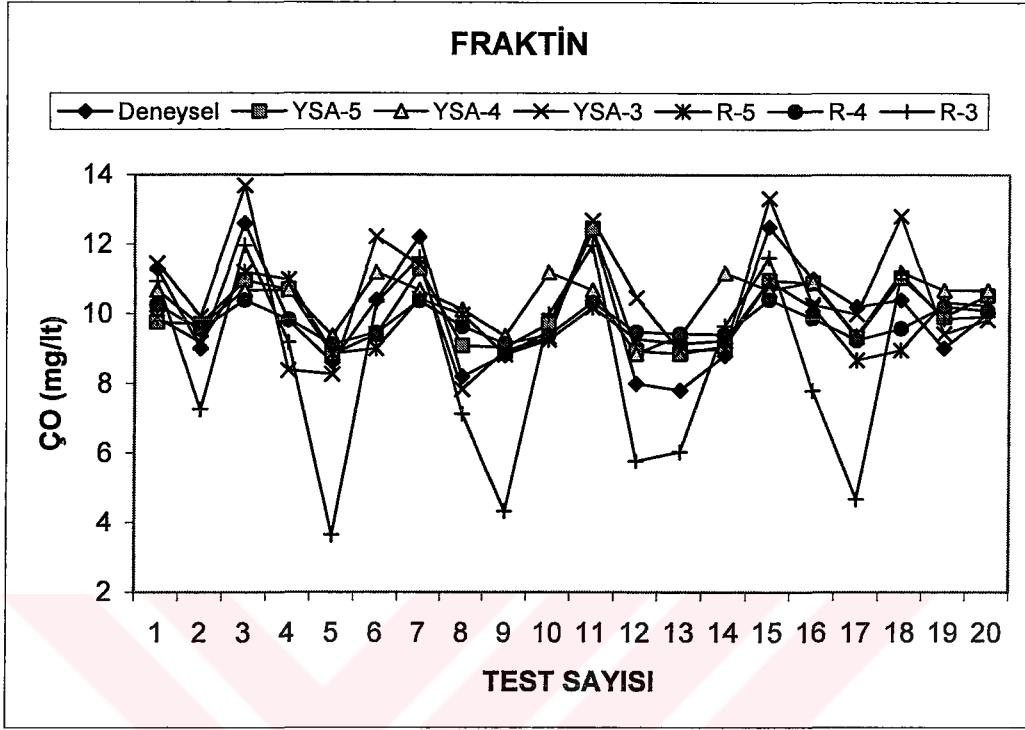
Tablo 7.6 3 Girişli YSA ve Regresyon analizi R^2 değerleri

İSTASYON ADI	3 Giriş R^2 Değerleri	
	YSA	REG
Fraktin	0.67	0.43
Baraj Girişi	0.37	0.30
Gülşehir	0.28	0.20
Bahçelik	0.55	0.35
Baraj Çıkışı	0.63	0.42
Keykubat	0.79	0.39

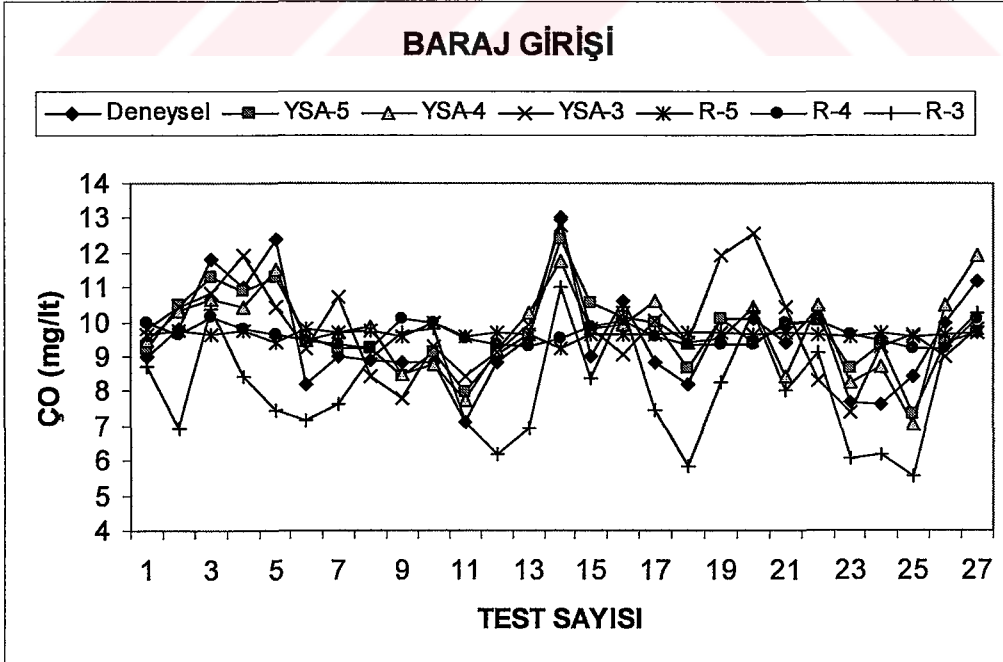
YSA ve Regresyon analizi ile elde edilen çözünmüş oksijen konsantrasyonu değişimlerinin aynı ölçekte karşılaştırılmalı olarak gösterimi aşağıdaki şekillerde yapılmıştır. 5, 4 ve 3 girişli yapılar aynı grafiklerde gösterilerek, giriş sayısının değişmesi halinde de çözünmüş oksijenin nasıl değiştiği gösterilmiştir. Grafikler incelendiği zaman çözünmüş oksijenin giriş sayısının azalması halinde de deneysel değerlere çok yakın olarak değişiminin belirlendiği görülmektedir. Burada da YSA'nın Regresyon analizine göre daha iyi sonuçlar verdiği ortaya çıkmaktadır.

Şekil 7.3'de YSA ve Regresyon Analizi sonuçlarının karşılaştırılmalı olarak aynı ölçekte gösterimi Fraktin verisi için gösterilmiştir. Bu grafiğe bakıldığında YSA ile elde edilen 5, 4 ve 3 girişli çözünmüş oksijen değerlerinin deneysel değerle aynı paralellikte değiştiği, OMH ve R^2 değerlerinin oldukça iyi olması nedeni ile YSA'nın

ileriye dönük tahminlerde ve hesaplamalarda rahatlıkla kullanılabileceği görülmektedir.

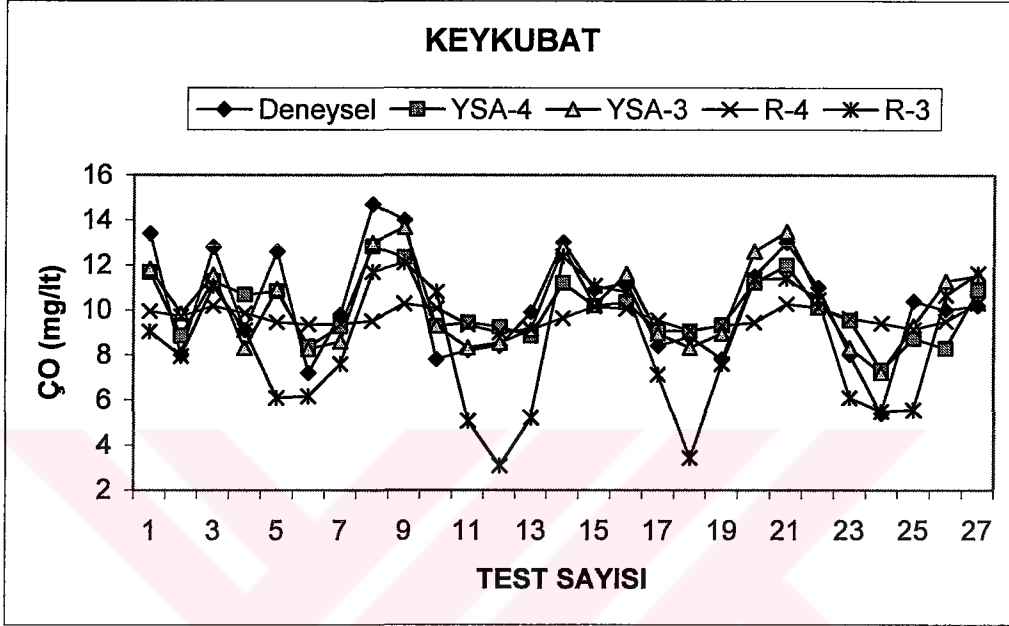


Şekil 7.3 YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılması olarak aynı ölçekte gösterimi

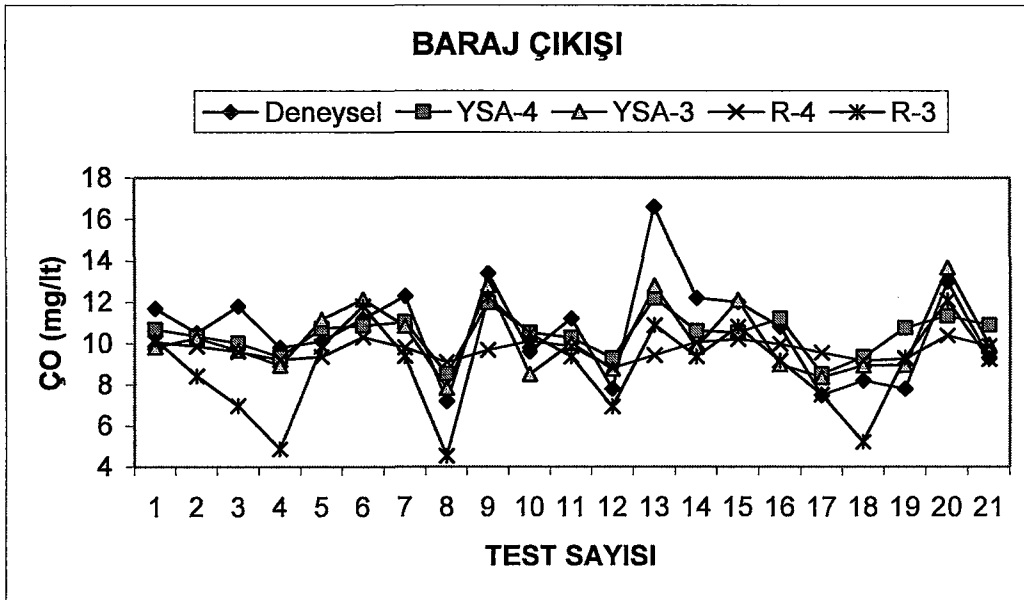


Şekil 7.4 YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılması olarak aynı ölçekte gösterimi

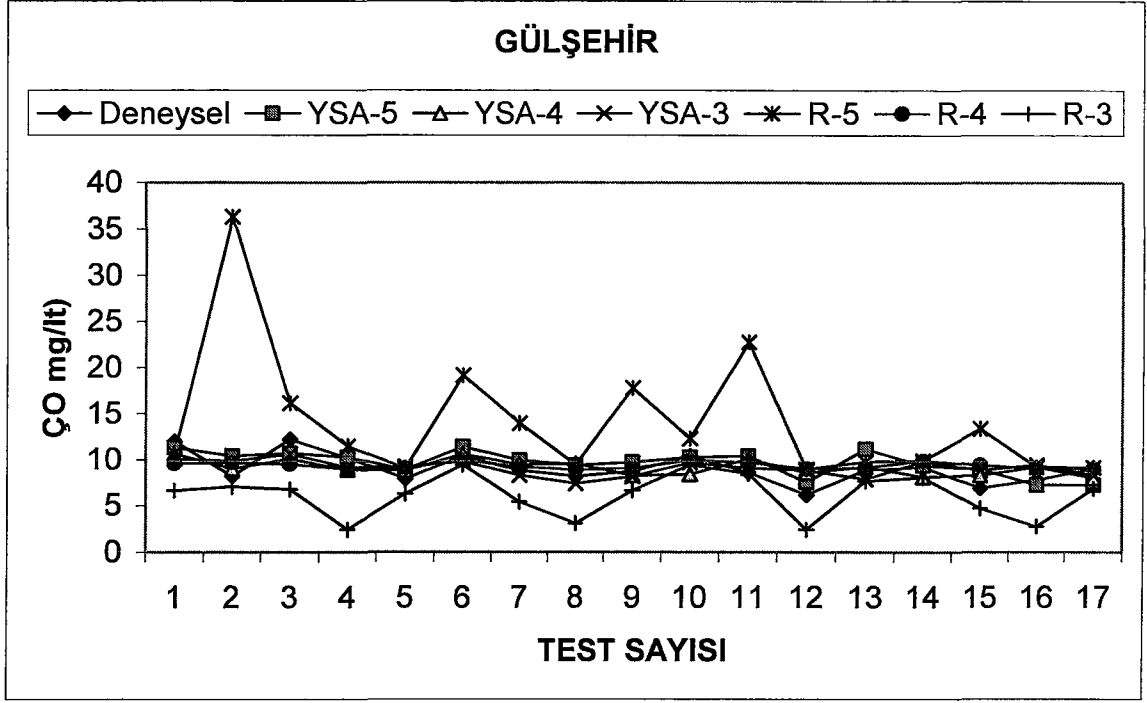
Şekil 7.4’de Baraj girişi, Şekil 7.5’de Keykubat, Şekil 7.6’de Baraj Çıkışı, Şekil 7.7’de Gülşehir, Şekil 7.8’de ise Bahçelik verisi YSA ve Regresyon Analizi sonuçlarının karşılaştırılması olarak aynı ölçekte gösterimi verilmiştir. Bu grafiklerde incelendiği zaman YSA ile hesaplanan çözünmüş oksijen değerlerinin, deneysel değerlerle uyum içinde olduğu görülmektedir.



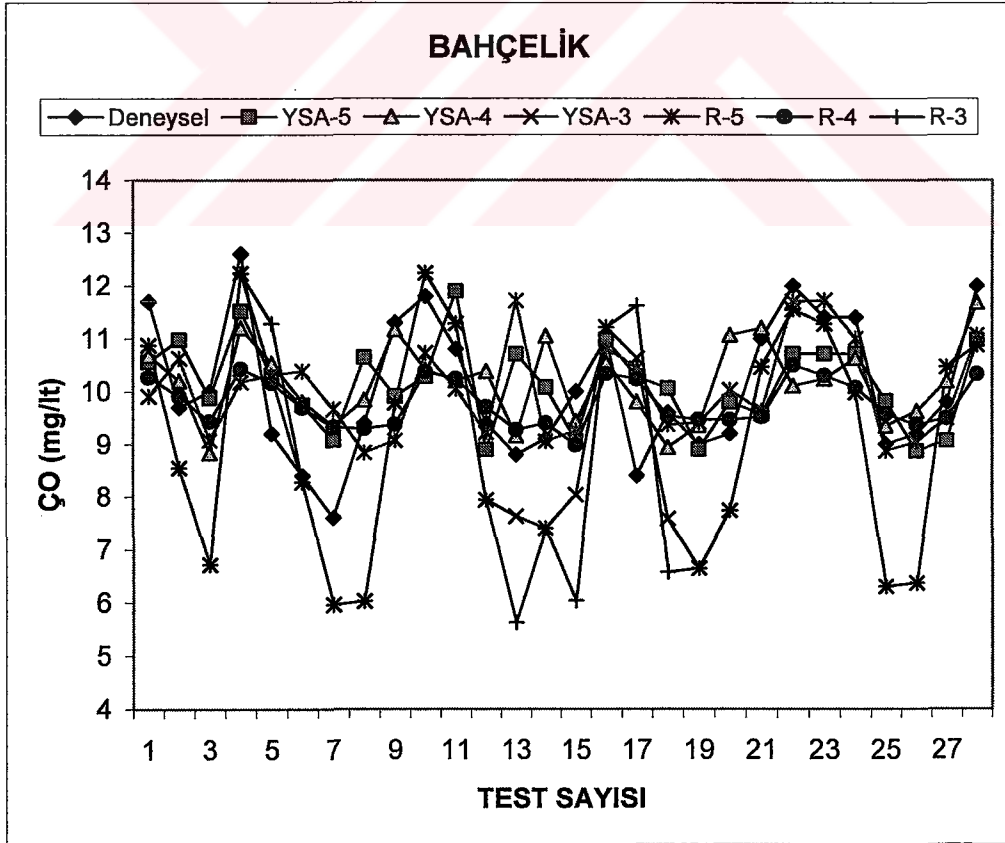
Şekil 7.5 YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılması olarak aynı ölçekte gösterimi



Şekil 7.6 YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılması olarak aynı ölçekte gösterimi



Şekil 7.7 YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılması olarak aynı ölçekte gösterimi



Şekil 7.8 YSA ve Regresyon analizi sonuçlarının karşılaştırılması olarak aynı ölçekte gösterimi

8 SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, su kalitesinin belirlenmesi ve izlenmesi konularında en çok kullanılan çözünmüş oksijen parametresinin değişiminin ve su kalite parametreleri arasındaki ilişkinin belirlenebilmesinde yeni bir yaklaşım olan Yapay Sinir Ağları (YSA) başarıyla sunulmuştur.

Çözünmüş oksijen değişimini hesaplayacak YSA modelleri oluşturabilmek için Kızılırmak Nehri'nden elde edilmiş ölçüm değerleri ile yapılmış olan analizlerden faydalanılmıştır. Geliştirilen modellerin performansları farklı veri grupları ile test edilmiştir. Testlerde, Devlet Su İşleri Bölge Müdürlüğü tarafından yapılmış izleme verileri kullanılmıştır.

Yapay Sinir Ağları ile yapılan uygulamalarda yaygın olarak kullanılan Çok Katlı Perseptronlar (ÇKP) bu uygulamada da tercih edilmiştir. ÇKP'leri eğitmede, Standart Geri Yayılım (BP), Extended Delta-Bar-Delta (EDBD), Delta-Bar-Delta (DBD), Normal Kümülatif Delta (NBP), Quick Prop (QPR) ve Levenberg-Marquardt (LM) öğrenme algoritmaları kullanılmıştır.

Bu çalışma dört aşamadan oluşmaktadır. Çalışmanın ilk aşamasında; model yapılarının oluşturulmasında etkin parametreleri tespit etmek amacı ile Kızılırmak Nehri'ne ait tüm veri gruplarına Faktör Analizi uygulanmıştır. Böylece çözünmüş oksijenin belirlenmesinde ilk defa Faktör Analizi ile Yapay Sinir Ağları birlikte bu çalışmada kullanılmıştır. Veri grubunda bulunan toplam 28 adet parametreye, Faktör Analizi uygulanarak 10 faktör ile değerlendirme yapılmıştır. 10 faktörü oluşturan değişkenlerin ağırlıklarına bakıldığında; 1. faktörü TÇKM, 2. faktörü TKN, 3. faktörü SO₄, 4. faktörü NH₄-N, 5. faktörü Fenol, 6. faktörü Mn, 7. faktörü Ölçüm noktası, 8. faktörü PO₄, 9. faktörü T, ve 10 faktörü ise bor temsil etmektedir. Parametre sayısının genişletilmesi durumunda ise Cl, TC, Cr, Mg, AKM, S, Ay, Fe, Zn, ÇO, Na, pH 2. sıra olarak ilave edilebilecektir. Bu parametreler yine aynı istasyonlar için su kalite sınıfını belirleyebilecektir. Böylece, izleme çalışması yapan

kuruluşlardan, DSİ başta olmak üzere diğer kurum ve kuruluşlar önemli ölçüde teknik ve mali tasarruf sağlayabileceklerdir.

YSA ile uygulamalar bölümünde, ilk olarak parametrelerin tamamı kullanılarak YSA ile ÇO'nin belirlenmesi sağlanmıştır. Toplam 28 parametrenin bulunduğu veri kümesinden ÇO değişimi ile ilgili en iyi sonucu elde etmek için, 27, 7, 6, 5, ve 4 girişli veri kümeleri oluşturulmuştur. Veri kümeleri oluşturulurken, ölçümü en kolay parametrelerin sistemde giriş olarak kullanılmasına dikkat edilmiş olup, giriş parametrelerinin seçiminde, faktör analizi ile elde edilen parametre grupları da göz önüne alınmıştır.

7 girişli YSA modellerinde sıcaklık, pH, KOİ, TÇKM, AKM, Ay ve Ölçüm Noktaları giriş parametreleri olarak seçilmiştir. 6 girişli yapıda ise giriş parametreleri sıcaklık, pH, TÇKM, AKM, Ay ve Ölçüm Noktası, 5 girişli yapıda sıcaklık, pH, TÇKM, Ay ve Ölçüm Noktası, 4 girişli YSA modelinde ise sıcaklık, pH, Ay ve Ölçüm Noktası seçilen giriş parametre gruplarıdır.

Her bir YSA modeli yapıları iki ara katmanlı ve tek ara katmanlı olarak tasarlanmışlardır. İki ara katmanlı olarak 10x10, 10x5, 5x5 ve 20x5 tek katmanlı olarak 5 ile 10 nöron seçilmiştir. YSA modellerinin yapılandırılmasında ara katmanlarda transfer fonksiyonu olarak tanjant hiperbolik ve sigmoid fonksiyonları kullanılmış ve en uygun transfer fonksiyonu belirlenmeye çalışılmıştır.

ÇKP-YSA yapılarının test kümesi oluşturmadan eğitimleri sonucunda en iyi değeri EDBD algoritması eğitmiş ve ara katmanlarda tanjant hiperbolik (tanh) fonksiyonu kullanılmış yapı ile elde edilmiştir. Burada sırasıyla 27, 7, 6, 5 ve 4 girişli ÇKP-YSA yapıları için eğitim ortalama mutlak hata (OMH) değerleri sırasıyla 0.0009, 0.0005, 0.001, 0.0043 ve 0.06 olarak bulunmuştur. Bu yapılarda Tanh transfer fonksiyonunun sigmoid'e göre daha iyi sonuç verdiği, eğitim verilerinin yeterliği olduğu, YSA yapılarının iyi modelleme yapabildiği tespit edilmiştir.

YSA modellerinin testlerini sağlıklı olarak yapabilmek için; T1, T2, T3, T4, T5, T6 ve T7 olmak üzere farklı test kümeleri oluşturulmuştur. Bu grupta T5 kümesinde 20 adet, T7 kümesinde ise 40 adet test verisi bulunmaktadır. Bu aşamada en iyi sonucu, EDBD algoritması eğitilmiş ve ara katmanında Tanh fonksiyonu kullanılmış YSA yapısı vermiştir. Burada 27 giriş için 1.72 mg/lt, 7 giriş için 1.16 mg/lt, 6 giriş için

1.14 mg/lt, 5 giriş için 1.37 mg/lt ve 4 giriş için ise 1.81 mg/lt Ortalama Mutlak Hata (OMH) değerleri elde edilmiştir.

Sunulan ÇKP-YSA yapılarının modelleme performansını açıkça ortaya koymak için, farklı veri gruplarıyla YSA yapıları test edilmiştir. Bu veriler farklı ölçüm noktalarından alınmış DSİ verileri olup, YSA modellere hiçbir zaman uygulanmamıştır. Burada 7 girişli yapıda sırasıyla, DSİ Yemliha İstasyonu, DSİ Gülşehir İstasyonu ve Sarımsaklı Deresi için, 1.62 mg/lt, 1.79 mg/lt ve 1.86 mg/lt OMH değerleri bulunmuştur. Ayrıca DSİ;

Sarımsaklı Deresi- Keykubat

Sarımsaklı Deresi-Baraj Çıkışı

Sarımsaklı Deresi-Baraj Girişi

Kızılırmak Nehri Sarımsaklı-Kayseri

Kızılırmak Nehri Gülşehir-Nevşehir

Zamantı Irmağı Faraşa-Yahyalı İlçesi

Zamantı Irmağı Bahçelik-Pınarbaşı İlçesi

Zamantı Irmağı Fraktin-Develi İlçesi

istasyonları için test işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu test işlemleri 6, 5 ve 4 girişli yapılarda uygulanmıştır. Bu test verileri içinde ortalama 1-1.5 mg/lt OMH değerleri hesaplanmıştır. Çalışmanın bir sonraki aşamasında ölçüm noktası giriş yapısından çıkartılarak eğitim ve test işlemleri gerçekleştirilmiştir. Bu bölümde yapılan çalışmalarda ölçüm noktasından bağımsız olarak elde edilen verilerle yapılan testlerde YSA yapılarının daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

YSA modellerinin performansını farklı bir YSA öğrenme algoritmasıyla test etmek için YSA yapısı LM algoritması ile eğitilmiş ve test edilmiştir. Bu yapıda aktivasyon fonksiyonu olarak ara katmanlarda Tanh ve sigmoid fonksiyonları ile çıkış katında lineer fonksiyon kullanılmıştır. Burada da yine 5, 4 ve 3 girişli YSA yapıları kullanılmış ve performansları test edilmiştir. Farklı ağ yapıları ile oluşturulan YSA modellerinde en iyi sonuç tek katmanlı ve 5 nöronlu oluşan YSA modelinde elde edilmiştir. Yapılan çalışmalarda veri grubu içerisinde rasgele seçilerek oluşturulan 5 girişli test verisiyle YSA modelinde OMH değeri 0.75 mg/lt ve R^2 değeri olarak da

0.71 elde edilmiştir. 4 girişli YSA modeli için OMH değeri 0.62 mg/lit ve R^2 değeri ise 0.83, 3 girişli YSA modeli için ise OMH değeri 0.69 mg/lit ve R^2 değeri olarak da 0.77 bulunmuştur. Burada da yine modellerin farklı verilerle test edilmesi için yukarıda verilen DSİ verileri kullanılmıştır. DSİ verilerinin içerisinde Sarımsaklı Deresi ve Zamantı gibi Kızılırmak nehri haricindeki su kalitesi değerleri de yer almaktadır. Bu test verileri içerisinde de Baraj Girişinde sırasıyla, 5, 4 ve 3 girişli yapılar için, 0.68 mg/lit, 0.76 mg/lit ve 1.11 mg/lit OMH değerleri bulunmuştur.

Bu OMH değerleri, YSA ile geliştirilen modellerin çözünmüş oksijen değişiminin belirlenmesinde Kızılırmak Nehrinin yanında diğer veri kümeleri içinde oldukça iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Geliştirilen YSA modellerinin geçerliliğini test etmek ve performanslarını karşılaştırmak için ayrıca Kızılırmak Nehri verilerine Regresyon Analizi (RA) uygulanmıştır. Regresyon analizi yapılırken YSA modelleri ile karşılaştırmanın tam olarak yapılabilmesi için aynı giriş yapıları seçilmiş ve yine farklı veri kümeleri ile de test işlemi gerçekleştirilmiştir.

YSA ve RA ile oluşturulan modellerlerden edilen çözünmüş oksijen değerleri karşılaştırıldığında, YSA'ların RA modellerinden daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. YSA'ların hem OMH değerleri hem de R^2 değerleri, Regresyon Analizi sonuçlarına göre daha çok kabul edilebilir seviyelerdedir.

Bu çalışmada elde edilen sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde; çözünmüş oksijen ve su kalite parametreleri arasındaki farklı parametrelere bağlı olarak bir ilişkinin ÇKP-YSA ile belirlenebileceği bu çalışmada ilk kez tespit edilmiştir.

Geliştirilen 5, 4 ve 3 girişli YSA modellerinin 27 girişli YSA yapılarıyla çok farklılık göstermeyen sonuçlar verdiği hatta bazen daha iyi sonuçlar sunduğu belirlenmiştir. Böylece su kalitesi çalışmalarında çok önemli olan Ekosistem Modellemesi için kullanılabilecek birçok parametre en az sayıya düşürülerek giriş olarak kullanılmış ve iyi neticeler alınmıştır.

Bu çalışmada sunulan YSA modeller, yapı olarak basit, hesaplama hızları yüksek ve kabul edilebilir ölçüde başarılı sonuçlar vermişlerdir. YSA modelleri ile matematiksel olarak modellenmesi son derece zor olan su kalite modellemesinde,

işlemler daha kısa sürede, daha kolay ve daha ekonomik olarak yapılabilir ve en önemlisi donanım olarak da gerçekleştirilebilecektir.

Çözünmüş oksijen parametresinin elde edilmesi için geliştirilen YSA modelleri ile, ÇÖ'ne etki eden parametrelerin sayısı indirgenmiş, kısa sürede ve düşük maliyetle en iyi çözümün bulunması hedeflenmiştir. Bu parametrelerin online olarak ölçülebilecek nitelikte parametreler olması yapılacak işlemleri de kolaylaştırabilecektir. Böylelikle, bir nehir üzerinde belirlenen ölçüm istasyonlarından online olarak ölçümlerin yapılabilmesi mümkün olabilecek ve bunların tek bir merkezde toplanmasıyla hem işlemler azalacak hem de veri ölçüm ve saklama maliyetleri azalabilecektir. Bir merkezde toplanan ölçüm değerleri kullanılarak önerilen YSA modelleri ile çözünmüş oksijen değerleri buradan hızlıca, düşük maliyetle ve kolaylıkla elde edilebilecektir.

Bu çalışmanın diğer bir önemi, YSA'nın genelleme özelliklerinden Kızılırmak Nehri haricindeki farklı veri kümeleri içinde başarılı sonuçlar vermesidir. Bu çalışmada önerilen YSA modellerinin sadece Kızılırmak nehri için değil ülkemizdeki bir çok su kalitesi probleminin çözümünde de kolayca kullanılabileceğinin tespit edilmiş olması bu çalışmanın diğer bir önemli sonucudur.

Sunulan YSA modelinin, bir akarsu havzasına uygulanabilmesi için kullanılacak YSA modeline uygun parametrelere ihtiyaç duyulmaktadır. YSA modelinin farklı havza verileri ile eğitilmesi durumunda ise bir yıllık bir izleme periyodunun yeterli olacağı görülmüştür. Kirletici kaynaklar ve kirlilik yüklerindeki olası değişimlerde, YSA modeli çözünmüş oksijen değişimi ile ilgili problemi öğrendiği için yeni duruma uygun olarak sonuç üretecektir. YSA modeli sonucunda elde edilen çözünmüş oksijen değeri, kirletici kaynaklar tarafından nehre verilen kirletici yüküne göre değişecektir. Kirletici yüklerindeki değişimleri YSA modeline girerek, ileriye dönük tahminler yapabilmek de mümkün olacaktır.

Bu çalışmada ilk defa Faktör Analizi, Yapay Sinir Ağları ile çözünmüş oksijenin belirlenmesinde birlikte kullanılmış ve değerlendirilmiştir. Böylece çözünmüş oksijene etki eden parametreleri belirlemede Faktör Analizinin etkili bir yöntem olduğu görülmüştür.

Ülkemizde çözünmüş oksijenin belirlenmesi için, mevcut su kalitesi modellerinin yanında, ülkemizde ilk defa Yapay Sinir Ağlarının yeni bir yöntem olarak bu modellemede kullanılabileceği bu çalışmanın diğer önemli bir katkısıdır.

Su kalitesi parametreleri ile çözünmüş oksijenin YSA ile 5, 4 ve 3 giriş ve bir çıkışa sahip olan YSA yapılarıyla basitçe modellenbilmesinin literatürde ilk kez yapılmasının bu çalışmanın diğer bir önemli katkısı olduğu değerlendirilmektedir.

Çözünmüş oksijenin belirlenmesi için kullanılan mevcut su kalitesi modellerinde ihtiyaç duyulan kirlilik yükleri, debi, derinlik, hız vb. parametreler ile farklı katsayılar kullanılmadan başarılı bir sonuçlar alınabileceği tespit edilmiştir.

YSA yapılarının basitleştirilmesinin yanında yüksek performans elde edebilmesi için YSA modelleri ilk kez 6 farklı YSA öğrenme algoritmasıyla eğitilmesi ülkemizde su kalitesi modellemesinde bir ilk olmasının da gelecekteki çalışmalara büyük ışık tutacağı değerlendirilmektedir.

Su kalitesi modellemesinde YSA yapısı içerisinde önemli rol oynayan uygun ara katman seçimi, ara katman nöron sayısı seçimi ve ara katman ile çıkış katmanlarında uygun transfer fonksiyonu seçimi bu çalışmada araştırılmıştır.

Sonuç olarak; bu çalışmada YSA modellerinin ilk kez çözünmüş oksijenin modellenmesinde kullanılması, YSA modellerinin farklı ortamlardan alınan verilerle test edilmesi ve 6 farklı YSA öğrenme algoritmasının en iyi model performansının elde edilmesi için test edilmesi, ara katman sayısı ve en uygun transfer fonksiyonunun belirlenmesinin bundan sonra yapılacak olan çalışmalara büyük katkılar sağlayacağı değerlendirilmektedir.

Bu çalışmanın su kalitesi modellemesinde YSA kullanımı konusunda bir çok soruya cevap bulunmasına büyük katkılar sağlasa da, bu konuda yapılabilecek diğer çalışma önerileri aşağıda sunulmuştur.

- Sunulan YSA modellerinin çıkış sayısı artırılarak, su kalitesi çalışmaları için önemli olan azot, BOİ, KOİ gibi parametrelerinde çözünmüş oksijen ile birlikte belirlenebilir.
- Türkiye için YSA tabanlı bir Su Kalitesi Modeli oluşturulabilir.

- Diğer Yapay Zeka Teknikleri kullanılarak sunulan modelde iyileştirmeler sağlanabilir.
- Mevcut az sayıdaki giriş parametresinden diğer veriler elde edilebilir.
- Danışmansız YSA modelleri uygulanabilir.
- Farklı havza verileri için bu çalışma tekrarlanabilir.



KAYNAKLAR

- [1] **Hamidi, N.**, 1994. Dicle Nehri kirliliğinin kaynaklar ve kirliliğin değişimi yönünden matematiksel modellerle belirlenmesi, *Doktora Tezi*, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ.
- [2] **Görcelioğlu, E.**, 1981. Akarsu havzalarının asılı sediment verimlerini etkileyen başlıca iklim, havza ve akım özellikleri, *Su ve Toprak Kaynaklarının Geliştirilmesi Konferansı*, Bildiriler Kitabı, Ankara, 26-28 Mayıs, s.1205-1221.
- [3] **Fleming, G.**, 1975. Computer Simulation Techniques in Hydrology, Elsevier, New York.
- [4] **Uslu, O. ve Türkman, A.**, 1986. Su Kirliliği ve Kontrolü, Başbakanlık Çevre Gen. Müd. Yayınları, Ankara.
- [5] **Gönenç, İ.E., Orhon, D. and Mehmet, H.**, 1985. Water Quality Management in The Sakarya River Basin, Evaluating and Modelling, Istanbul Technical University Faculty of Civil Engineering, İstanbul.
- [6] **Lee, E.S. and Hwang, I.**, 1971. Stream quality modeling by quasilinearization, *J. of Water Pollution Control Federation*, **43**, pp.306-317.
- [7] **Williams, B.J. and Hinwood, J.B.**, 1976. Two dimensional mathematical water quality model, *ASCE Journal of the Env. Engineering Division*, **102**, pp.149-163.
- [8] **Whitehead, P. and Young, P.**, 1979. Water quality in river systems: Monte Carlo Analysis, *Water Research*, **15**, pp.451-459.
- [9] **Jettmar, R.U.**, 1980. Dynamic water quality modeling in Southeast Florida, *ASCE Journal of the Env. Engineering Division*, **106**, pp. 105-124.

- [10] **Thomann, R.V.**, 1982. Verification of water quality models, *ASCE Journal of the Env. Engineering Division*, **108**, pp. 928-940.
- [11] **Camara, A.S. and Randall, C.W.**, 1984. The QUAL II Model, *ASCE Journal of Env. Engineering*, **110**, pp. 993-996.
- [12] **Levenberg, K.**, 1944. A Method for the solution of certain nonlinear problems in least squares, *Quart.Appl.Math.*, **2**, pp.164-168.
- [13] **Lumpers, J.P.**, 1985. Environmental impact analysis in water pollution control, *Intern. J. Environmental Studies*, **25**, pp.177-187.
- [14] **Crabtree, R.W.**, 1986. A comparison of two river quality models, *Water Research*, **20**, pp.53-61.
- [15] **Martin, J.L.**, 1988. Application of two dimensional water quality model, *Journal of Env. Engineering*, **114**, pp.317-336.
- [16] **Vieria, J.M.P. and Lijklema, L.**, 1989. Development and application of a model for regional water quality management, *Water Research*, **23**, pp.767-777.
- [17] **Stamou, A.I.**, 1992. Improving the numerical modeling of river water quality by using high order difference schemes, *Water Research*, **26**, pp.1563-1570.
- [18] **Little, K.W. and Williams, R.E.**, 1992. Least-squares calibration of QUAL2E. *Water Environment Research*, **64**, pp.179-185.
- [19] **Whitehead, P.**, 1992. Examples of recent models in environmental impact assessment, *J. IWEM*, **6**, pp.75-484.
- [20] **Huang, W., Xu, B. and Hilton, A.**, 2004. Forecasting flows in apalachicola river using neural networks, *Hydrological Processes*, **18**, pp.2545-2564.

- [21] **Caulibaly, P., Anctil, P. and Bobee, B., 2000.** Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach, *Journal of Hydrology*, **230**, pp.244-257.
- [22] **Dibike, Y. and Solomanite, D.P., 1999.** River flow forecasting using artificial neural networks, *Journal of Physics Chemistry of the Earth*, **26**, pp.1-8.
- [23] **French, M., Krajewski, W.F. and Cuykendall, R., 1992.** Rainfall forecasting in space and time using a neural network, *Journal of Hydrology*, **137**, pp.1-31.
- [24] **Ciğizoğlu, H.K., 2003.** Incorporation of Arma Models into flow forecasting by artificial neural networks, *Environmetrics*, **14**, 1-11.
- [25] **Uvo, C., Tölle, U. and Berndtsson, R., 2000.** Forecasting discharge in Amazonia using artificial neural networks, *International Journal of Climatology*, **20**, pp.1495-1507.
- [26] **Sudher, K.P. and Jain, A., 2004.** Explaining the internal behavior of artificial neural network River Flow Models, *Hydrological Processes*, **18**, pp.833-844.
- [27] **Ciğizoğlu, H.K., 2002.** Suspended sediment aetimation for rivers using artificial neural networks and sediment rating curves, *Turkish J. Eng. Env. Sci.*, **26**, pp. 27-36.
- [28] **Ciğizoğlu, H.K., 2002.** Suspended sediment estimation and forecasting using artificial neural networks, *Turkish J. Eng. Env. Sci.*, **26**, pp. 15-25.
- [29] **Huang, W. and Foo, S., 2002.** Neural network modeling of salinity in Apalachicol River, *Water Research*, **36**, pp. 356-362.
- [30] **Karul, C., Soyupak S. and Germen E., 1998.** A new approach to mathematical water quality modeling reservoirs: neural network. *International Review of Hydrobiology*, **83**, pp. 689-696.

- [31] Karul, C., Soyupak, S., Çilesiz, A.F., Akbay, N. and Germen, E., 2000. Case studies on the use of neural networks in eutrophication modeling, *Ecol. Modelling*, **134**, pp. 145-152.
- [32] Recknagel, F., French, M., Harkonen, P. and Yabunaka, K., 1997. Artificial neural network approach for modeling and prediction of algal Blooms, *Ecol. Modelling*, **96**, pp. 11-28.
- [33] Scardi, M., 1996. Artificial neural networks as empirical models for estimating phytoplankton production, *Mar. Ecol. Ser.*, **139**, pp.289-299.
- [34] Scardi, M., 2001. Advances in neural network modeling of phytoplankton primary production, *Ecol. Modeling*, **146**, pp. 33-45.
- [35] Yabunaka, K., Hosomi, M. and Murakami, A., 1997. Novel application of a Back-Propagation artificial neural network model formulated to predict algal bloom, *Water Science and Technology*, **36**, pp. 89-97.
- [36] Zhao, H., Oliver J. Hao and Thomas J. McAvoy, 1999. Approaches to modeling nutrient dynamics: ASM2, simplified model and neural nets, *Water Science and Technology*, **39**, pp. 227-234.
- [37] Recknagel, F., French, M., Harkonen, P. And Yabunaka, K., 1997. Artificial neural network approach for modeling and prediction of algal blooms, *Ecol. Modeling*, **96**, pp. 11-28.
- [38] Zhao, H., Recknagel, F., Marshall, J. and Choy, S., 2001. Predictive modeling of macroinvertebrate assemblages for stream habitat assessment in Queensland (Australia), *Ecol. Modelling*, **195**, pp. 195-206.
- [39] Maier, H.R. and Dandy, G.C., 2000. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variable: a review of modeling issues and application, *Environ. Model. Software*, **15**, pp. 101-124.

- [40] Maier, H.R. and Dandy, G.C., 2001. Neural networks based modeling of environmental variables: A systematic approach, *Math. Comput. Model.*, **33**, pp. 669-682.
- [41] Dedeker, A.P., Goethals, P., Gabriels, W. and Pauw, N.D., 2004. Optimization of artificial neural network (ANN) model design for prediction of macroinvertebrates in the Zwalm River Basin (Flanders, Belgium), *Ecol. Modelling*, **174**, pp. 161-173.
- [42] Ha, H. and Stenstrom, M.K., 2003. Identification of land use with water quality data in stormwater using a neural network, *Water Research*, **37**, pp. 4220-4230.
- [43] El-Din, A.G. and Smith D.W., 2002. A neural network model to predict the wastewater inflow incorporating rainfall events, *Water Research*, **36**, pp. 15-26.
- [44] Djebbar, Y. and Kadota, P.T., 1998. Estimating sanitary flows using neural networks, *Water Science and Technology*, **38**, pp. 15-22.
- [45] Kralisch, S., Fink, M., Flügel, W-A. and Beckstein, C., 2003. A neural network approach for the optimization of watershed management, *Environ. Model. Software*, **18**, pp. 815-823.
- [46] Rounds, S.A., 2002. Development of a neural network model for dissolved oxygen in the Tualatin River, Oregon, *In Proceedings of the Second Federal Interagency Hydrologic Modeling Conference*, Las Vegas Nevada, July 29-August 1, 82-93.
- [47] Artan, R., 1983. Akarsu Kalite Modelleri, *Doktora Tezi*, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [48] McCulloch, W., and Pitts, W., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in the nervous activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, **7**, pp. 115-133.

- [49] **Hebb, D.**, 1949. *Organisation of Behavior*, NY: John Wiley and Sons Inc, New York.
- [50] **Minsky, M.**, 1954. *Neural-Analog Networks and the Brain Model Problem*, Princeton University, New Jersey, USA.
- [51] **Uttley, A.**, 1956. *Conditional Probability Machines and Conditioned Reflexes*, Princeton University Press, New Jersey, USA.
- [52] **Rosenblatt, F.**, 1957. *The Perceptron: A percieving and recognising automation (project PARA)*, *Technical Report 85-460-1*, Cornel Aeronautical Laboratory.
- [53] **Widrow, B.**, 1959. Adaptive sampled data systems-A statical theory of adaptation, *Wescon Convention Record*, **4**, pp. 74-85.
- [54] **Grossberg, S.**, 1969. Embedding fields: A theory of learning with physiological implications, *Journal of Mathematical Psychology*, **6**, pp. 209-239.
- [55] **Simpson, P.K.**, 1990. *Artificial Neural Systems Foundation, Paradigms, Application and Implementation*, Pergamon Press, Oxford.
- [56] **Widrow, B., and Hoff, T.**, 1960. Aaptive switching circuits, *Wescon Convention Record*, **4**, pp. 96-104.
- [57] **Minsky, M., and Papert, S.**, 1969. *Perceptrons*, MIT Press, Cambridge.
- [58] **Kohonen, T.**, 1972. Correlation associative memory, *IEEE Transactions on Computers*, **C-21**, pp. 353-359.
- [59] **Anderson, J.**, 1972. A simple neural network generating an interactive memory, *Mathematical Biosciences*, **8**, pp. 137-160.
- [60] **Grossberg, S.**, 1976. Adaptive pattern clasification and universal recoding: I. Parallel development and coding of neural detectors, *Biological Cybernetics*, **23**, pp. 121-134.

- [61] Erler, M., 1991. Nöral şebekeler ve hebbian, delta öğrenme kurallarının uygulanması, *Yüksek Lisan Tezi*, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.
- [62] Minsky, M.L. and Papert, S. A., 1988. Perceptron. Expanded Edition ed., Cambridge, Massachusetts.
- [63] Erler, M., 1999. Dikdörtgen mikroşerit antenlerin yapay sinir ağları ile analiz ve tasarımı, *Doktora Tezi*, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.
- [64] Sağıroğlu, Ş., Beşdok, E. ve Erler, M., 2003. Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I Yapay Sinir Ağları, Kayseri, Ufuk Kitap Kırtasiye-Yayınclık Tic.Ltd.Şti.
- [65] Carpenter G.A., G.S., 1988. The ART of adaptive pattern recognition by a Self-Organising neural network, *Computer*, pp. 77-88.
- [66] Kohonen T., 1989. Self Organisation and Associative Memory. 3rd ed., Springer-Verlag, Berlin.
- [67] Rumelhart, D.E. and McClelland, J. L., 1986. Parallel Distributed Processing: Explorations in the microstructure of Cognition. Vol. 1, MIT Press, Cambridge.
- [68] Jacobs, R. A., 1988. Increased rate of covergence through learning rate adaptation, *Neural Networks*, 1, pp.295-307.
- [69] Fahlman, S.E., 1988. An Empirical Study of Learning Speed in Backpropagation Networks, Carnegie Mellon University, pp. 88-162.
- [70] NEURALWARE HANDBOOK, 1996. Neural Computing: A Technology Handbook for Professional II/PLUS and Neural Works Explorer, Pittsburg.
- [71] Mazlum, N., Özer, A. and Mazlum, S., 1999. Interpretation of water quality data by principal components analysis, *Turkish J. Eng. Env. Sci.*, 23, pp. 19-26.

- [72] **Schetagne, R.** 1985. The use of multivariate methods in the interpretation of water quality monitoring data of a large Northern Reservoir, *In Proceedings of the Work-shop Held at the Canada for Inland Waters*, Canada, October 7-10, 31-43.
- [73] **Mahloch, J.L.,** 1974. Multivariate technique for water quality analysis, *J. Environ. Eng. Div. Amer. Soc. Civil Eng.*, **100**, pp. 1119-1132.
- [74] **Liu, C.-W., Lin, Kao-Hung, Kuo and Yi-Ming,** 2003. Application of factor analysis in the assessment of groundwater quality in a blackfoot disease area in Taiwan, *The Science of the Total Environment*, **313**, pp. 77-89.
- [75] **Voncina, D.B., Dobcnik, D., Novic, M. and Zupan, J.,** 2002. Chemometrics characterization of the quality of river water, *Analytica Chimica Acta*, **462**, pp. 87-100.
- [76] **Chapman, J.S.,** 1992. Water Quality Assessments, Chapman and Hall, London.
- [77] **Sengörür, B. ve İsa, D.,** 2001. Sakarya Nehri'ne ait su kalite gözlemlerinin faktör analizi, *Turkish J. Eng. Env. Sci.*, **25**, pp. 415-425.
- [78] **Mardia, K.V., Kent, J.T., and Bibby, J.M.,** 1989. Multivariate Analysis. Seventy Edition ed., Academic Press., London
- [79] **Tatlıdil, H.,** 1996. Uygulamalı Çok Değişkenli İstatiksel Analiz, Cem Web Ofset Ltd, Ankara.
- [80] **Karpuzcu, M. and Senes, S.,** 1987. Design of monitoring systems for water quality by principal component analysis and a case study, *Proceedings of the International Symposium on Environmental Management*, İstanbul, 14-16 Temmuz, s.673-890
- [81] **Harman, H.H.,** 1976. Modern Factor Analysis, Newyork: The University of Chicago Press., New York, USA.
- [82] **Haykin, S.,** 1994, Neural Networks, A Comprehensive Foundation, MacMillan College Publishing Comp. Inc., New York, USA.

- [83] Bayazıt, M. ve Oğuz, B., 1998. Mühendisler İçin İstatistik, Birsen Yayınevi, İstanbul.
- [84] Pereira, D., Vitola, M., Pedrollo, O.C., Junqueira, I.C., Luca, S.J. and Rounds, S. A., 2004. Benthic macroinvertebrates modeling using artificial neural networks (ANN): Case study of a subtropical Brazilian river development of a neural network, *International Environmental Modelling and Software Society (iEMSs), International Conference*, University of Osnabrück, Germany, June 14-17, 133-146.
- [85] Sere, S., 2003. Application of a neural network model in establishing a stage-discharge relationship for a Tidal River, *Hydrological Processes*, **17**, pp. 3085-3099.
- [86] Sudheer, K.P. and Jain, A., 2004. Explaining the internal behavior of artificial neural network river flow models, *Hydrological Processes*, **18**, pp. 833-844.
- [87] Özkan, C., 2001. Uydu görüntü verisinin yapay sinir ağları ile sınıflandırılması, *Doktora Tezi*, İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- [88] ORR, M. J. L., 1996. Introduction to Radial Basis Function Networks, April, <http://www.anc.ed.ac.uk/~mjopapers/intro.ps>.

EKLER

Ek A : Test Veri Kümeleri

Tablo A.1 T2#7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
6.00	8.40	22.00	510.00	7.00	4	1	8.40
12.00	8.20	77.00	480.00	60.00	5	2	8.90
19.00	7.80	40.00	1350.00	25.00	6	3	7.20
22.00	7.90	49.00	0	208.00	7	4	7.20
25.00	8.00	49.00	1350.00	54.00	8	5	9.40
22.00	8.10	25.00	575.00	17.00	9	6	8.40
18.00	7.90	39.00	1100.00	112.00	10	7	11.00
14.00	8.10	45.00	850.00	130.00	11	8	11.00
4.00	7.50	51.00	105.00	112.00	3	9	9.50
14.00	8.00	21.00	690.00	8.00	4	10	10.40

Tablo A.2 T3#7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
15.00	8.30	28.00	490	9.00	5	1	8.30
17.00	7.80	83.00	172.00	65.00	6	2	7.80
24.00	8.10	51.00	98.00	98.00	7	3	10.20
25.00	7.30	49.00	260.00	280.00	8	4	12.90
22.00	8.20	49.00	1250.00	50.00	9	5	8.50
17.00	7.60	31.00	710.00	13.00	10	6	8.00
12.00	8.00	41.00	1150.00	90.00	11	7	12.00
2.00	7.10	44.00	1200.00	86.00	3	8	12.20
9.00	7.60	58.00	104.00	122.00	4	9	10.20
16.00	8.00	23.00	750.00	7.00	5	10	10.20

Tablo A.3 T4#7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
17.00	8.60	29.00	498	8.00	6	1	8.60
21.00	8.00	57.00	265.00	59.00	7	2	9.40
24.00	8.10	37.00	90.00	85.00	8	3	9.200
23.00	7.90	45.00	210.00	350.00	9	4	120
19.00	7.60	41.00	1100.00	49.00	10	5	7.80
15.00	7.80	38.00	670.00	18.00	11	6	8.40
5.00	8.00	50.00	500.00	7.00	3	7	9.40
11.00	7.60	48.00	1400.00	38.00	4	8	12.50
13.00	8.00	54.00	100.00	120.00	5	9	11.00
17.00	7.90	31.00	778.00	8.00	6	10	10.40

Tablo A.4 T6#7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
20.0	8.00	22.00	510.00	7.00	8	1	9.40
19.00	8.30	45.00	245.00	50.00	9	2	9.00
11.00	7.90	39.00	85.00	120.00	10	3	8.70
15.00	7.70	30.00	145.00	250.00	11	4	9.00
6.00	7.60	34.00	1200.00	39.00	3	5	7.80
9.00	7.80	37.00	775.00	17.00	4	6	8.80
15.00	8.10	48.00	490.00	11.00	5	7	7.80
20.00	7.80	56.00	1100.00	98.00	6	8	7.20
22.00	7.90	61.00	105.00	140.00	7	9	10.50
21.00	8.00	25.00	670.00	12.00	8	10	12.80

Tablo A-5 T5#7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
21.00	8.40	25.00	610.00	8.00	7	1	8.40
11.00	7.60	20.00	210.00	9.00	11	1	8.10
6.00	7.80	45.00	362.00	40.00	3	2	9.60
22.00	8.00	57.00	250.00	35.00	8	2	9.40
10.00	8.30	41.00	790.00	85.00	4	3	9.10
19.00	7.90	35.00	75.00	90.00	9	3	7.20
17.00	7.50	51.00	0	140.00	5	4	10.40
19.00	8.00	37.00	170.00	350.00	10	4	9.70
17.00	7.60	44.00	1335.00	51.00	6	5	8.40
10.00	7.50	31.00	1000.00	45.00	11	5	7.80
7.00	7.70	35.00	750.00	15.00	3	6	9.10
21.00	7.60	41.00	860.00	17.00	7	6	8.70
11.00	7.90	51.00	545.00	9.00	4	7	8.40
24.00	7.80	45.00	900.00	94.00	8	7	9.80
15.00	7.300	40.00	1350.00	14.00	5	8	10.30
23.00	7.80	49.00	670.00	115.00	9	8	10.00
17.00	8.10	37.00	110.00	129.00	6	9	9.00
16.00	7.60	45.00	105.00	130.00	10	9	7.00
27.00	8.20	26.00	790.00	8.00	7	10	10.30
12.00	7.50	25.00	550.00	24.00	11	10	10.20

..

Tablo A.6 T7#7 veri grubu test veri kümesi

Sıcaklık (°C)	pH	KOİ (mg/L)	TÇKM (mg/L)	AKM (mg/L)	Aylar	Ölçüm Nok.	ÇO (mg/L)
6.00	8.40	22.00	510.00	7.00	4	1	8.40
17.00	8.60	29.00	498.00	8.00	6	1	8.60
20.00	8.00	22.00	510.00	7.00	8	1	9.40
15.00	8.10	25.00	370.00	19.00	10	1	8.40
10.00	8.00	97.00	271.00	45.00	4	2	8.80
17.00	7.80	83.00	172.00	65.00	6	2	7.80
22.00	8.00	57.00	250.00	35.00	8	2	9.40
15.00	7.40	40.00	260.00	51.00	10	2	8.60
10.00	8.30	41.00	790.00	85.00	4	3	9.10
19.00	7.80	40.00	1350.00	25.00	6	3	7.20
24.00	8.10	37.00	90.00	85.00	8	3	9.20
11.00	7.900	39.00	85.00	120.00	10	3	8.70
11.00	7.80	39.00	0	137.00	4	4	12.50
20.00	7.60	45.00	0	190.00	6	4	6.40
25.00	7.30	49.00	260.00	280.00	8	4	12.90
19.00	8.00	37.00	170.00	350.00	10	4	9.70
9.00	7.50	39.00	1250.00	35.00	4	5	7.70
17.00	7.60	44.00	1335.00	51.00	6	5	8.40
25.00	8.00	49.00	1350.00	54.00	8	5	9.40
19.00	7.60	41.00	1100.00	49.00	10	5	7.80
9.00	7.80	37.00	775.00	17.00	4	6	8.80
15.00	7.50	34.00	855.00	18.00	6	6	8.20
24.00	8.00	27.00	650.00	15.00	8	6	8.20
17.00	7.60	31.00	710.00	13.00	10	6	80.00
11.00	7.90	51.00	545.00	9.00	4	7	8.40
17.00	8.00	53.00	610.00	7.00	6	7	7.90
24.00	7.80	45.00	900.00	94.00	8	7	9.80
18.00	7.90	39.00	1100.00	112.00	10	7	11.00
11.00	7.60	48.00	1400.00	38.00	4	8	12.50
20.00	7.80	56.00	1100.00	98.00	6	8	7.20
25.00	7.40	51.00	890.00	120.00	8	8	12.00
19.00	8.00	55.00	775.00	89.00	10	8	8.60
9.00	7.60	58.00	104.00	122.00	4	9	10.20
17.00	8.10	37.00	110.00	129.00	6	9	90.00
21.00	7.60	48.00	99.00	112.00	8	9	9.00
16.00	7.60	45.00	105.00	130.00	10	9	7.00
14.00	8.00	21.00	690.00	8.00	4	10	10.40
17.00	7.90	31.00	778.00	8.00	6	10	10.40
21.00	8.00	25.00	670.00	12.00	8	10	12.80
14.00	7.80	27.00	570.00	22.00	10	10	9.40

Ek B: YSA-EDBD Sonuçları

Tablo B.1 Baraj Çıkışı veri kümesi YSA-EDBD modeli ÇO değerleri

4 GİRİŞ			5 GİRİŞ			6 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.70	9.85	1.85	11.70	10.03	1.67	11.70	9.97	1.73
10.50	8.52	1.98	10.50	9.42	1.08	10.50	8.13	2.37
11.80	8.98	2.82	11.80	9.15	2.65	11.80	10.10	1.72
9.80	8.16	1.64	9.80	9.08	0.72	9.80	9.39	0.41
10.10	9.28	0.82	10.10	11.85	1.75	10.10	8.73	1.37
11.20	10.95	0.25	11.20	11.06	0.14	11.20	9.69	1.51
12.30	11.08	1.21	12.30	14.17	1.87	12.30	10.37	1.92
7.20	6.39	0.81	7.20	8.63	1.43	7.20	8.80	1.60
13.40	10.58	2.82	13.40	14.75	1.35	13.40	12.11	1.29
9.60	10.28	0.68	9.60	10.81	1.21	9.60	9.76	0.16
11.20	9.78	1.42	11.20	13.69	2.49	11.20	9.50	1.70
7.80	6.94	0.86	7.80	9.08	1.28	7.80	6.67	1.13
16.60	12.54	4.06	16.600	14.31	2.29	16.60	13.01	3.59
12.20	10.48	1.72	12.20	10.63	1.57	12.20	10.62	1.58
12.00	11.74	0.26	12.00	13.10	1.10	12.00	10.13	1.87
10.80	12.12	1.32	10.80	12.23	1.43	10.80	9.50	1.31
7.50	5.84	1.66	7.50	8.72	1.22	7.50	7.67	0.17
8.20	7.78	0.42	8.20	10.53	2.33	8.20	7.77	0.43
7.80	8.90	1.10	7.80	9.72	1.92	7.80	6.90	0.90
13.00	11.24	1.76	13.00	11.04	1.96	13.00	10.18	2.81
9.30	8.82	0.48	9.30	10.04	0.74	9.30	8.45	0.85

Tablo B.2 Sarımsaklı Deresi (Baraj Girişi) veri kümesi YSA-EDBD modeli ÇO değerleri

4 GİRİŞ			5 GİRİŞ			6 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
9.00	10.20	1.20	9.00	11.49	2.49	9.00	10.53	1.53
9.80	10.89	1.08	9.80	8.06	1.74	9.80	10.95	1.15
11.80	10.82	0.98	11.80	10.83	0.97	11.80	11.15	0.64
11.00	11.60	0.60	11.00	11.20	0.20	11.00	10.89	0.11
12.40	9.45	2.95	12.40	10.28	2.11	12.40	10.86	1.53
8.20	10.89	2.68	8.20	7.16	1.04	8.20	7.36	0.84
9.00	10.78	1.77	9.00	10.02	1.02	9.00	7.48	1.52
8.90	10.07	1.17	8.90	11.61	2.71	8.90	7.38	1.52
8.80	11.37	2.57	8.80	10.42	1.62	8.80	11.39	2.59
8.80	9.90	1.10	8.80	10.65	1.85	8.80	10.47	1.67
7.10	7.34	0.24	7.10	8.19	1.09	7.10	8.63	1.53
8.80	10.63	1.83	8.80	6.91	1.89	8.80	7.32	1.48
9.50	11.01	1.51	9.50	8.60	0.90	9.50	6.75	2.75
13.00	10.53	2.47	13.00	11.76	1.24	13.00	11.10	1.90
9.00	9.97	0.93	9.00	11.99	2.99	9.00	10.82	1.82
10.60	9.03	1.57	10.60	11.07	0.47	10.60	10.52	0.08
8.80	8.09	0.70	8.80	8.94	0.14	8.80	11.41	2.61
8.20	6.53	1.67	8.20	6.83	1.37	8.20	9.70	1.50
10.10	11.46	1.36	10.10	12.66	2.56	10.10	8.06	2.04
10.10	12.46	2.36	10.10	12.99	2.89	10.10	8.11	1.99
9.40	11.64	2.24	9.40	10.97	1.57	9.40	10.98	1.58
10.40	12.44	2.04	10.40	11.82	1.42	10.40	9.94	0.46
7.70	10.00	2.30	7.70	9.19	2.49	7.70	7.54	0.16
7.60	7.23	0.37	7.60	8.21	0.61	7.60	8.12	0.52
8.40	9.28	0.88	8.40	8.11	0.29	8.40	9.03	0.63
10.00	12.83	2.83	10.00	12.03	2.03	10.00	7.45	2.55
11.20	10.63	0.57	11.20	10.46	0.74	11.20	10.80	0.40

Tablo B.3 Zamanlı Irmağı (Fraktin Develi) veri kümesi YSA-EDBD modeli ÇO değerleri

4 GİRİŞ			5 GİRİŞ			6 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.30	10.64	0.66	11.30	8.09	3.21	11.30	9.35	1.95
9.00	8.48	0.52	9.00	8.83	0.17	9.00	7.99	1.01
12.60	7.51	5.09	12.60	7.85	4.75	12.60	8.66	3.94
9.80	11.32	1.52	9.80	12.22	2.42	9.80	8.53	1.27
8.60	9.08	0.48	8.60	10.85	2.25	8.60	10.86	2.26
10.40	10.66	0.26	10.40	11.83	1.43	10.40	8.98	1.42
12.20	7.05	5.15	12.20	8.41	3.79	12.20	9.70	2.48
8.20	10.52	2.32	8.20	9.20	1.00	8.20	7.16	1.04
8.80	7.51	1.29	8.80	8.51	0.29	8.80	8.95	0.15
9.50	11.39	1.89	9.50	12.08	2.58	9.50	8.61	0.89
12.40	10.81	1.59	12.40	9.55	2.85	12.40	8.66	3.74
8.00	7.72	0.28	8.00	7.51	0.49	8.00	7.87	0.13
7.80	7.00	0.80	7.80	7.04	0.76	7.80	8.18	0.38
8.80	10.93	2.13	8.80	11.12	2.32	8.80	8.089	0.71
12.50	8.27	4.23	12.50	10.03	2.47	12.50	10.78	1.72
11.00	11.30	0.26	11.00	12.18	1.18	11.00	11.50	0.50
10.20	9.39	0.81	10.20	7.94	2.26	10.20	10.28	0.08
10.40	9.14	1.25	10.40	10.25	0.15	10.40	9.58	0.81
9.00	11.54	2.54	9.00	10.28	1.27	9.00	10.48	1.48
10.00	9.71	0.29	10.00	12.45	2.45	10.00	10.79	0.79

EK C: LM ile Eğitilmiş YSA Modelleri Sonuçları

Tablo C.1 Keykubat veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri

4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
13.40	11.68	1.72	13.40	11.82	1.58
8.00	8.84	0.84	8.00	9.85	1.85
12.80	11.28	1.52	12.80	11.56	1.24
9.10	10.68	1.58	9.10	8.29	0.81
12.60	10.83	1.77	12.60	10.94	1.66
7.20	8.35	1.15	7.20	8.26	1.06
9.80	9.25	0.55	9.80	8.58	1.22
14.70	12.83	1.87	14.70	12.99	1.71
14.00	12.34	1.66	14.00	13.68	0.32
7.80	9.28	1.48	7.80	9.28	1.48
8.20	9.43	1.23	8.20	8.32	0.12
8.40	9.24	0.84	8.40	8.53	0.13
9.90	8.84	1.06	9.90	9.10	0.80
13.00	11.20	1.80	13.00	12.80	0.20
10.90	10.19	0.71	10.90	10.21	0.69
11.20	10.33	0.87	11.20	11.60	0.40
8.40	9.07	0.67	8.40	8.93	0.53
8.80	9.04	0.24	8.80	8.31	0.49
7.80	9.32	1.52	7.80	8.94	1.14
11.50	11.20	0.30	11.50	12.60	1.10
13.00	11.99	1.01	13.00	13.48	0.48
11.00	10.10	0.90	11.00	10.64	0.36
8.00	9.53	1.53	8.00	8.30	0.30
5.40	7.33	1.93	5.40	7.21	1.81
10.40	8.72	1.68	10.40	9.28	1.12
10.00	8.28	1.72	10.00	11.29	1.29
10.20	10.88	0.68	10.2	11.53	1.33

Tablo C.2 Baraj Çıkışı veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri

4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.70	10.68	1.02	11.70	9.82	1.88
10.50	10.35	0.15	10.50	10.26	0.24
11.80	10.01	1.79	11.80	9.65	2.15
9.80	9.35	0.45	9.80	8.94	0.86
10.10	10.72	0.62	10.10	11.16	1.06
11.20	10.86	0.34	11.20	12.15	0.95
12.30	11.03	1.27	12.30	10.85	1.45
7.20	8.53	1.33	7.20	7.84	0.64
13.40	11.97	1.43	13.40	12.80	0.60
9.60	10.52	0.92	9.60	8.50	1.10
11.20	10.28	0.92	11.20	9.99	1.21
7.80	9.29	1.49	7.80	8.76	0.96
16.60	12.20	4.40	16.60	12.80	3.80
12.20	10.60	1.60	12.20	9.82	2.38
12.00	10.52	1.48	12.00	12.10	0.10
10.80	11.20	0.40	10.80	8.98	1.82
7.50	8.52	1.02	7.50	8.35	0.85
8.20	9.35	1.15	8.20	8.94	0.74
7.80	10.75	2.95	7.80	8.94	1.14
13.00	11.35	1.65	13.00	13.68	0.68
9.30	10.90	1.60	9.30	9.94	0.64

Tablo C.3 Bahçelik veri kümesi YSA modeli ÇO değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	YSA ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.70	10.56	1.14	11.70	10.68	1.02	11.70	10.87	0.83
9.70	10.97	1.27	9.70	10.20	0.50	9.70	8.55	1.15
10.00	9.88	0.12	10.00	8.83	1.17	10.00	6.72	3.28
12.60	11.52	1.08	12.60	11.20	1.40	12.60	12.24	0.36
9.20	10.27	1.07	9.20	10.53	1.33	9.20	10.28	1.08
8.40	9.75	1.35	8.40	9.80	1.40	8.40	8.28	0.12
7.60	9.08	1.48	7.60	9.35	1.75	7.60	5.96	1.64
9.40	10.64	1.24	9.40	9.84	0.44	9.40	6.03	3.37
11.30	9.91	1.39	11.30	11.17	0.13	11.30	9.78	1.52
11.80	10.28	1.52	11.80	10.41	1.39	11.80	12.24	0.44
10.80	11.90	1.10	10.80	10.21	0.59	10.80	11.28	0.48
9.40	8.89	0.51	9.40	10.38	0.98	9.40	7.94	1.46
8.80	10.71	1.91	8.80	9.15	0.35	8.80	7.62	1.18
9.10	10.07	0.97	9.10	11.05	1.95	9.10	7.39	1.71
10.00	9.07	0.93	10.00	9.44	0.56	10.00	8.03	1.97
11.00	10.97	0.03	11.00	10.55	0.45	11.00	11.21	0.21
8.40	10.28	1.88	8.40	9.80	1.40	8.40	10.62	2.22
9.60	10.06	0.46	9.60	8.94	0.66	9.60	7.58	2.02
9.00	8.90	0.10	9.00	9.36	0.36	9.00	6.64	2.36
9.20	9.80	0.60	9.20	11.06	1.86	9.20	7.73	1.47
11.00	9.58	1.42	11.00	11.20	0.20	11.00	10.46	0.54
12.00	10.71	1.29	12.00	10.11	1.89	12.00	11.55	0.45
11.40	10.71	0.69	11.40	10.24	1.16	11.40	11.28	0.12
11.40	10.71	0.69	11.40	10.63	0.77	11.40	9.98	1.42
9.00	9.83	0.83	9.00	9.35	0.35	9.00	6.30	2.70
9.20	8.87	0.33	9.20	9.63	0.43	9.20	6.37	2.83
9.80	9.07	0.73	9.80	10.20	0.40	9.80	10.46	0.66
12.00	10.97	1.03	12.00	11.68	0.32	12.00	10.87	1.13
9.40	9.23	0.17	9.40	10.93	1.53	9.40	10.60	1.20

EK D: Regresyon Sonuçları

Tablo D.1 Baraj Girişi veri kümesi regresyon ÇO değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
9.00	9.63	0.63	9.00	10.00	1.00	9.00	8.69	0.31
9.80	9.76	0.04	9.80	9.64	0.16	9.80	6.92	2.88
11.80	9.66	2.14	11.80	10.14	1.66	11.80	10.40	1.40
11.00	9.75	1.25	11.00	9.78	1.22	11.00	8.42	2.58
12.40	9.38	3.02	12.40	9.62	2.78	12.40	7.46	4.94
8.20	9.79	1.59	8.20	9.46	1.26	8.20	7.19	1.01
9.00	9.69	0.69	9.00	9.37	0.37	9.00	7.60	1.40
8.90	9.72	0.82	8.90	9.23	0.33	8.90	8.97	0.07
8.80	9.56	0.76	8.80	10.06	1.26	8.80	9.71	0.91
8.80	10.00	0.93	8.80	9.96	1.16	8.80	9.78	0.98
7.10	9.57	2.47	7.10	9.53	2.43	7.10	7.12	0.02
8.80	9.70	0.90	8.80	9.34	0.54	8.80	6.16	2.64
9.50	9.65	0.15	9.50	9.30	0.20	9.50	6.91	2.59
13.00	9.23	3.77	13.00	9.53	3.47	13.00	11.01	1.99
9.00	9.66	0.66	9.00	9.86	0.86	9.00	8.35	0.65
10.60	9.62	0.98	10.60	10.03	0.57	10.60	10.46	0.14
8.80	9.64	0.84	8.80	9.57	0.77	8.80	7.46	1.34
8.20	9.72	1.52	8.20	9.36	1.16	8.20	5.82	2.38
10.10	9.68	0.42	10.10	9.36	0.74	10.10	8.28	1.82
10.10	9.63	0.47	10.10	9.35	0.75	10.10	10.33	0.23
9.40	9.71	0.31	9.40	10.00	0.60	9.40	8.01	1.39
10.40	9.63	0.77	10.40	10.02	0.38	10.40	9.09	1.31
7.70	9.58	1.88	7.70	9.64	1.94	7.70	6.09	1.61
7.60	9.66	2.06	7.60	9.45	1.85	7.60	6.16	1.44
8.40	9.55	1.15	8.40	9.21	0.81	8.40	5.55	2.85
10.00	9.64	0.36	10.00	9.25	0.75	10.00	9.31	0.69
11.20	9.70	1.50	11.20	10.08	1.12	11.20	10.26	0.94

Tablo D.2 Fraktin veri kümesi regresyon ÇO değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.30	9.88	1.42	11.30	10.25	1.05	11.30	10.94	0.36
9.00	9.17	0.17	9.00	9.54	0.54	9.00	7.26	1.74
12.60	11.20	1.40	12.60	10.39	2.21	12.60	11.96	0.64
9.80	10.99	1.19	9.80	9.83	0.03	9.80	9.17	0.63
8.60	8.85	0.25	8.60	9.11	0.51	8.60	3.64	4.96
10.40	9.00	1.40	10.40	9.45	0.95	10.40	10.33	0.07
12.20	10.42	1.78	12.20	10.37	1.83	12.20	11.62	0.58
8.20	9.98	1.78	8.20	9.63	1.43	8.20	7.12	1.08
8.80	8.82	0.02	8.80	9.13	0.33	8.80	4.32	4.48
9.50	9.25	0.25	9.50	9.38	0.12	9.50	9.99	0.49
12.40	10.18	2.22	12.40	10.32	2.08	12.40	11.96	0.44
8.00	9.27	1.27	8.00	9.47	1.47	8.00	5.76	2.24
7.80	9.13	1.33	7.80	9.41	1.61	7.80	6.02	1.78
8.80	9.23	0.43	8.80	9.40	0.60	8.80	9.65	0.85
12.50	10.95	1.55	12.50	10.41	2.09	12.50	11.62	0.88
11.00	10.17	0.83	11.00	9.86	1.14	11.00	7.80	3.20
10.20	8.67	1.53	10.20	9.24	0.96	10.20	4.66	5.54
10.40	8.95	1.45	10.40	9.57	0.83	10.40	11.15	0.75
9.00	10.32	1.32	9.00	10.20	1.20	9.00	9.85	0.85
10.00	10.23	0.23	10.00	10.08	0.08	10.00	9.92	0.08

Tablo D.3 Gülşehir veri kümesi regresyon ÇO değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
12.00	10.71	1.29	12.00	9.58	2.42	12.00	6.64	5.36
8.20	36.31	28.11	8.20	9.68	1.48	8.20	7.05	1.15
12.20	16.13	3.93	12.20	9.52	2.68	12.20	6.78	5.42
10.20	11.47	1.27	10.20	8.95	1.25	10.20	2.41	7.79
7.90	9.06	1.16	7.90	9.10	1.20	7.90	6.30	1.60
10.40	19.16	8.76	10.40	9.96	0.44	10.40	9.44	0.96
8.80	13.96	5.16	8.80	9.23	0.43	8.80	5.42	3.38
8.20	9.44	1.24	8.20	8.87	0.67	8.20	3.10	5.10
8.70	17.77	9.07	8.70	9.10	0.40	8.70	6.65	2.05
10.40	12.32	1.92	10.40	9.92	0.48	10.40	9.44	0.96
8.60	22.75	14.15	8.60	9.73	1.13	8.60	8.48	0.12
6.20	8.98	2.78	6.20	9.01	2.81	6.20	2.41	3.79
8.90	9.78	0.88	8.90	9.17	0.27	8.90	7.67	1.23
9.20	9.89	0.69	9.20	9.90	0.70	9.20	8.07	1.13
6.90	13.38	6.48	6.90	9.45	2.55	6.90	4.73	2.17
7.80	9.18	1.38	7.80	9.01	1.21	7.80	2.75	5.05
9.00	9.15	0.15	9.00	9.03	0.03	9.00	6.85	2.15

Tablo D.4 Bahçelik veri kümesi regresyon ÇO değerleri

5 GİRİŞ			4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.70	9.92	1.78	11.70	10.27	1.43	11.70	10.87	0.83
9.70	10.63	0.93	9.70	9.91	0.21	9.70	8.55	1.15
10.00	9.08	0.92	10.00	9.43	0.57	10.00	6.72	3.28
12.60	10.18	2.42	12.60	10.43	2.17	12.60	12.24	0.36
9.20	10.31	1.11	9.20	10.16	0.96	9.20	11.28	2.08
8.40	10.38	1.98	8.40	9.70	1.30	8.40	8.28	0.12
7.60	9.66	2.06	7.60	9.33	1.73	7.60	5.96	1.64
9.40	8.84	0.56	9.40	9.30	0.10	9.40	6.03	3.37
11.30	9.07	2.23	11.30	9.38	1.92	11.30	9.78	1.52
11.80	10.72	1.08	11.80	10.37	1.43	11.80	12.24	0.44
10.80	10.05	0.75	10.80	10.24	0.56	10.80	11.28	0.48
9.40	9.21	0.19	9.40	9.70	0.30	9.40	7.94	1.46
8.80	11.72	2.92	8.80	9.27	0.47	8.80	5.62	3.18
9.10	9.05	0.05	9.10	9.40	0.30	9.10	7.39	1.71
10.00	9.26	0.74	10.00	8.99	1.02	10.00	6.03	3.97
11.00	10.83	0.17	11.00	10.34	0.66	11.00	11.21	0.21
8.40	10.43	2.03	8.40	10.23	1.83	8.40	11.62	3.22
9.60	9.37	0.23	9.60	9.54	0.06	9.60	6.58	3.02
9.00	9.41	0.41	9.00	9.47	0.47	9.00	6.64	2.36
9.20	10.03	0.83	9.20	9.47	0.27	9.20	7.73	1.47
11.00	9.63	1.37	11.00	9.52	1.48	11.00	10.46	0.54
12.00	11.70	0.30	12.00	10.50	1.50	12.00	11.55	0.45
11.40	11.72	0.32	11.40	10.30	1.10	11.40	11.28	0.12
11.40	11.00	0.40	11.40	10.07	1.33	11.40	9.98	1.42
9.00	8.87	0.13	9.00	9.58	0.58	9.00	6.30	2.70
9.20	9.05	0.15	9.20	9.37	0.17	9.20	6.37	2.83
9.80	9.50	0.30	9.80	9.50	0.30	9.80	10.46	0.66
12.00	11.07	0.93	12.00	10.33	1.67	12.00	10.87	1.13
9.40	10.09	0.69	9.40	10.10	0.70	9.40	10.60	1.20

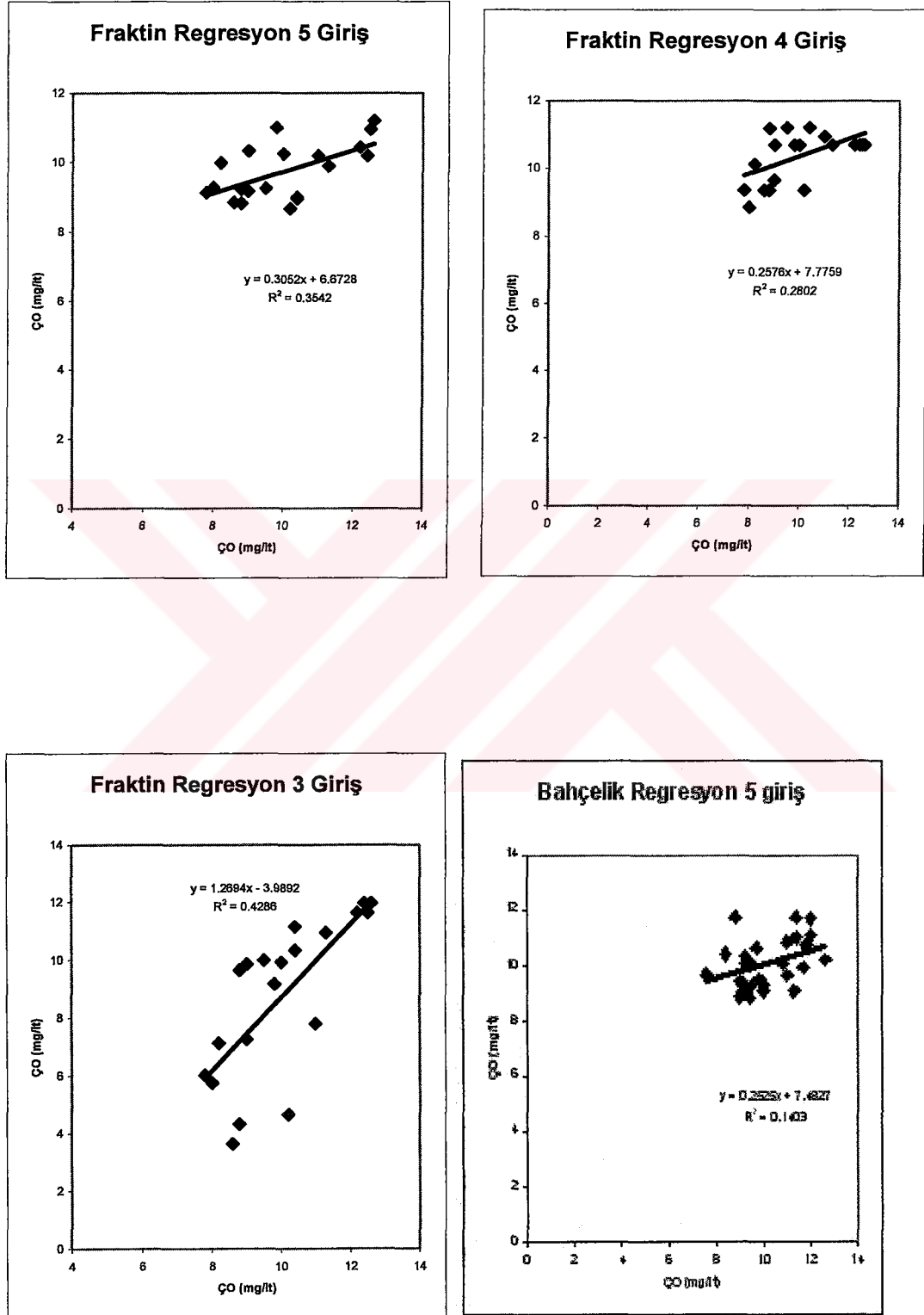
Tablo D.5 Baraj Çıkışı veri kümesi regresyon ÇO değerleri

4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
11.70	10.05	1.65	11.70	10.19	1.51
10.50	9.86	0.64	10.50	8.42	2.08
11.80	9.59	2.21	11.80	6.98	4.82
9.80	9.21	0.59	9.80	4.87	4.93
10.10	9.35	0.75	10.10	9.85	0.25
11.20	10.31	0.89	11.20	11.82	0.62
12.30	9.79	2.51	12.30	9.37	2.93
7.20	9.09	1.89	7.20	4.53	2.67
13.40	9.67	3.73	13.40	12.24	1.16
9.60	10.11	0.51	9.60	10.46	0.86
11.20	9.86	1.34	11.20	9.37	1.83
7.80	8.80	1.00	7.80	6.93	0.87
16.60	9.43	7.17	16.60	10.87	5.73
12.20	10.06	2.14	12.20	9.37	2.83
12.00	10.20	1.80	12.00	10.80	1.20
10.80	9.97	0.83	10.80	9.16	1.64
7.50	9.55	2.05	7.50	7.53	0.03
8.20	9.16	0.96	8.20	5.21	2.99
7.80	9.25	1.45	7.80	9.31	1.51
13.00	10.38	2.62	13.00	12.10	0.90
9.30	9.87	0.57	9.30	9.24	0.06

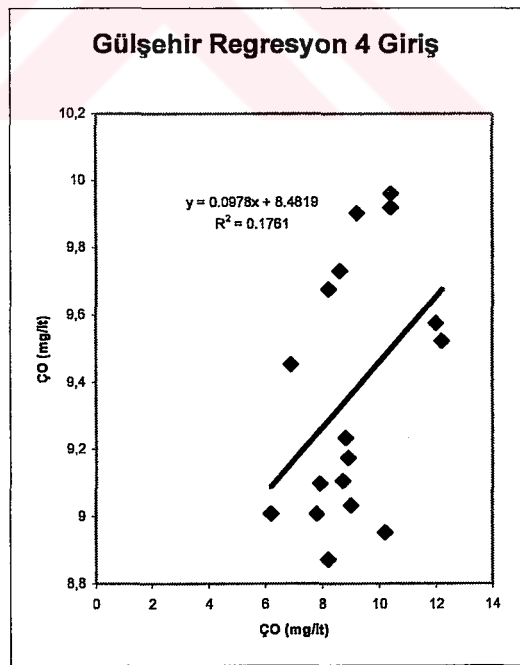
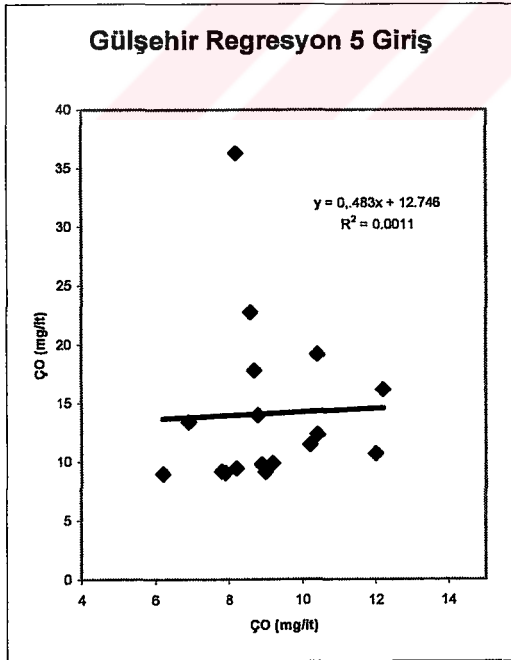
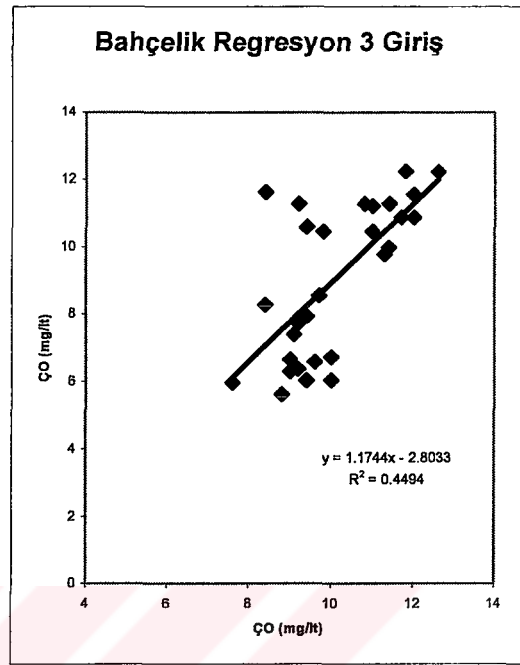
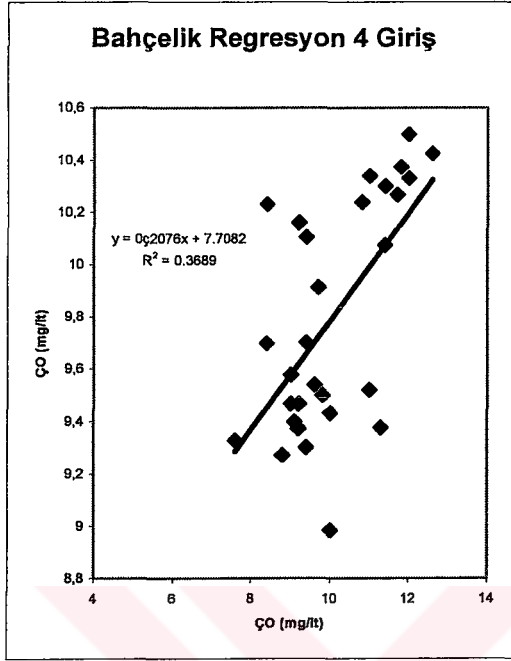
Tablo D.6 Keykubat veri kümesi regresyon ÇO değerleri

4 GİRİŞ			3 GİRİŞ		
Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)	Ölçülen ÇO (mg/L)	Regresyon ÇO (mg/L)	Mutlak Hata (mg/L)
13.40	9.94	3.46	13.40	9.03	4.37
8.00	9.72	1.72	8.00	7.94	0.06
12.80	10.18	2.62	12.80	11.08	1.72
9.10	9.86	0.76	9.10	9.10	0.00
12.60	9.45	3.15	12.60	6.10	6.50
7.20	9.35	2.15	7.20	6.16	1.04
9.80	9.38	0.42	9.80	7.59	2.21
14.70	9.50	5.20	14.70	11.69	3.01
14.00	10.29	3.71	14.00	12.10	1.90
7.80	10.08	2.28	7.80	10.80	3.00
8.20	9.33	1.13	8.20	5.07	3.13
8.40	8.98	0.58	8.40	3.10	5.30
9.90	9.12	0.78	9.90	5.21	4.69
13.00	9.64	3.36	13.00	12.37	0.63
10.90	10.15	0.75	10.90	11.08	0.18
11.20	10.06	1.14	11.20	10.80	0.40
8.40	9.53	1.13	8.40	7.12	1.28
8.80	9.07	0.27	8.80	3.44	5.36
7.80	9.30	1.50	7.80	7.60	0.20
11.50	9.43	2.07	11.50	11.35	0.15
13.00	10.27	2.73	13.00	11.42	1.58
11.00	10.12	0.88	11.00	10.46	0.54
8.00	9.62	1.62	8.00	6.09	1.91
5.40	9.40	4.00	5.40	5.48	0.08
10.40	9.13	1.27	10.40	5.55	4.85
10.00	9.50	0.50	10.00	10.67	0.67
10.20	10.30	0.10	10.20	11.62	1.42

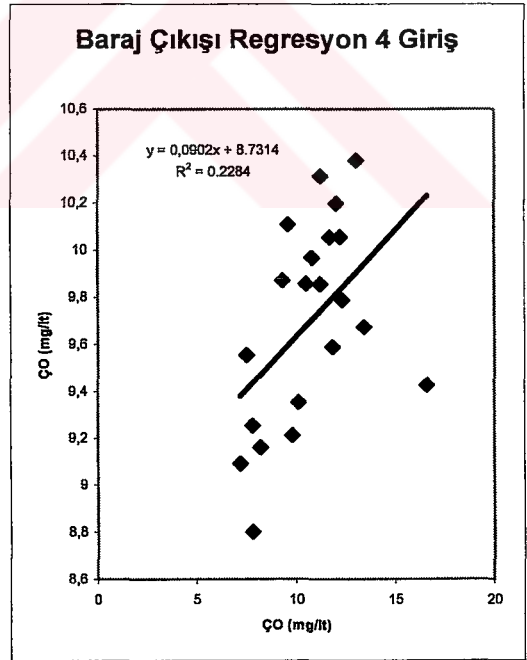
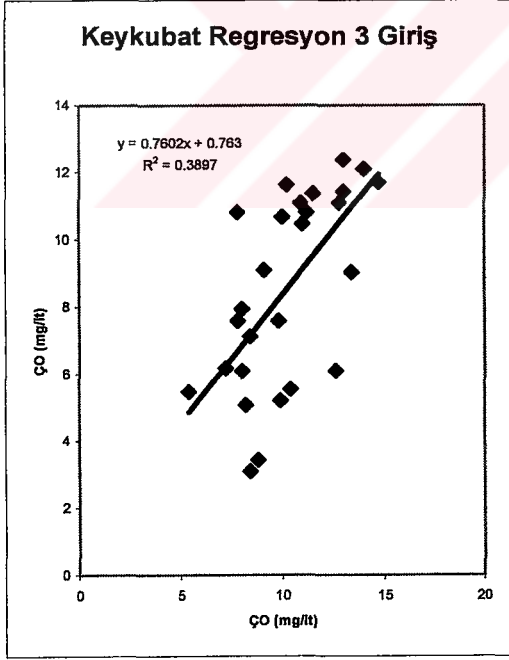
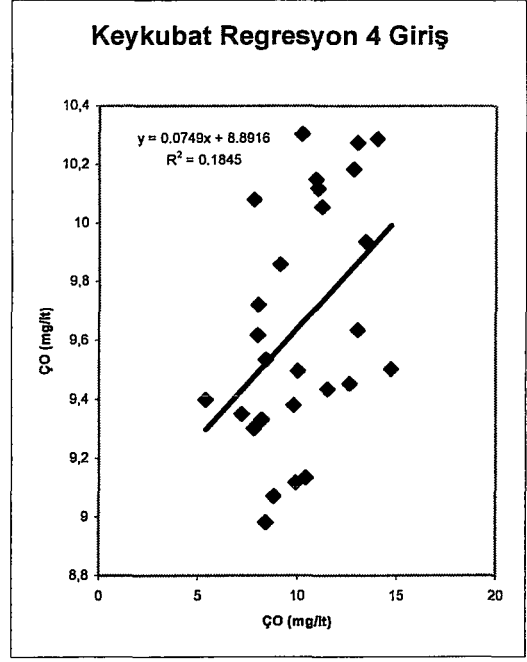
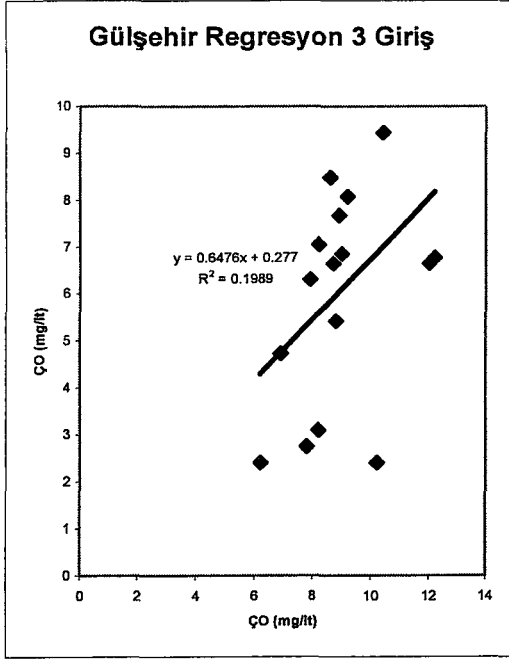
Ek E: YSA ve Regresyon analizi R^2 grafikleri



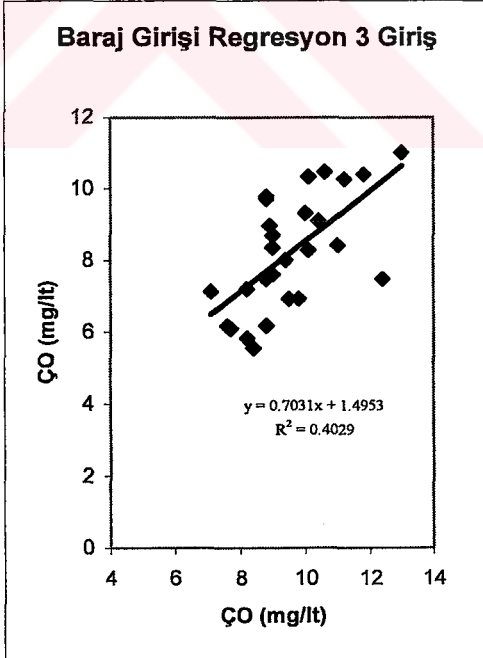
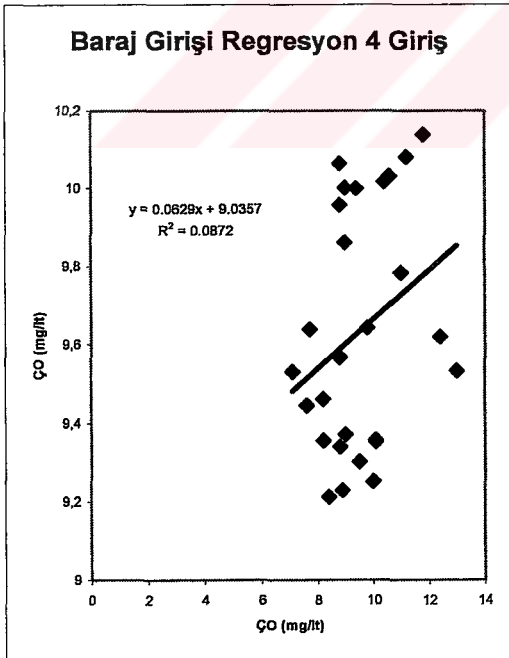
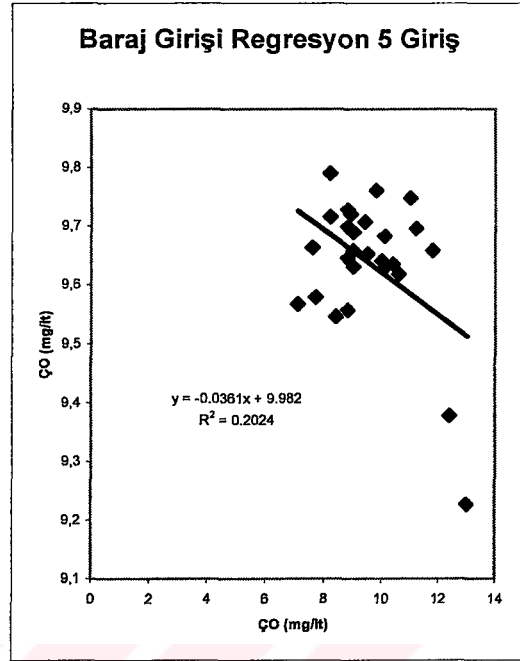
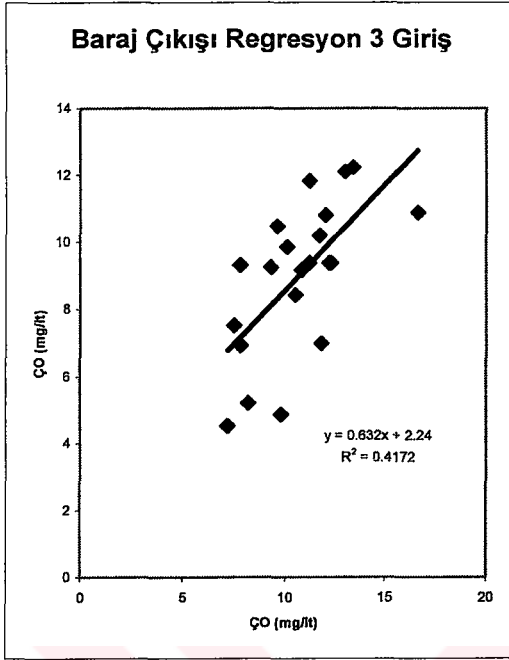
Şekil E.1 Regresyon analizi R^2 grafikleri



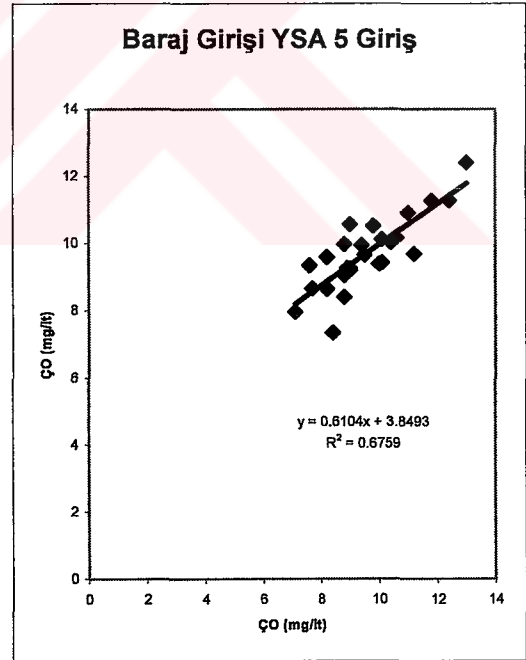
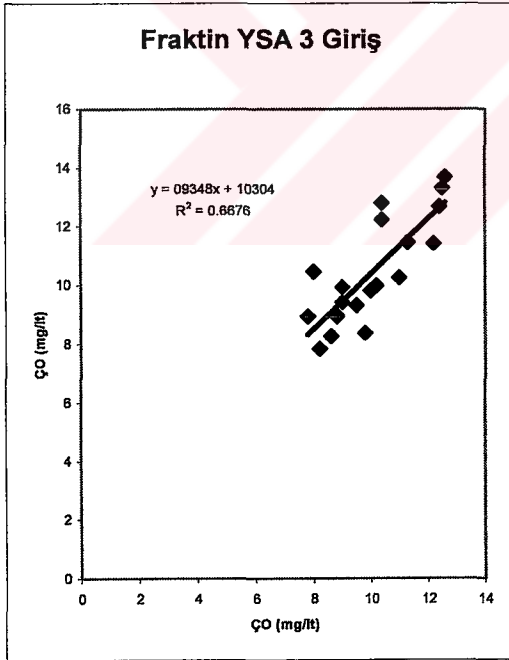
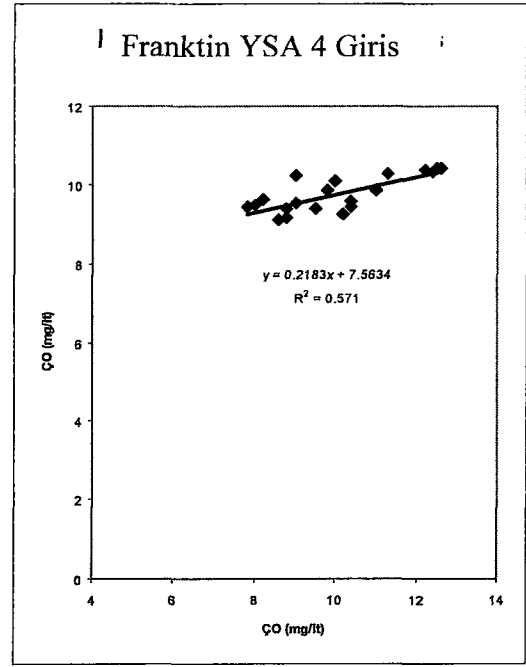
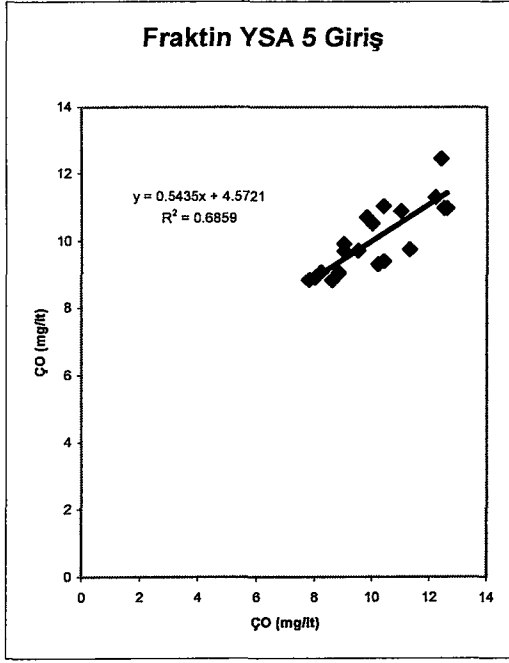
Şekil E.2 Regresyon analizi R^2 grafikleri



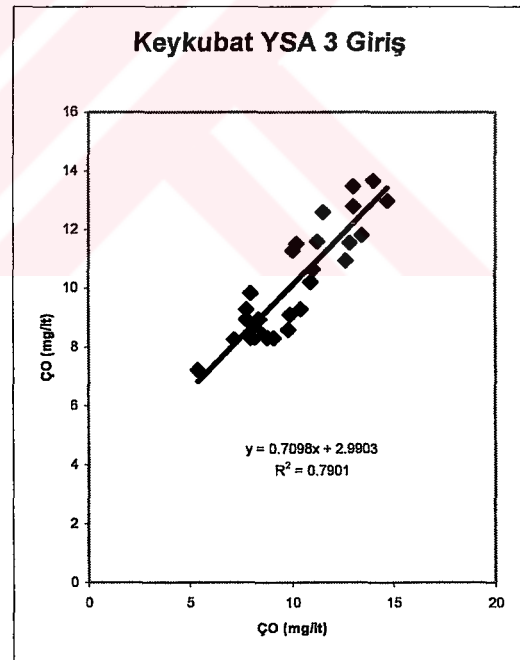
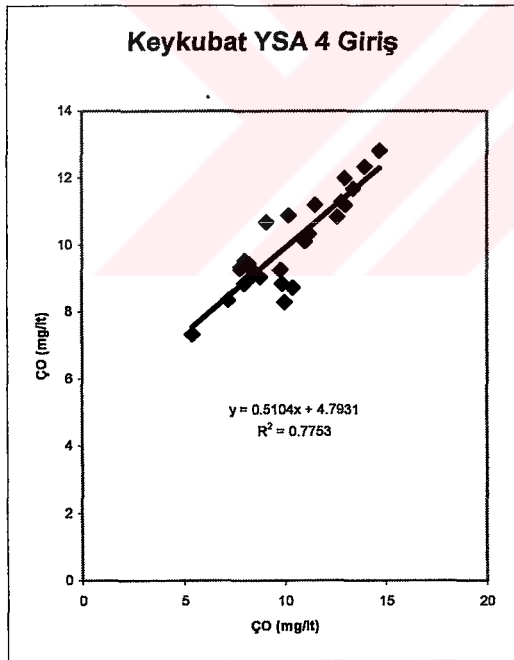
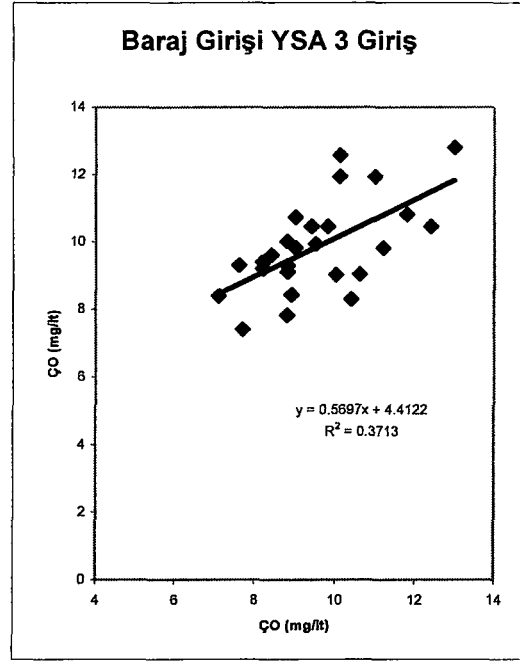
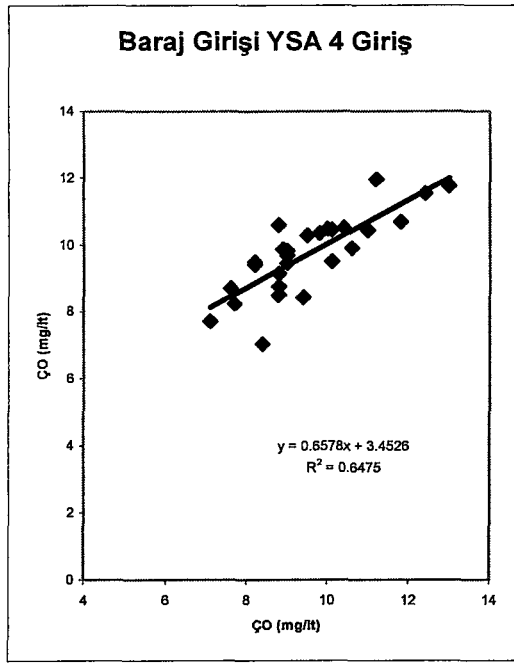
Şekil E.3 Regresyon analizi R^2 grafikleri



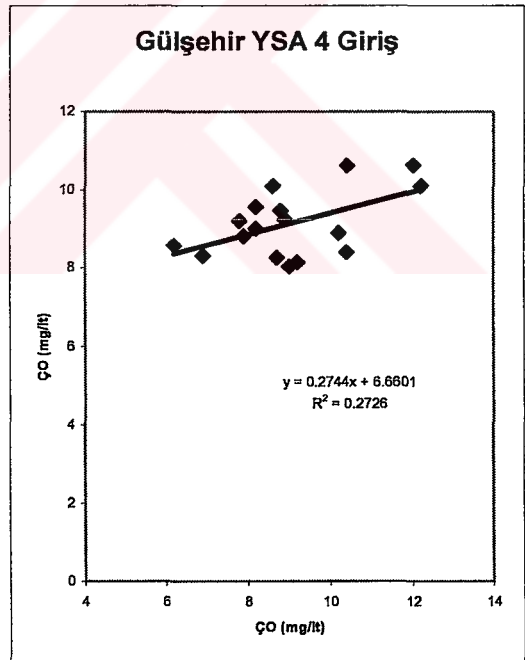
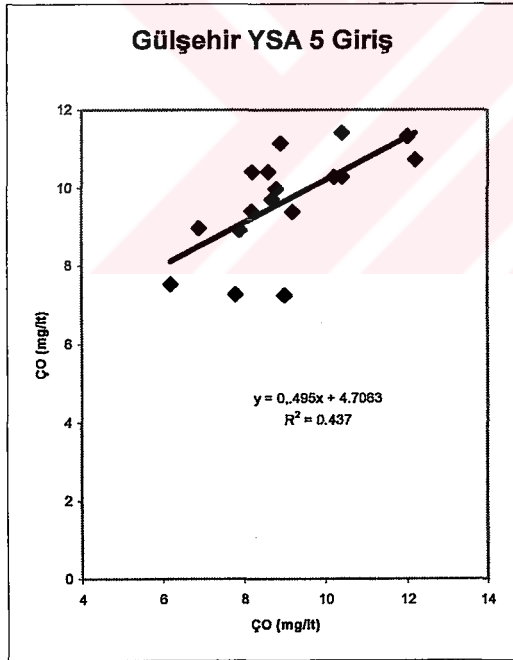
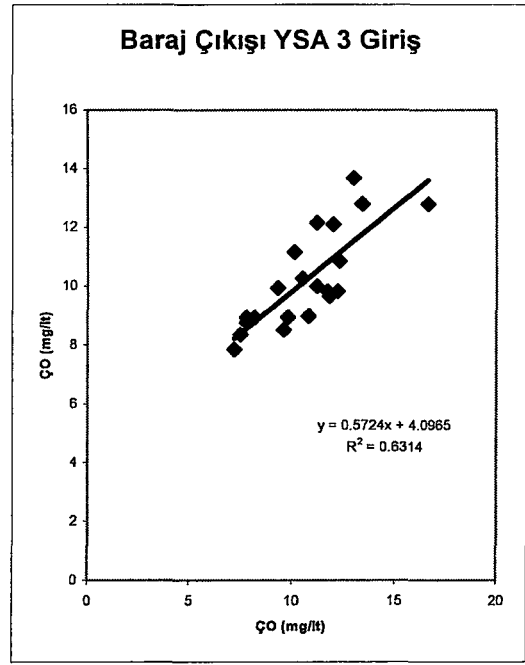
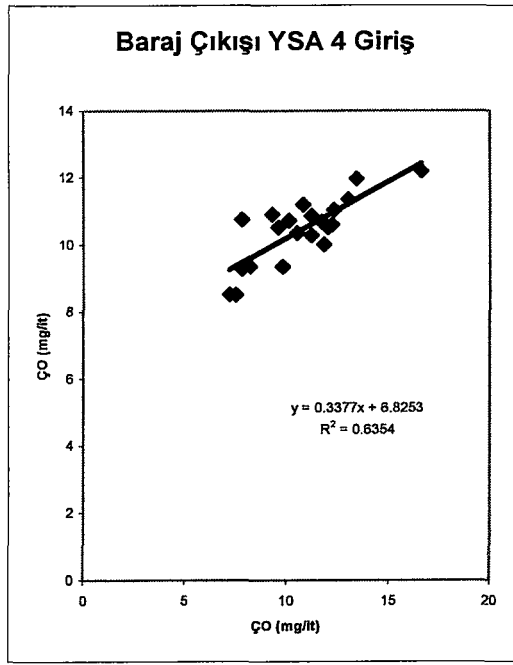
Şekil E.4 Regresyon analizi R^2 grafikleri



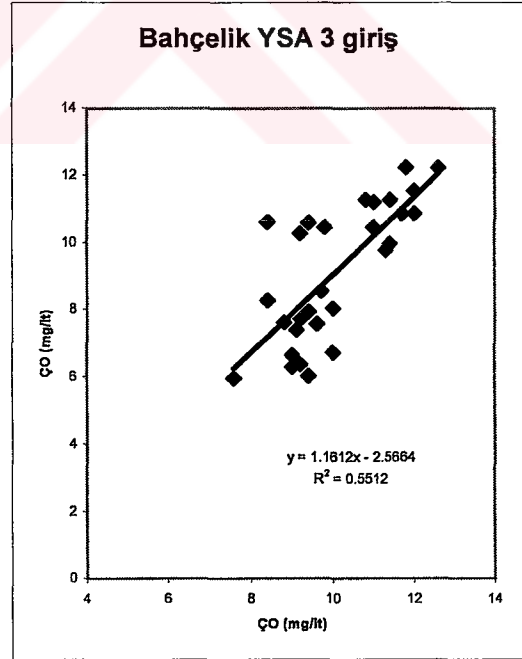
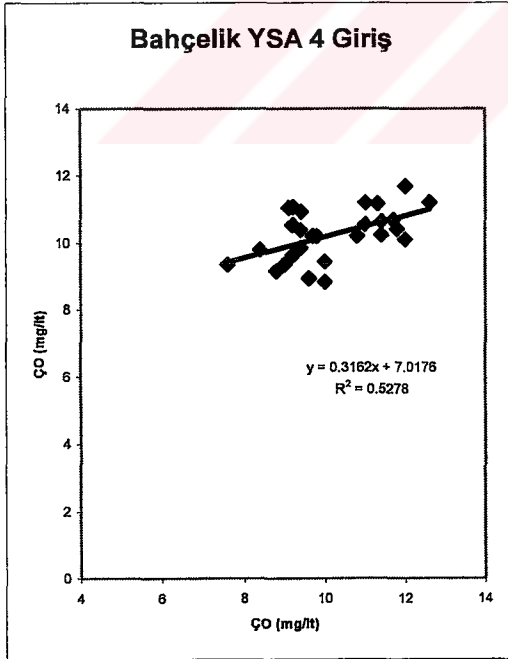
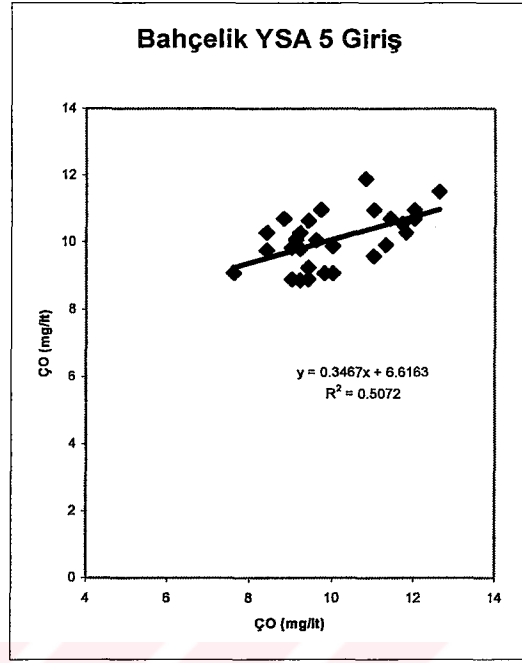
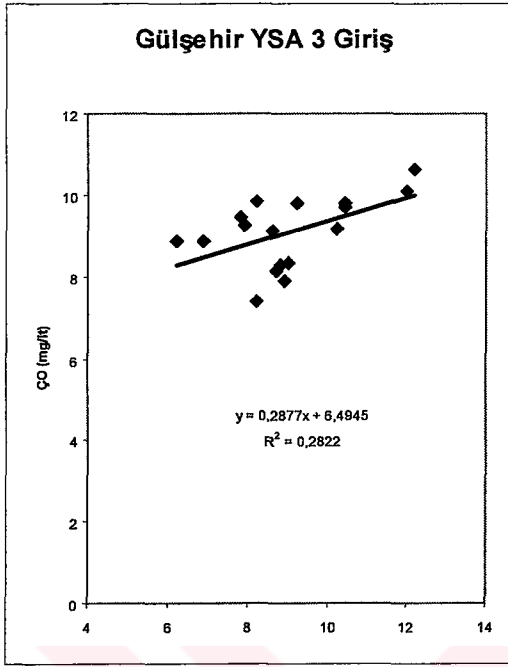
Şekil E.5 YSA analizi R^2 grafikleri



Şekil E.6 YSA analizi R^2 grafikleri



Şekil E.7 YSA analizi R^2 grafikleri



Şekil E.8 YSA analizi R^2 grafikleri

Ek F: Kızılırmak Havzası ve Ölçüm Yapılan İstasyonlar



ÖZGEÇMİŞ

1970 Yılında Kayseri doğumludur. İlköğrenimini 1981 yılında Aydınlikevler İlkokulu'nda, orta öğrenimini 1984'de Aydınlikevler Ortaokulunda, Lise öğrenimini ise 1987'de Kayseri Merkez Endüstri Meslek Lisesi'nde tamamladı. Aynı yıl İstanbul Teknik Üniversitesi İnşaat Fakültesi Çevre Mühendisliği Bölümü'nü kazandı. 1991 yılında Bölüm 2. olarak mezun oldu. 1995 yılında İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Çevre Mühendisliği Programında Yüksek Lisans öğrenimine başladı. 1997 yılında Yüksek Lisans Programını tamamlayarak, aynı bölümde Doktora Programına başlamıştır. 1994 yılından beri Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi İnşaat Mühendisliği Bölümü Hidrolik Anabilim Dalı'nda araştırma görevlisi olarak çalışmaktadır.