



T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
BİLİMSEL ARAŞTIRMA PROJELERİ
KOORDİNASYON BİRİMİ



**YEŞİLIRMAK HAVZASI SU KALİTESİ PARAMETRELERİNİN
YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİYLE MODELLENMESİ**

FYL-2017-7302

Bilimsel Araştırma Projesi

SONUÇ RAPORU

Proje Yürütücüsü:
Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU
İnşaat Mühendisliği Bölümü

Muhammet ALTUNTAŞ
İnşaat Mühendisliği Bölümü

Şubat 2018

KAYSERİ



**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**YEŞİLIRMAK HAVZASI SU KALİTESİ PARAMETRELERİNİN
YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİYLE MODELLENMESİ**

**Hazırlayan
Muhammet ALTUNTAŞ**

**Danışman
Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU**

Yüksek Lisans Tezi

**Şubat 2018
KAYSERİ**



Edited with the trial version of
Foxit Advanced PDF Editor

To remove this notice, visit:
www.foxitsoftware.com/shopping



**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**YEŞİLIRMAK HAVZASI SU KALİTESİ PARAMETRELERİNİN
YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİYLE MODELLENMESİ
(Yüksek Lisans Tezi)**

**Hazırlayan
Muhammet ALTUNTAŞ**

**Danışman
Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU**

**Bu çalışma; Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri
Birimi tarafından FYL-2017-7302 kodlu proje ile
desteklenmiştir.**

**Şubat 2018
KAYSERİ**



BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.

Adı - Soyadı: Muhammet ALTUNTAŞ

İmza :



YÖNERGEYE UYGUNLUK

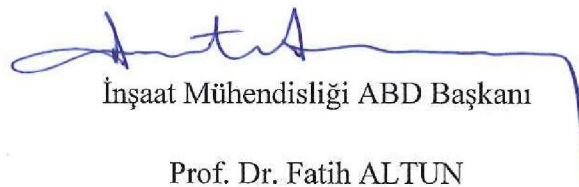
“Yeşilırmak Havzası Su Kalitesi Parametrelerinin Yapay Zekâ Teknikleriyle Modellenmesi” adlı Yüksek Lisans tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ne uygun olarak hazırlanmıştır.


Tezi Hazırlayan

Öğr. Gör. Muhammet ALTUNTAŞ


Danışman

Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU


İnşaat Mühendisliği ABD Başkanı
Prof. Dr. Fatih ALTUN



KABUL / ONAY

Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU danışmanlığında **Muhammet ALTUNTAŞ** tarafından hazırlanan “**Yeşilırmak Havzası Su Kalitesi Parametrelerinin Yapay Zekâ Teknikleriyle Modellenmesi**” adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

07 / 02 /2018

(Tez Savunma Sınav Tarihi)

JÜRİ:

Danışman : Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU
Üye : Prof. Dr. Tefaruk HAKTANIR
Üye : Yrd. Doç. Dr. Alper AYDEMİR

.....
.....
.....

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 13/02/2018 2018/08-16
sayılı kararı ile onaylanmıştır.

.....
13 / 02 / 2018

Prof. Dr. Mehmet AKKURT

Enstitü Müdürü



TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın gerçekleştirilmesinde, değerli bilgilerini benimle paylaşan, kendisine ne zaman danışsam bana kıymetli zamanını ayırıp sabırla ve büyük bir ilgiyle bana faydalı olabilmek için elinden gelenin fazlasını sunan, her sorun yaşadığımda yanına çekinmeden gidebildiğim, güler yüzünü ve samimiyetini benden esirgemeyen ve gelecekte mesleki hayatımda da bana verdiği değerli bilgilerden faydalanacağımı düşündüğüm kıymetli hocalarım Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU ve Prof. Dr. Tefaruk HAKTANIR' a ve yüksek lisans eğitimim sırasında bana vermiş oldukları profesyonel desteklerinden dolayı Doç. Dr. Bekir AKTAŞ' a şükranlarımı arz ederim.

Bu tez çalışmasına maddi destek veren Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne (Proje No: FYL-2017-7302) teşekkür ederim.

Ayrıca benden hiçbir zaman desteğini esirgemeyen çok değerli aileme ve desteklerinden ve sabırlarından ötürü her zaman yanımda olan eşim Ayşe Kübra ALTUNTAŞ' a sonsuz teşekkürler.

Muhammet ALTUNTAŞ

Kayseri, Şubat 2018

YEŞİLIRMAK HAVZASI SU KALİTESİ PARAMETRELERİNİN YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİYLE MODELLENMESİ

Muhammet ALTUNTAŞ

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi, Şubat 2018

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU

ÖZET

Doğrusal olmayan su kalitesi parametrelerinin modellenmesi için matematiksel denklemlerin yanı sıra yapay zekâ tekniklerinin kullanılması da ulusal ve uluslararası birçok çalışmada mevcuttur. Bu çalışmada çok katmanlı yapay sinir ağı (ÇKYSA) ve uyarlamalı bulanık sinir ağı çıkarım sistemi (ANFIS) kullanılmıştır. Yeşilirmak Havzasında yer alan yirmi farklı gözlem istasyonuna ait 1995 – 2015 yılları arasındaki yirmi yıllık şubat, nisan, haziran, ağustos ve kasım aylarındaki ölçülmüş su kalitesi verileri ile çözünmüş oksijen konsantrasyonunun modellenmesi yapılmıştır. Devlet Su İşleri’nden alınan modelleme verileri sıcaklık (T), elektriksel iletkenlik (Eİ), bulanıklık (TH), çözünmüş katı madde miktarı (TDS), pH, aylar ve çözünmüş oksijen (ÇO) değişkenleridir.

Her iki yöntemle bir değişkenden beş değişkene kadar pek çok kombinasyon ile denemeler yapılmıştır. ANFIS metodu ile yapılan analizler sonucunda en iyi model T-Eİ-TH-Aylar bağımsız değişkenlerinde ÇKYSA metodu ile yapılan analizler sonucunda ise en iyi model T-Eİ-Aylar bağımsız değişkenlerinde ortaya çıkmıştır. ANFIS ve ÇKYSA metotlarıyla ÇO konsantrasyonu tahmini için determinasyon katsayılarının 0.7’ den küçük olması istenen düzeyde bir tahmin yapılamadığını göstermektedir. Her iki metotla elde edilen analiz sonuçlarına göre birbirine çok yakın değerler elde edilmiş olup ANFIS ve ÇKYSA metotlarının birbirlerine karşı üstünlüklerinin olmadığı gözlenmiştir.

Anahtar kelimeler: su kalitesi, yapay zekâ, çözünmüş oksijen

MODELING WATER QUALITY PARAMETERS OF YEŞİLIRMAK BASIN BY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

Muhammet ALTUNTAŞ

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

Civil Engineering Department

Master Thesis, February 2018

Thesis Supervisor: Asst. Prof. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU

SUMMARY

Along with mathematical schemes, usage of artificial intelligence techniques for modeling non-linear water quality parameters is also a widespread application both in national and international studies. In this study, a multilayer artificial neural network approach and an adaptive fuzzy artificial neural network extraction system are used for this purpose. Monthly data of relevant variables for the months of February, April, June, August, and November at 20 gaging stations on the Yeşilırmak Basin over the 20-year period of 1995 – 2015 have been obtained from the General Directorate of State Water Works. The objective has been to estimate the dissolved oxygen concentration as a function of temperature, electrical conductivity, turbidity, amount of dissolved solids, pH, calendar month, and dissolved oxygen.

Various combinations from one to five potential explanatory variables have been tried. The best combination of explanatory variables with the first model turns out to be temperature, electrical conductivity, turbidity, and months, while the most significant combination becomes temperature, electrical conductivity, turbidity, and pH with the second model. The determination coefficients of both models are about 0.7, meaning both models have been able to define the dissolved oxygen concentration with moderate accuracy. The estimation powers of both models have turned out to be close to each other and none has become superior to the other.

Key words: water quality, artificial intelligence, dissolved oxygen

İÇİNDEKİLER

YEŞİLIRMAK HAVZASI SU KALİTESİ PARAMETRELERİNİN YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİYLE MODELLENMESİ

	<u>Sayfa</u>
BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK SAYFASI	ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI	iii
KABUL VE ONAY SAYFASI	iv
TEŞEKKÜR	v
ÖZET	vi
ABSTRACT	vii
İÇİNDEKİLER	viii
KISALTMALAR VE SİMGELER	xi
TABLolar LİSTESİ	xiii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xv
GİRİŞ	1

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER

1.1. Dünyadaki Su Varlığı.....	3
1.2. Türkiye’deki Su Varlığı	4
1.3. Suyun Önemi.....	5
1.4. Su Kalitesi Parametrelerinin Önemi	5
1.5. Yapay Zekâ Tekniklerinin ve Modellemelerin Önemi.....	6
1.6. Su Kalitesi Parametreleri.....	6
1.6.1. Fiziksel Parametreler	6

1.6.2. Kimyasal Parametreler	8
1.6.3. Biyolojik Parametreler	11
1.6.4. Ağır Metaller	11

2. BÖLÜM

LİTERATÜR ÇALIŞMALARI

Literatür Çalışmaları.....	13
----------------------------	----

3. BÖLÜM

MATERYAL ve YÖNTEM

3.1. Materyal	20
3.2. Yeşilirmak Havzası	20
3.3. Yapay Sinir Ağları	22
3.3.1. Yapay Sinir Ağlarına Giriş	22
3.3.2. Yapay Sinir Ağlarının Tarihçesi	22
3.3.3. Yapay Sinir Ağlarının Çalışma Prensipleri	23
3.3.4. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları	23
3.3.5. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları ve Dezavantajları.....	24
3.3.6. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı ve Temel Bileşenleri	24
3.3.7. Yapay Sinir Ağları ve Biyolojik Sinir Sistemi Benzerliği.....	26
3.3.8. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması.....	27
3.4. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA).....	30
3.5. Bulanık Mantık	33
3.5.1. Bulanık Mantığın Uygulama Alanları	34
3.5.2. Bulanık Mantığın Avantajları ve Dezavantajları.....	34
3.5.3. Bulanık Küme Kavramı	34
3.6. Uyarlamalı Bulanık Yapay Sinir Ağı Çıkarım Sistemi (ANFIS).....	35
3.6.1. ANFIS' in Mimari Yapısı ve İşleyişi	35
3.7. Modellerin Karşılaştırma Kriterleri.....	37

4. BÖLÜM

YAPILAN ÇALIŞMALAR ve BULGULAR

4.1. Uyarlamalı Bulanık Yapay Sinir Ağı Çıkarım Sistemi (ANFIS) Analiz	
Değerleri	41
4.2. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA) Analiz Değerleri	49
4.3. ANFIS ve ÇKYSA İle Elde Edilen Modellemelerin Karşılaştırılması.....	57

5. BÖLÜM

SONUÇLAR ve ÖNERİLER

Sonuçlar ve Öneriler	59
-----------------------------------	-----------

KAYNAKLAR.....	61
-----------------------	-----------

ÖZGEÇMİŞ	63
-----------------------	-----------

KISALTMALAR VE SİMGELER

<u>Sembol</u>	<u>Anlamı</u>	<u>Birimi</u>
A_{ij}	i-j tabakaları arasındaki ağırlıklar kümesi	
AKM	Askıda katı madde	mg / L
Al	Alüminyum	$\mu\text{g} / \text{L}$
ANFIS	Uyarlamalı bulanık yapay sinir ağı çıkarım sistemi	
As	Arsenik	$\mu\text{g} / \text{L}$
BOİ	Biyolojik oksijen ihtiyacı	mg / L
B	Bor	mg / L
c_i	Öncül kümesini oluşturan parametre	
Ca^{+2}	Kalsiyum iyonu	mg / L
Cd	Kadmiyum	$\mu\text{g} / \text{L}$
Cl^-	Klorür iyonu	mg / L
CN^-	Siyanür iyonu	$\mu\text{g} / \text{L}$
ÇKYSA	Çok katmanlı yapay sinir ağı	
ÇLR	Çoklu lineer regresyon	
ÇO	Çözünmüş oksijen	mg O_2 / L
ζ_{pi}	p örneği için i tabakasının çıktı kümesi	
ζ_{pk}	p örneği için tahmin edilen çıktı değerleri	
D	Girdi vektörünün boyutu	
DSİ	Devlet Su İşleri	
e	Hata vektörü	
Eİ	Elektriksel iletkenlik	mho / cm
F	Florür	mg / L
Fe	Demir	$\mu\text{g} / \text{L}$
GBYSA	Geri beslemeli yapay sinir ağı	
G_{pk}	p örneği için gerçek değerler	
HCO_3^-	Bikarbonat iyonu	
Hg	Civa	$\mu\text{g} / \text{L}$
H_p	Tahmin edilen ve gerçek çıktılar arasındaki kareler farkı	
I	Birim matris	
İBYSA	İleri beslemeli yapay sinir ağı	
J	Jacobian matrisi	
KOİ	Kimyasal oksijen ihtiyacı	mg / L
Mg^{+2}	Magnezyum iyonu	mg / L
Mn	Mangan	$\mu\text{g} / \text{L}$
n	Çıkış sayısı	
N	Ağırlık sayısı	

Na	Sodyum	mg / L
Ni	Nikel	mg / L
<i>P</i>	Eğitim örnek sayısı	
Pb	Kurşun	µg / L
OKHK	Ortalama karesel hatanın karekökü	mg / L
OMH	Ortalama mutlak hata	mg / L
R^2	Determinasyon katsayısı	
<i>RSC</i>	Sodyum karbonat kalıntısı	
RTYSA	Radyal tabanlı yapay sinir ağı	
SAO	Sodyum adsorbsiyon oranı	
Se	Selenyum	µg / L
SKKY	Su Kirliliği Kontrolü Yönetmeliği	
SO_4^{-2}	Sülfat iyonu	mg / L
Sr	Stronsiyum	
T	Sıcaklık	°C
TDS	Toplam çözünmüş katı madde	mg / L
TH	Bulanıklık	mg / L $CaCO_3$
TS 266	Türk Standartları 266	
YSA	Yapay sinir ağı	
Zn	Çinko	µg / L
η	Öğrenme oranı	
μ	Kombinasyon katsayısı	
Δ	Nabla	
Θ_j	Tarafılık sabiti	
$\partial H_p / \partial A_{ij}$	Hata yüzeyinin eğimi	
$\Delta(x)$	Ağırlık vektörü	
σ_i	Öncül kümesini oluşturan parametre	

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1.1. Dünyadaki toplam su miktarı dağılımı.....	4
Tablo 3.1. Yeşilirmak Havzası su kalitesi parametrelerinin belirlendiği akım gözlem istasyonlarına ait bilgiler.....	21
Tablo 3.2. Yapay sınır ağları ve biyolojik sınır sistemi elemanları arasındaki benzerlikler	27
Tablo 4.1. Yeşilirmak Havzasındaki akım gözlem istasyonları ve bu istasyonlara ait veri dağılımı	39
Tablo 4.2. ÇO konsantrasyonu tahmininde 1 girişli veriler için en iyi ANFIS modellerinin eğitme aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri	42
Tablo 4.3. ÇO konsantrasyonu tahmininde 1 girişli veriler için en iyi ANFIS modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri	42
Tablo 4.4. ÇO konsantrasyonu tahmininde 2 girişli veriler için en iyi ANFIS modellerinin eğitme aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri	44
Tablo 4.5. ÇO konsantrasyonu tahmininde 2 girişli veriler için en iyi ANFIS modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	44
Tablo 4.6. ÇO konsantrasyonu tahmininde 3 girişli veriler için en iyi ANFIS modellerinin eğitme aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri	45
Tablo 4.7. ÇO konsantrasyonu tahmininde 3 girişli veriler için en iyi ANFIS modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri	46
Tablo 4.8. ÇO konsantrasyonu tahmininde 4 ve 5 girişli veriler için en iyi ANFIS modellerinin eğitme aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri	47
Tablo 4.9. ÇO konsantrasyonu tahmininde 4 ve 5 girişli veriler için en iyi ANFIS modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	47
Tablo 4.10. ÇO konsantrasyonu tahmininde her bir giriş için en iyi ANFIS modelleri ve bu modellere ait hata kriterleri.....	49
Tablo 4.11. ÇO konsantrasyonu tahmininde 1 girişli veriler için en iyi ÇKYSA modellerinin eğitme aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	50
Tablo 4.12. ÇO konsantrasyonu tahmininde 1 girişli veriler için en iyi ÇKYSA modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	50
Tablo 4.13. ÇO konsantrasyonu tahmininde 2 girişli veriler için en iyi ÇKYSA modellerinin eğitme aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	52

Tablo 4.14. O konsantrasyonu tahmininde 2 giriřli veriler iin en iyi KYSA modellerinin test ařaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	52
Tablo 4.15. O konsantrasyonu tahmininde 3 giriřli veriler iin en iyi KYSA modellerinin eęitme ařaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	53
Tablo 4.16. O konsantrasyonu tahmininde 3 giriřli veriler iin en iyi KYSA modellerinin test ařaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	54
Tablo 4.17. O konsantrasyonu tahmininde 4 ve 5 giriřli veriler iin en iyi KYSA modellerinin eęitme ařaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	55
Tablo 4.18. O konsantrasyonu tahmininde 4 ve 5 giriřli veriler iin en iyi KYSA modellerinin test ařaması ve bu modellere ait hata kriterleri.....	56
Tablo 4.19. O konsantrasyonu tahmininde her bir giriř iin en iyi KYSA modelleri ve bu modellere ait hata kriterleri.....	57

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1. Yeşilirmak Havzası su kalitesi parametrelerinin belirlendiği akım gözlem istasyonları.....	22
Şekil 3.2. Yapay sinir ağlarının çalışma prensibi	23
Şekil 3.3. Yapay nöronun şematik gösterimi	24
Şekil 3.4. Bazı transfer fonksiyonlarının gösterimi	25
Şekil 3.5. Biyolojik sinir sistemi yapısı	27
Şekil 3.6. Üç katmanlı ileri beslemeli YSA mimarisi.....	28
Şekil 3.7. Dört katmanlı geri beslemeli YSA mimarisi	29
Şekil 3.8. Çok katmanlı yapay sinir ağı mimarisi.....	31
Şekil 3.9. Birinci dereceden iki girişli ve iki kurallı ANFIS yapısı.....	37
Şekil 4.1. Eİ giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri.....	43
Şekil 4.2. T-Eİ giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri.....	44
Şekil 4.3. T-Eİ-TH giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri	46
Şekil 4.4. T-Eİ-TH-Aylar giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri	48
Şekil 4.5. T-Eİ-TH-Aylar-PH giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri	48
Şekil 4.6. Eİ giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri.....	51
Şekil 4.7. T-Eİ giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri.....	52
Şekil 4.8. T-Eİ-Aylar giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri	54
Şekil 4.9. T-Eİ-TH-PH giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri	56
Şekil 4.10. T-Eİ-TH-Aylar-PH giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri.....	56

GİRİŞ

Günümüzde küresel iklim değişikliği, ozon tabakasının incilmesi, sera gazlarının salınımı, artan nüfus ve sanayileşme, çevre kirliliği ve canlı yaşamının tehdit altında olması gibi birçok olumsuzlukla karşı karşıya kalınmaktadır. Bununla birlikte canlı yaşamının ana kaynaklarından biri olan su kaynaklarının durumu da bu farklılıklardan dolayı değişim göstermektedir. Bilim adamları gelecekteki su kaynaklarının kirlenmesini önlemek, su kalitesinin korunmasını sağlamak ve etkilerini kontrol altına almak için birçok çalışma yapmıştır ve çalışmalar devam etmektedir.

Doğa bilimlerinde karşılaştığımız birçok olay belirsizdir. Bu olaylardaki belirsizliklerin değerleri bilindiğinde, sonuca kesin çözümle ulaşılabilmektedir. Ancak mühendislik problemlerinde sonucu önceden tahmin etmek çoğu zaman mümkün olmamaktadır. Dolayısıyla bilinmeyenleri bir modelleme ile açıklayabilmek ve diğer parametrelerle arasındaki ilişkiyi araştırmak oldukça zor bir süreçtir. Bunun yanı sıra yapılan modellemenin kalibrasyonu da zorluk gerektiren bir diğer aşamadır. Elde edilmek istenen sonuçlara en yakın değerleri verecek ya da optimizasyonunu sağlayacak yaklaşımlar geçmişten günümüze kadar farklı metotlarla geliştirilmiştir. Günümüzdeki çalışmalarda modelleme için yerinde yapılan ölçümlerin kullanılması ve modellemenin farklı yöntemlerle çözülmesi çoğunlukla tercih edilmekte ve bu çalışmalarda yapay zekâ teknikleri kullanılmaktadır.

Yapay zekâ teknikleri ile oluşturulan matematiksel modellemelerde doğruya çok daha yakın sonuçlar elde edilmekte ve diğer yöntemlere göre daha hızlı şekilde cevap alınabilmektedir. Ayrıca modellemelerin kalibrasyon aşamasındaki doğruluğu veya işlevselliği, ölçülmüş ve kaydedilmiş farklı veri setleri ile kontrol edilebilmektedir.

Geçmiş yıllarda yapılan pek çok çalışma incelendiğinde hidrolik ve hidroloji üzerine yapay zekâ teknikleri ile yapılan çalışmaların çoğunluğunda buharlaşma, debi, yağış,

katı madde miktarı, su kalitesi parametreleri, su içerisindeki maddelerin konsantrasyon değerleri gibi birçok parametrenin tahmini yer almaktadır.

Yapay zekâ tekniklerinin su bilimine uygulanmasının yaklaşık olarak 25-30 yıllık bir geçmişi bulunmaktadır. Ayrıca günümüzde bilgi alışverişinin hızlanması, bilişim teknolojisinin gelişmesi gibi kolaylıklar bu yöntemlerin daha hızlı şekilde yaygınlaşmasını ve çeşitli alanlarda kullanılmasını kolaylaştırmaktadır.

Nüfusun artışı, sanayileşme, çeşitli gazların doğaya salınımı gibi birçok sebepten dolayı göl ve akarsulardaki mevcut su kalitesi bozulmaktadır. Dolayısıyla suyun temiz olarak kalmasının sağlanması, su kirliliğini önleyici projelerin geliştirilmesi, gelecek nesillere daha temiz ve kullanılabilir su kaynakları bırakılması su kalitesinin ne kadar önemli olduğunu belirtmektedir.

Su kalitesi parametrelerinin her biri ayrı bir öneme sahiptir ve parametrelerin konsantrasyon değerleri, ilgili mühendislik uygulamalarının ve çevre düzenlemelerinin etkisini ortaya koymaktadır. Ölçülen değerlerin süreklilik göstermesi ve modellenmesi bölgeye yapılan ya da yapılacak olan mühendislik işlevleri için önem arz etmektedir. Araştırmacının genellikle doğrusal olmayan bu parametrelerin modellemedeki etkisini bilmesi, üyelik fonksiyonlarını tanıması, algoritmalarını ve iterasyon sayılarını seçebilmesi, yorumlayabilmesi ve analiz edebilmesi de modellemenin doğruluğu için gereklidir.

Bu tez kapsamında Yeşilırmak Havzası'na ait yirmi adet gözlem istasyonunun yirmi yıl ve daha uzun süreli şubat, nisan, haziran, ağustos ve kasım ayları su kalitesi parametreleri modellemelerde kullanılmıştır. Çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA) ve uyarlamalı bulanık yapay sinir ağı çıkarım sistemi (ANFIS) metotları ile Yeşilırmak Havzası'na ait çözünmüş oksijen konsantrasyonu, diğer su kalitesi parametreleri yardımıyla tahmin edilmiştir.

1.BÖLÜM

GENEL BİLGİLER

Yeryüzüne çeşitli doğa olayları ile düşen ve akışa geçen suyun belli amaçlar için kullanılmak istenmesi sonucu su kalitesinin bilinmesi gerekmektedir. Sulama suyu veya içme suyu gibi ihtiyaçlar için belirlenecek su kalitesinin ölçüsü farklı olmaktadır. Örneğin; sulama suyu ve içme suyu içerisindeki tuz konsantrasyon oranı farklılık arz etmektedir. Sulama suyu için bitkilerin büyümesi, gelişmesi ve zarar görmemesi için sudaki parametre değerlerine dikkat edilirken, içme suyunda insan sağlığı açısından sudaki bazı parametrelerin sahip oldukları oranlara dikkat edilmesi gerekmektedir.

Su kalitesinin belirlenmesinde dünyada ve ülkemizde çeşitli yönetmelikler bulunmaktadır. Türk Standartları 266 (TS 266), Su Kirliliği Kontrolü Yönetmeliği (SKKY), Teknik Usuller Tebliği bunlardan birkaçıdır. Yönetmeliklerde suyun kullanım alanlarına göre sınır değerleri yer almaktadır. Su hangi amaç için kullanılacaksa sınır değerleri olarak o kategoriye dikkat etmek gerekmektedir. Fakat olağanüstü veya risk durumlarında bu sınır değerleri değişiklik arz edebilmektedir.

1.1. DÜNYADAKİ SU VARLIĞI

Yeryüzündeki okyanuslar, denizler, göller, akarsular ve nehirler dünyanın dörtte üçlük kısmını kaplamaktadır. Tablo 1.1’ de görüleceği üzere dünyadaki su varlığının yaklaşık %97,2’lik kısmı tuzludur veya buzul halinde bulunmaktadır. Geriye kalan %2,8’lik kısım ise tatlı su kaynağını oluşturmakla birlikte bu oranın büyük bir kısmını kutup buzulları meydana getirmektedir. Yani tatlı su kaynağı görünen tablonun aksine çok az miktarda bulunmakta ve sınırlı düzeydedir [1].

Her yıl ortalama $5 \times 10^5 \text{ km}^3$ su buharlaşmakta ve hidrolojik döngü ile yağmur, kar veya dolu olarak tekrar yer yüzeyine düşmektedir. Dünyadaki su miktarı her zaman sabittir.

Çünkü yeryüzündeki su; akarsu, göl ve denizler ile atmosfer arasında devamlı bir döngü halinde bulunmaktadır [2].

Akarsu ve göllere ulaşan su, her yıl ortalama yağış olarak düşen suyun yaklaşık %40'ı kadardır. Fakat bu suyun çok az bir kısmı ekonomik olarak kullanılabilir seviyededir.

Kullanılabilir seviyedeki su ise yeryüzüne dengeli olarak dağılmamıştır. Dolayısıyla dünya nüfusunun bir kısmı su kıtlığı yaşarken bir kısmı su zengini durumunda bulunmaktadır. Yaşamın vazgeçilmez bir unsuru olan su insanlar tarafından sonsuz bir doğal kaynak olarak görülmektedir. Fakat nüfus artışı, sanayinin gelişmesi, iklim değişiklikleri gibi çeşitli nedenlerden dolayı suyun her geçen yıl azaldığı yapılan çalışmalarla tespit edilmiştir.

Tablo 1.1. Dünyadaki toplam su miktarı dağılımı

Su Kaynağı	Miktar, km ³	%
Dünyadaki toplam su miktarı	1.40 milyar	100
Okyanus ve denizlerdeki tuzlu su miktarı	1.36 milyar	97,2
Tatlı su miktarı	0.04 milyar	2,8
1 yıl içerisinde buharlaşan su miktarı	500.000	0,036
1 yıl içerisinde yağışla düşen su miktarı	100.000	0,007
Nehirler ile akışa geçen su miktarı	40.000	0,003
Teknik ve ekonomik kullanılabilir su miktarı	9.000	0,00064

1.2. TÜRKİYE'DEKİ SU VARLIĞI

Ülkemizde göl ve nehirlerde yeterli derecede tatlı su kaynakları bulunmaktadır. Fakat su zengini bir ülke olmadığımız için gerekli önlemler alınmadığı takdirde gelecekte su problemleri yaşamaya aday bir ülke konumunda olunacaktır.

Bağımsız ve kısa vadeli projeler, bölgesel çalışmalar, yağışların ülkenin farklı bölgelerinde farklı orandaki dağılımı ve su tüketiminin kontrol edilemeyişi gibi durumlar Türkiye'deki mevcut su kapasitesinde azalmalara yol açmaktadır.

1.3. SUYUN ÖNEMİ

Su; dünyada yaşayan tüm canlı organizmalar ve insan yaşamının devamı için en önemli bileşenlerdendir. Yeraltı suyu ile akarsu ve göllerde biriken yüzey suları büyük ölçüde taze su kaynaklarını oluşturmaktadır. Ayrıca canlı yaşamının her döneminde suya ihtiyaç duyulmaktadır. Sulama, içme suyu vb. gibi çeşitli sebeplerden dolayı suya karşı talep artmaktadır. Dolayısıyla su tüketimi her geçen gün artış göstermektedir. Fakat ihtiyaç duyulan suyun kalitesi de sınırlı seviyededir.

Su kirliliği dünya çapında üzerinde çalışılan büyük problemlerden biridir. Dünyanın bazı bölgelerinde çok ciddi derecede su kirliliği problemleri ile karşılaşmaktadır. Metaller ve madenler kirliliğe yol açan başlıca faktörlerdendir. Bununla birlikte iklim değişiklikleri, fabrikalardaki zararlı kimyasalların akarsu ve nehirlerle yönlendirilmesi, metan gazı gibi çeşitli gazların doğaya salınımı ve ozon tabakasının incilmesi gibi nedenlerden dolayı mevcut su kalitesi bozulmakta ve kirlenmeler meydana gelmektedir. Suyu bağlı canlı yaşamları da ciddi derecede etkilenmektedir. Dolayısıyla suyun temiz olarak kalmasının sağlanması, kalitesinin belirlenmesi, ölçümlerinin sağlıklı olarak yapılması gibi durumlar önem kazanmaktadır. Bunun yanı sıra su kaynaklarının kirlenmesinin önlenmesi ve gelecek kuşaklara temiz su kaynaklarına sahip bir ortam bırakılması adına araştırmacılar tarafından çeşitli çalışmalar yapılmaktadır. Bu araştırmalar aynı zamanda ileriki dönemlerde bölgeye yapılacak olan mühendislik çalışmalarına öngörü teşkil etmekte ve daha sağlıklı hizmetlerin yapılması için bir kılavuz oluşturmaktadır.

1.4. SU KALİTESİ PARAMETRELERİNİN ÖNEMİ

Nüfusun artışı ile birlikte birçok problem oluşmaktadır. Bunlardan biri su ve besin yetersizliğidir. Göllerdeki ve nehirlerdeki suların büyük bir kısmı kullanılamaz duruma gelmiştir. Bunun yanı sıra kentleşme, sanayileşme gibi durumlar su kullanımını artırmaktadır. Fakat artan su ihtiyacının karşılanacağı tek kaynak, doğal su kaynaklarıdır.

Su kalitesi parametrelerinin değişiminin incelenmesi, suyun niteliğinin belirlenen standartlara uygunluğunun izlenmesi, belli bir bölgede su kalitesi özelliklerinin değerlendirilmesi, su kalitesinin korunması ve kontrolü için alınan önlemlerin etkinlik derecelerinin saptanması veya hâlihazır durum envanterinin çıkarılması, doğal ve insan

müdahalesi sonucunda su kalitesinin etkilenme durumunun belirlenmesi, su ve su kalitesinin modellenmesi, bölgeye yapılan ya da yapılacak olan mühendislik veya başka amaçlar ile kullanılması düşünülen farklı oluşumlar, su kalitesi parametrelerinin ölçümlerinden elde edilecek faydalar arasında bulunmaktadır.

Su kalitesi parametrelerinin kullanım çeşitliliğine göre istenilen seviyedeki miktarları ve konsantrasyon değerleri mühendislik çalışmalarında etkili olmaktadır.

1.5. YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİNİN VE MODELLEMELERİN ÖNEMİ

Yapay zekâ teknikleri bilimin çeşitli alanlarında, farklı amaçlarla birçok modellemede kullanılmaktadır. Modellemeler ileride yapılacak çalışmalar adına bilgi kaynağı olmakla birlikte daha sağlıklı analiz sonuçları elde etmek için bilim adamlarının çokça başvurduğu tekniklerden biridir. Modellemeler ile elde edilen faydanın maksimum seviyeye çıkarılması ve doğru tahmin ya da öngörünün başarılı sonuçlar ortaya koyması sebebiyle yapay zekâ tekniklerindeki önem her geçen gün artmaktadır.

1.6. SU KALİTESİ PARAMETRELERİ

Su kalitesinin belirlenmesi için öncelikle suyun ne amaçla kullanılacağı bilinmelidir. Yönetmeliklerde ve standartlarda farklı kullanım alanları için dikkat edilecek parametrelerin farklı sınır değerleri bulunmaktadır. Su kalitesi parametreleri; fiziksel, kimyasal ve biyolojik olarak ayrı ayrı sınıflandırılmaktadır. Su kalitesi parametreleri olarak ifade ettiğimiz parametreler aşağıda açıklanmıştır.

1.6.1. FİZİKSEL PARAMETRELER

1.6.1.1. Renk

İçilebilir düzeydeki bir su şeffaf olmalıdır. Eğer su belli bir renge sahipse bu durum su içerisinde çözünmüş maddelerin (demir, mangan, krom ve nikel gibi) veya organik maddelerin olduğunun bir göstergesidir.

1.6.1.2. Bulanıklık

Bulanıklık; çözünmüş maddeler, askıntı maddeler ya da mikroskobik canlılar gibi askıda katı madde olarak adlandırılan ve bunları içeren suların ışık geçirgenliğinin bir ölçüsüdür. İçme ve kullanma suları berrak olmalıdır. Su içerisindeki organik bileşiklerin

bozulmasından dolayı su bulanıklaşmaktadır. Bu durum sudaki yaşama zarar vermekte ve su kalitesini azaltmaktadır. Suyun görünümünden, berrak ve temiz olmasından dolayı bulanıklık parametresi su kalitesinde önemli bir değişkendir.

1.6.1.3. Tat ve koku

Suyun estetik değerini etkileyen tat, anaerobik ortamların ve kirleticilerin de varlığını gösteren bir parametredir. İçme ve kullanma suyundaki tat insanlara hoş gelecek şekilde olmalıdır. Ayrıca suda koku da olmamalıdır.

1.6.1.4. Su Sıcaklığı

Bu parametre mikroorganizmaların gelişim hızını etkilemektedir. Sıcaklığın artması durumunda sudaki çözünmüş oksijen miktarı azalırken suda meydana gelen reaksiyonların hızı da artış göstermektedir. Bunun yanı sıra katı maddelerin çökme ve ayrışma hızları da sıcaklığa bağlı olarak değişkenlik göstermektedir. Kirleticilerin sudaki canlı yaşamı üzerindeki etkilerinin artması, yüksek sıcaklıkta birçok kimyasal bileşiğin çözünürlüğünün artmasıyla doğrudan ilişkili bir durumdur. Su için en uygun sıcaklık 10 – 12 °C arasında olmalıdır [3].

1.6.1.5. pH Değeri

pH suyun asidik ya da bazik olduğunu gösteren bir parametredir. Saf sudaki H^+ ve OH^- iyonları denge durumundadır. Saf suyun pH değeri 7'dir. pH'ın skala aralığı 0 ila 14 arasında değişkenlik gösterirken, su 0 – 7 arasında asidik ve 7 – 14 arasında bazik özelliğe sahiptir. Suyun pH değerinin 6,5 ila 9,5 arasında olması istenmektedir [3].

1.6.1.6. Askıda katı madde (AKM)

Su içerisinde çöken veya askıda kalan maddelerin tamamı askıda katı madde olarak ifade edilmektedir. Askıda katı maddeler; kil mineralleri, sediment maddeleri, koloidal organik maddeler gibi çeşitli bileşenlerden meydana gelmektedir. Erozyon askıda katı madde miktarını artıran başlıca nedenlerden biridir.

1.6.1.7. Toplam tuz konsantrasyonu ve elektriksel iletkenlik (EI)

Suyun elektriksel iletkenliği; suda çözünmüş maddeler hakkında bilgi vermektedir. Sudaki tuz konsantrasyonunun artması elektriksel iletkenliğin artmasıyla olmaktadır.

Sulardaki çözünmüş tuz miktarları hakkında bilgi edinmek için elektriksel iletkenlik parametresi dikkate alınmaktadır. Sıcaklık parametresi elektriksel iletkenliği etkileyen faktörlerdendir. Suların iletkenliği mho/cm veya mS/m cinsinden ifade edilmektedir. 1 mho/cm; 10 mS/m değerine eşittir. Toprağın fiziksel veya kimyasal yapısını değiştiren tuz aynı zamanda bitkilerde toksik yani zehirleyici etki de meydana getirmektedir. Elektriksel iletkenliğin 0,64 ile bölünmesi sonucunda toplam tuz konsantrasyonu hesaplanmaktadır [3].

1.6.2. KİMYASAL PARAMETRELER

1.6.2.1. Çözünmüş oksijen (ÇO)

Çözünmüş oksijen, sudaki serbest oksijenin miktarının bir ölçüsüdür. Aynı zamanda sulu ortamların verimliliğini ve kalitesini de belirtmektedir. Çözünmüş oksijenin konsantrasyonu suda yaşayan organizmaların varlığı hakkında bilgi vermekte ve aerobik organizmaların ve bitkilerin karanlıkta tüketimiyle kontrol edilebilmektedir. Çözünmüş tuz konsantrasyonu, pH ve sıcaklıkla bağlantılı olan bu parametre için sıcaklığın artması halinde suda çözünen oksijen miktarı azalacağından sulu ortamlardaki canlılar için oksijene ihtiyaç duyulmaktadır. Sudaki balıkların yaşamı için minimum çözünmüş oksijen miktarı 5 mg/L' dir [4]. Su içerisinde oksijenin yeterli olmadığı durumlarda anaerobik çürüme meydana gelmektedir. Dolayısıyla ortaya çıkan kötü kokulardan dolayı su kalitesi azalmaktadır. Fakat önlemler alınarak su kalitesi artırılabilir.

1.6.2.2. NO_3^- veya NH_4^+ veya bileşikleri

Bitkilerin büyümesi ve gelişmesi açısından faydalı bir besin kaynağı olan azotun nitrat (NO_3^-) ve amonyum (NH_4^+) bileşikleri, yüksek konsantrasyonlara sahip olduklarında bitkilere zarar vererek gelişimlerini olumsuz yönde etkilemektedir.

1.6.2.3. Sodyum adsorbsiyon oranı (SAO)

Toprak ekstraktlarındaki ve sulama sularındaki Na^+ katyonlarının, topraktaki katyon değişim reaksiyonlarındaki göreceli aktivitesini tanımlamaktadır. Sodyum adsorbsiyon oranının değeri büyüdükçe infiltrasyon yani toprak içine geçiş azalmaktadır. Su kalitesinin belirlenmesi ve sulama sularının takibi için bu parametre dikkate alınmaktadır. Sodyum adsorbsiyon oranının değeri; denklem 1.1' de görüleceği üzere

magnezyum (Mg^{+2}), kalsiyum (Ca^{+2}) ve sodyum (Na^{+}) katyonları (mg/L) ile hesaplanabilmektedir.

$$SAO = \frac{Na^{+}}{\sqrt{(Ca^{+2} + Mg^{+2})/2}} \quad (1.1)$$

1.6.2.4. Sertlik

Suyun sertliği; su içerisinde çözünmüş olan (+2) değerlikli iyonların bulunması sonucu meydana gelmektedir. Suyun sertliğinden bahsederken Ca^{+2} ve Mg^{+2} iyonları kullanılmaktadır. Ca^{+2} ve Mg^{+2} iyonları suyun sertliğini oluşturan başlıca faktörlerdendir. Çünkü bu iki iyonun sudaki konsantrasyonları toplamı, suda bulunan diğer iyonların konsantrasyonları toplamından daha fazladır. Bunun yanı sıra suyun sertliğini oluşturan diğer metaller de çinko (Zn), mangan (Mn), stronsiyum (Sr) ve alüminyum (Al) gibi elementlerdir.

1.6.2.5. Biyolojik oksijen ihtiyacı (BOİ)

Biyolojik oksijen ihtiyacı; organik maddelerin biyokimyasal oksidasyonu sırasında mikroorganizmalar tarafından tüketilen oksijen miktarı olarak tanımlanmaktadır. Alıcı ortamlara verildiklerinde, kirlenme potansiyelinin ve alıcı ortamın özümleme kapasitesinin tayininde ve evsel ve endüstriyel atık suların tüketecekleri çözünmüş oksijen miktarının belirlenmesinde kullanılan çözünmüş oksijen, biyolojik olarak ayrışabilen organik maddelerin toplamını gösteren kolektif bir parametredir.

1.6.2.6. Kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ)

Kimyasal oksijen ihtiyacı; suyun asidik ortamda oksitlenebilen organik madde miktarının oksijen değeri cinsinden ifadesidir. Ayrıca organik maddenin biyokimyasal reaksiyonlarla değil redoks reaksiyonlarıyla oksitlenmesi esasına dayanır. Biyolojik oksijen ihtiyacına göre biyolojik yöntemlerle ayrışmayan maddeleri de içeren kimyasal oksijen ihtiyacı değeri, evsel ve endüstriyel atık suların organik kirlilik düzeylerini belirlemede de kullanılmaktadır. Kirlilik parametresi olan kimyasal oksijen ihtiyacı biyolojik oksijen ihtiyacı değerinden her zaman daha yüksektir.

1.6.2.7. Klorür (Cl⁻) ve Sülfat (SO₄⁻²)

Yüksek konsantrasyonlarda sülfat iyonu içeren sular bitkileri zehirlerken, sulamada kullanılan su içerisinde klorür bulunması halinde bitki yapraklarının yapısında bozulma meydana gelmektedir. Jips (CaSO₄, H₂O) ve anhidrit (CaSO₄) kaynaklı sülfat hemen hemen doğal suların hepsinde bulunmaktadır.

1.6.2.8. Değişebilir sodyum yüzdesi

Değişebilir sodyum yüzdesi denklem 1.2 ile hesaplanabilmektedir. Değişebilir sodyum yüzdesi %50'yi geçtiği zaman bitki gelişimi ve toprak yapısı olumsuz olarak etkilenmektedir.

$$Na = \frac{Na^{+} \cdot 100}{(Ca^{+2} + Mg^{+2} + K^{+} + Na^{+})} \quad (1.2)$$

1.6.2.9. Sodyum karbonat kalıntısı

Sodyum karbonat kalıntısı değeri denklem 1.3 ile belirlenmektedir. Bu değer 2.5' ten küçük olması durumunda suyun sulamada kullanılması uygun olmaktadır. Aksi takdirde kullanılması uygun değildir [3].

$$RSC = (CO_3^{-2} + HCO_3^{-2}) - (Ca^{+2} + Mg^{+2}) \quad (1.3)$$

1.6.2.10. Demir (Fe)

Suda bulunan ve yaygın bir kirletici olan demir, volkanik kayalarda demir taşıyan kayaçların suda çözünmesi sonucu yeraltı suyuna karışmaktadır. Su içerisinde 0.3 mg/L' den fazla miktarda demir olması halinde suyun tadı bozulur ve suda metalik bir tat oluşur. Ayrıca demir metallerinin su içerisinde çökmesi sonucunda suyun rengi bozulur. Türk standartlarında demir konsantrasyonu 50-200 µg/L olarak belirtilmiştir.

1.6.2.11. Bor (B)

Volkanik arazilerden çıkan sularda ve sıcak su kaynaklarında yüksek yoğunlukta bulunan borun içme sularındaki konsantrasyonunun artmasıyla insanlarda sinir sistemine zarar verici etkiler ortaya çıkmaktadır. Endüstriyel atıklar, borun yüksek

oranda bulunduğu kaynaklardandır. Türk standartlarındaki bor konsantrasyonu 100-2000 µg/L olarak belirtilmiştir.

1.6.2.12. Florür (F)

Florürün su içerisinde az veya çok bulunması halinde her iki durumda da negatif etki meydana gelmektedir. İçme suyu için tavsiye edilen değer 1 mg/L' dir. Bu değer kemik ve diş sağlığı açısından uygundur. İçme sularında yüksek konsantrasyona sahip florür olması dişlerde çürümelere yol açmaktadır. Alüminyum sanayi florürün başlıca kaynaklarından biridir. Dünya Sağlık Örgütü ve Avrupa Standartları tarafından belirtilen konsantrasyon değeri 1500 µg/L' dir.

1.6.3. BİYOLOJİK PARAMETRELER

1.6.3.1. Fekalkoliform

Su kaynaklarının dışkı ile kirlenip kirlenmediğinin kontrolü koliform bakterilerin indikatör organizma şeklinde kullanılmasıyla yapılmaktadır. Fekalkoliformun 100 mL' deki konsantrasyon değerinin Su Kalitesi Kontrolü Yönetmeliği'ne göre sıfır (0) olması istenmektedir.

1.6.3.2. Klorofil-a

Besin durumlarını izlemek için su kalitesi indekslerinde de kullanılan klorofil-a' nın yüksek konsantrasyonlarda olması istenmemektedir.

1.6.4. AĞIR METALLER

1.6.4.1. Siyanür (CN⁻)

Siyanür, karbon atomunun üçlü bağ ile azota bağlanması sonucu oluşmaktadır. Zehirli olan siyanür çeşitli mikroorganizmalar tarafından düşük konsantrasyonlarda da üretilmektedir. İçme sularında bulunması ile troid bezlerinde ciddi hasarlara sebep olmaktadır. Avrupa standartlarındaki konsantrasyon değeri 50 µg/L' dir.

1.6.4.2. Civa (Hg)

Civanın düşük konsantrasyonları nadir şekilde doğal kaynaklarda bulunurken, daha yüksek konsantrasyonlarına atık sularda rastlanmaktadır. Su içerisinde bulunan civa;

ilaç ve sanayi atıklarının suya karışmış olduğunu göstermektedir. İçme sularına civa karışması halinde zehirlenmeler, ağızda yaralar meydana gelmekte ve böbreklerde ciddi rahatsızlıklar oluşmaktadır. Civa konsantrasyonu standartlara göre 1 µg/L olarak belirlenmiştir.

1.6.4.3. Selenyum (Se)

Toprak tesisleri ve petrol rafinerlerinde çokça bulunan selenyum, doğal sularda bulunmamakta veya çok düşük yoğunlukta bulunmaktadır. Yüksek miktarda selenyum alınması halinde cilt bozuklukları, sindirim sisteminde problemler, tırnak, saç ve diş kaybı olabilmektedir. Selenyum su içerisinde selenat anyonu şeklinde yer almaktadır. Selenat anyonu ise oksitlenmenin son evresidir. Avrupa standartlarına göre selenyum konsantrasyonu 10 µg/L olarak belirtilmiştir.

1.6.4.4. Arsenik (As)

Doğal sularda çok az bulunan arsenik, doğada oksit ve arsenik sülfür halinde yer almaktadır. İçme suyu içerisinde arsenik olması durumunda cilt hastalıkları, dolaşım bozuklukları, zehirlenmeler ve kanser riski gibi sorunlar ortaya çıkmaktadır. Tekstil sanayi, zirai ilaç sanayi, petro - kimya sanayi, deri sanayi arsenik kaynakları arasında gösterilebilir. Yönetmeliklerdeki değeri 50 µg/L' dir.

2. BÖLÜM

LİTERATÜR ÇALIŞMALARI

Son yıllarda yapay sinir ağları ile yapılan çalışmalar her geçen gün artmakta ve bilimin gelişmesi adına olumlu adımlar atılmaktadır. Yapay sinir ağları ile modelleme hemen hemen bütün bilim dallarında kullanılmaktadır. Su kalitesi üzerine birçok çalışma yapılmış ve çeşitli yöntemler kullanılmıştır. Bu yöntemlerden biri olan yapay sinir ağları da havza, akarsu, göl ve barajlarda su kalitesinin belirlenmesi için büyük bir önem arz etmektedir. Fakat Yeşilırmak Havzası'nda böyle bir çalışma bulunmamaktadır. Literatürde su kalitesi parametrelerinin belirlenmesi ile ilgili birçok çalışma incelenmiştir.

Özkan vd. (2009) Türkiye'nin İç Anadolu Bölgesi'nde bulunan Kayseri ilindeki Biyolojik Atıksu Arıtma Tesisi'nde 2004 ile 2007 yılları arasında günlük ölçülmüş olan toplam fosfat, toplam azot, askıda katı madde, kimyasal oksijen ihtiyacı ve toplam çözünmüş katı madde parametrelerini kullanarak biyolojik oksijen ihtiyacının çok katmanlı yapay sinir ağları ile modellemesini yapmıştır. Bir girişten beş girişe kadar yapılan analizler sonucunda en iyi modellemenin beş değişkenli (toplam fosfat, toplam azot, askıda katı madde, kimyasal oksijen ihtiyacı ve toplam çözünmüş katı madde) modelde ortaya çıktığı tespit edilmiştir. En iyi modelde (toplam fosfat, toplam azot, askıda katı madde, kimyasal oksijen ihtiyacı ve toplam çözünmüş katı madde) ölçülen veriler ve modellenen veriler arasındaki ortalama karesel hatanın karekökü değeri 0.450, ortalama mutlak hata değeri 0.445 ve determinasyon katsayısı değeri 0.915 olarak hesaplanmıştır. Biyolojik oksijen ihtiyacı modellemesinde birden fazla değişken kullanımının bir ya da iki değişkenli modellemelere göre daha başarılı sonuçlar ortaya koyduğunu ifade etmiştir [5].

Singh et al. (2009) Hindistan'ın kuzeyinde yer alan Gomti Nehri'nde 1994 ve 2005 yılları arasında 8 farklı akım gözlem istasyonundan aylık ölçülmüş verilerle çözünmüş

oksijen konsantrasyonunu ve biyolojik oksijen ihtiyacını çok katmanlı yapay sinir ağları ile modellemiştir. Nehir yüzeyinden 15 cm aşağıdaki derinlikte elde edilen 13 değişken (pH, toplam alkalilik, toplam zorluk, askıda katı madde, kimyasal oksijen ihtiyacı, amonyaklı azot, nitrat nitrojen, klorid, fosfat, potasyum, sodyum, çözünmüş oksijen, 5 günlük biyokimyasal oksijen ihtiyacı) modelleme verileri olarak kullanılmıştır. İlk 6 sene yapılan ölçümler (%60) deneme aşamasında, sonraki 2 sene yapılan ölçümler (%20) eğitime aşamasında ve son 2 sene yapılan ölçümler (%20) test aşamasında kullanılmıştır. 13 değişkenin kullanıldığı modelleme sonucunda ölçülmüş veriler ve modellemeden elde edilen veriler arasındaki ortalama karesel hatanın karekökü çözünmüş oksijen konsantrasyonu için 1.23 ve biyolojik oksijen ihtiyacı için 1.38 olarak bulunmuş ve korelasyon katsayıları çözünmüş oksijen konsantrasyonu için 0,76 ve biyolojik oksijen ihtiyacı için 0,77 olarak hesaplanmıştır. Korelasyon katsayılarının düşük çıkmasının 10 yıl gibi uzun bir süre ölçüm yapılmasından ve büyük bir coğrafi alanda ölçüm yapılmasından kaynaklandığı belirtilmiştir. Ayrıca giriş değişken sayısının fazla olması da analiz sonuçlarının çok iyi olmadığını göstermiş ve daha az giriş parametresi ile daha yüksek korelasyon katsayılarının elde edilebileceği ifade edilmiştir [6].

Ranković et al. (2010) Sırbistan'ın iç kısımlarında bulunan Gruze Gölü'nde 2000 ile 2003 yılları arasında aylık periyotlarla ölçülmüş olan pH, nitrit, nitrat, amonyak, klorid, sıcaklık, fosfat, manganez, elektriksel iletkenlik ve demir parametrelerini giriş verisi olarak değerlendirmiş ve yapay sinir ağlarını kullanarak çözünmüş oksijen konsantrasyonunu modellemiştir. Gruze Gölü'nden elde edilen ölçümler üç kısımda incelenmiş ve toplamda 180 adet veri örneği alınmıştır. Birinci kısımda alınan veriler 25 ile 30 m derinlikten, ikinci kısımda alınan veriler 14 ile 17 m derinlikten, üçüncü kısımda alınan veriler ise 5 ile 9 m derinlikten elde edilmiştir. Modellemeleri değerlendirme aşaması, test aşaması ve değerlendirme ve test aşamasının birlikte olduğu üç farklı aşamada değerlendirmiştir. Her bir verinin çözünmüş oksijen üzerindeki etkisini görmek amacıyla her bir değişkeni tek başına modellemiş ve üç farklı analiz aşaması için sonuçlar elde etmiştir. En başarılı sonuçların sıcaklık ve pH parametrelerinde olduğunu diğer yandan nitrat, klorid ve fosfat parametrelerinin modellemede çok etkilerinin olmadığını gözlemlemiştir. Dolayısıyla fosfat ve klorid dışındaki 8 parametre ile oluşturulan kombinasyon en iyi modellemeyi vermiş olup

ortalama karesel hatanın karekökü, ortalama mutlak hata ve determinasyon katsayısı değerleri sırasıyla değerlendirme aşamasında 0.8329, 1.4718 ve 0.9417, test aşamasında 1.6409, 3.8999 ve 0.8478 ve değerlendirme ve test aşamasının birlikte olduğu analizde 0.9586, 1.8495 ve 0.9239 olarak hesaplanmıştır. Böylece çözünmüş oksijen konsantrasyonu tahmini için değerlendirme aşamasında elde edilen sonuçların diğer aşamalardaki sonuçlara göre daha etkili ve başarılı olduğu ifade edilmiştir. Makalede sunulan simülasyonda, nöral ağı çözünmüş oksijen tahmini için tatmin edici sonuçların elde edildiği gözlemlenmiştir. Önerilen yaklaşımın, su kalitesi parametrelerinin hesaplanması için çok etkili bir araç ve faydalı bir alternatif olabileceği belirtilmiştir [7].

Akkoyunlu ve Altun, (2011) Türkiye'nin Marmara Bölgesi'nin doğusunda Bursa şehrinde yer alan 38 km uzunluğunda ve 626 km² drenaj alanına sahip olan İznik Gölü'ndeki çalışmada İznik Gölü'ndeki 5 gözlem istasyonundan (station 2, station 5, station 6, station 7 ve station 9) 2011 yılının Ekim ayında bir günde elde edilen sınırlı göl parametresi ölçümlerinden, yapay sinir ağları ve çoklu lineer regresyon metotlarını kullanarak iki farklı giriş parametresi konfigürasyonu ile çözünmüş oksijen konsantrasyonunun derinlikle olan değişimini incelemişlerdir. Konvansiyonel tahmin çalışmalarıyla arasındaki temel fark, çözünmüş oksijen konsantrasyonu tahmini değerinin zaman yerine derinlikten elde edilmesidir. Aslında çözünmüş oksijen konsantrasyonu parametresinin mekânsal değişimi zamansal bir varyasyon yerine düşünülmüştür. İlk yapılan konfigürasyonda giriş katmanı beş parametre (çözünmüş katı madde, pH, iletkenlik, sıcaklık ve derinlik) ile oluşturulurken ikinci yapılan konfigürasyonda giriş katmanı sadece iki parametre (sıcaklık ve derinlik) ile oluşturulmuştur. Yapay sinir ağlarının eğitime ve test aşamaları için her istasyonun ölçülmüş verileri kendi içerisinde iki parçaya ayrılmıştır. Eğitim aşamasındaki veriler, toplam verilerin %80' ini oluştururken, test aşamasındaki veriler toplam verilerin %20' sini oluşturmuştur. Yapay sinir ağları ile yapılan modellemeleri ileri beslemeli ve geri beslemeli olarak iki şekilde yapmışlardır. Üç metotla (ileri beslemeli yapay sinir ağları, geri beslemeli yapay sinir ağları ve çoklu lineer regresyon) yapılan analizler sonucunda elde edilen ortalama karesel hatanın karekökü ve determinasyon katsayılarının değerleri her istasyon için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Yapılan analiz sonuçlarına göre hem yapay sinir ağları yöntemleri (ileri beslemeli yapay sinir ağları ve geri beslemeli yapay sinir ağları) hem de çoklu lineer regresyonla çözünmüş oksijen konsantrasyonu tahmini

(R^2_{IBYSA} : 0.993, R^2_{GBYSA} : 0.985, R^2_{CLR} 0.99) başarılı şekilde modellenmiştir. Her üç metotta da çözünmüş oksijen konsantrasyonu tahmini değerleri birbirine çok yakın çıkmıştır. Yapılan çalışma ile çözünmüş oksijen konsantrasyonunun, fotosentez için gerekli güneş ışığının yoğunluğunda logaritmik olarak düşüş gösterdiği ve alt tabakalarda bakteri ayrışmasından dolayı göl derinliği boyunca azaldığı gösterilmiştir [8].

Juahir et al. (2012) Malezua' nın güneyinde yer alan Langat Nehri üzerinde Ekim 1995 ile Mayıs 2002 arasında 7 farklı gözlem istasyonundan 254 veri seti ile ölçülmüş 23 farklı su kalitesi parametresi (çözünmüş oksijen, biyolojik oksijen ihtiyacı, kimyasal oksijen ihtiyacı, elektriksel iletkenlik, amonyaklı azot, pH, askıda katı madde, sıcaklık, tuzluluk, bulanıklık, çözünmüş katı madde, toplam katı madde, nitrat, klor, fosfat, çinko, kalsiyum, demir, magnezyum, sodyum, E.coli ve koliform) ile geri yayılmalı yapay sinir ağı metodunu kullanarak çözünmüş oksijen konsantrasyonunu tahmin etmiştir. 2 girişten 23 girişe kadar yapılan analizler eğitime, test ve değerlendirme aşaması olarak üç kısımda incelenmiştir. En iyi analiz sonuçları 6 girişli değişkende meydana gelmiştir. Bu modelde determinasyon katsayısı eğitime aşamasında 0.64, test aşamasında 0.87 ve değerlendirme aşamasında 0.72 olarak hesaplanmıştır. Ancak 23 giriş ile elde edilen kombinasyon değerlerinin 6 girişli kombinasyon değerlerine yakın sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. 23 giriş için determinasyon katsayısı eğitime aşamasında 0.60, test aşamasında 0.85 ve değerlendirme aşamasında 0.66 olarak hesaplanmıştır. Geri yayılmalı yapay sinir ağları ile elde edilen sonuçların başarılı olduğu ifade edilmiştir [9].

Kuo et al. (2013) Çin' in güneybatısında Yunnan Guizhou Yayılası'nda bulunan Fuxian Gölü üzerinde 2003 ve 2008 yılları arasında ölçülmüş ve Yunnan Vilayeti Çevre Koruma Bölümü tarafından yürütülen çevre izleme ağı üzerinden göl üzerindeki tüm istasyonlardan alınan pH, ay, klorofil-a, sıcaklık, amonyum ve biyolojik oksijen ihtiyacı değişkenlerini kullanarak geri beslemeli yapay sinir ağı metodu ile çözünmüş oksijen konsantrasyonunu modellemiştir. Modelleme sonucunda 6 değişkenle oluşturulmuş en iyi modele ait ortalama karesel hatanın karekökü değeri eğitime aşamasında 0.04, test aşamasında 0.14 olarak bulunmuş, determinasyon katsayısı değeri eğitime aşamasında 0.96 ve test aşamasında 0.65 olarak hesaplanmıştır. Ortalama karesel hatanın karekökü

değerinin oldukça düşük çıkması sebebiyle Fuxian Gölü'ndeki karmaşık mekanizmanın yapay sinir ağları sayesinde nicelleştirilebilir olduğu ifade edilmiştir [10].

Sönmez vd. (2013) Türkiye'nin Doğu Anadolu Bölgesi'nde yer alan Karasu Nehri'nde 2011 yılında 12 ay boyunca ikişer haftalık periyotlarla 5 farklı gözlem istasyonundan alınan ölçülmüş çinko (Zn), bakır (Cu), manganez (Mn), nikel (Ni), kurşun (Pb), demir (Fe) ve kadmiyum (Cd) değişkenleri ile Karasu Nehri'nin ağır metal kirliliği için su kalite sınıflandırmasını bulanık mantık yöntemi ile değerlendirmiştir. Değerlendirmeler istasyon bazlı yapılmış olup Pb ve Fe bakımından 2. istasyon, Zn ve Ni bakımından 3. istasyon, Cu, Mn ve Cd bakımından ise 5. istasyonun en az kirliliğe sahip olduğu belirlenmiştir. Bulanık yöntem ile üyelik fonksiyonlarının klasik sınıflamadaki karşılığı çok kalitesiz, kalitesiz, kaliteli ve çok kaliteli olarak belirlenmiştir. Sonuç olarak klasik sınıflandırmanın, kalite limitleri ve bulanık mantık kullanımı ile sürekli bir forma sokularak meydana gelen belirsizliklerin ortadan kaldırıldığı ve daha hassas değerlendirmeler yapılabildiği gözlemlenmiştir. Dolayısıyla su kirliliğinin değerlendirilmesi için bulanık mantık metodunun uygun bir araç olduğu ifade edilmiştir [11].

Heddam, (2014) Amerika Birleşik Devletleri'nin Oregon Eyaleti'nin batısında Klamath Nehri'nde 1 Haziran 2014 ve 31 Mayıs 2015 tarihleri arasında Link Nehri Barajı'nda Klamath Gölü'nün üst kısmında 1 istasyon (USGS ID: 421401121480900, Enlem: 42°14'01", Boylam: 121°48'09") ve Klamath Nehri'nin Kayıp Nehir Kanalı'nda 1 istasyon (USGS ID: 421015121471800, Enlem: 42°10'15", Boylam: 121°47'18") olmak üzere toplam 2 farklı istasyondan elektriksel iletkenlik, pH, sıcaklık ve sensör derinliği parametrelerini giriş parametresi olarak kullanmış ve radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA) ile çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA) metodlarını kullanarak saatlik ölçülmüş olan çözünmüş oksijeni modellemiştir. Her iki istasyon için ölçülen veriler üç kısma ayrılmıştır. Ölçümlerin %60' ı değerlendirme aşamasında, % 20' si eğitime aşamasında ve %20' si test aşamasında kullanılmıştır. 5 farklı kombinasyon (sıcaklık-pH, sıcaklık-elektriksel iletkenlik, sıcaklık-pH-sensör derinliği, sıcaklık-pH-elektriksel iletkenlik ve sıcaklık-pH-elektriksel iletkenlik-sensör derinliği) oluşturularak her iki istasyonda iki giriş ile dört giriş arasında modelleme yapmıştır. En iyi model sıcaklık-pH-elektriksel iletkenlik-sensör derinliği kombinasyonunda ve radyal tabanlı yapay sinir ağları metodunda oluşmuş olup ortalama karesel hatanın karekökü

değeri 0.884, ortalama mutlak hata değeri 0.518 ve determinasyon katsayısı değeri 0.978 olarak hesaplanmıştır. Çok katmanlı yapay sinir ağları ve radyal tabanlı yapay sinir ağlarının çözünmüş oksijen konsantrasyonu tahmini karşılaştırmasında düşük hata değerlerinin (ortalama karesel hatanın karekökü ve ortalama mutlak hata) ve yüksek determinasyon katsayısının radyal tabanlı yapay sinir ağlarında ortaya çıktığını ve çok katmanlı yapay sinir ağlarındaki hata değerlerinin (ortalama karesel hatanın karekökü ve ortalama mutlak hata) yüksek çıktığı gözlenmiştir. Dolayısıyla radyal tabanlı yapay sinir ağlarının daha başarılı bir modelleme yaptığı ifade edilmiştir [12].

Ay, (2014) Türkiye'nin Karadeniz Bölgesi'nde bulunan Kızılırmak Havzası'nda yer alan Kızılırmak Nehri üzerinde 1970 ile 2008 yılları arasında Yamula Akım Gözlem İstasyonu'ndan ölçülmüş 341 veri seti ile sodyum (Na^+), kalsiyum (Ca^{+2}), magnezyum (Mg^{+2}), bikarbonat (HCO_3^-), klor (Cl^-), sülfat (SO_4^{-2}) ve toplam tuz konsantrasyonu parametrelerini kullanarak çok katmanlı yapay sinir ağları, radyal tabanlı yapay sinir ağları ve çoklu lineer regresyon metotları ile toplam tuz konsantrasyonunu modellemiştir. Bir girişten altı girişe kadar kombinasyonlar oluşturmuş ve en iyi kombinasyonu (Na^+) - (Ca^{+2}) - (Mg^{+2}) - (HCO_3^-) - (Cl^-) - (SO_4^{-2}) değişkenleri vermiştir. En iyi model radyal tabanlı yapay sinir ağlarında oluşmuş ve ortalama karesel hatanın karekökü değeri 64.57, ortalama mutlak hata değeri 45.32 ve determinasyon katsayısı değeri 0.99 olarak hesaplanmıştır. Radyal tabanlı yapay sinir ağlarının düşük hata değerleri (ortalama karesel hatanın karekökü ve ortalama mutlak hata) ve yüksek determinasyon katsayısını vermesinden dolayı diğer metotlara göre daha başarılı olduğu ifade edilmiştir [13].

Yahia ve Houichi, (2016) Cezayir'in kuzeydoğusunda yer alan Batna kentindeki atıksu arıtma tesisinde 2006 ve 2010 yılları arasında kimyasal oksijen ihtiyacı, sıcaklık, elektriksel iletkenlik, pH ve askıda katı madde değişkenlerini kullanarak beş günlük biyolojik oksijen ihtiyacını çok katmanlı yapay sinir ağlarıyla modellemiştir. Mevcut değişkenlerle birçok modelleme yapılmış ve en iyi modelin kimyasal oksijen ihtiyacı, sıcaklık, elektriksel iletkenlik ve askıda katı madde değişkenlerinde meydana geldiğini gözlemlemiştir ve bu modeldeki ortalama karesel hatanın karekökü değerinin 68.26 ve korelasyon katsayısı değerinin 0.82 olduğunu hesaplamıştır. Dolayısıyla çok katmanlı yapay sinir ağları ile yapılan modellemenin başarılı olduğu belirtilmiştir [14].

Tomić et al. (2017) Almanya'nın güneyinde yer alan Tuna Nehri'nde 2002 ile 2011 yılları arasında 17 farklı gözlem istasyonundan elde ettiği 18 değişken (sıcaklık, pH, elektriksel iletkenlik, karbondioksit, bikarbonat, toplam alkalilik, biyolojik oksijen ihtiyacı, kimyasal oksijen ihtiyacı, askıda katı madde, nitrat, klorid, sülfat, ortofosfat, toplam zorluk, toplam fosfor, kalsiyum, magnezyum ve çözünmüş oksijen) ile çözünmüş oksijen modellemesini ileri ve geri yayımlı yapay sinir ağı ve çoklu lineer regresyon yöntemleri ile tahmin etmiştir. En iyi modelleme sıcaklık, nitrat, kalsiyum, elektriksel iletkenlik, klor, sülfat ve toplam zorluk değişkenlerinin olduğu kombinasyonda meydana gelmiştir. İleri yayımlı yapay sinir ağları ile yapılan modelleme sonucu determinasyon katsayısı değeri 0.88 ve geri yayımlı yapay sinir ağları ile yapılan modelleme sonucu determinasyon katsayısı değeri 0.86 ve çoklu lineer regresyon yöntemi ile yapılan modelleme sonucunda determinasyon katsayısı değeri 0.85 olarak hesaplanmıştır. Yapay sinir ağları ile yapılan her iki modellemeye de determinasyon katsayısının 0.86 değerine eşit ve büyük olduğu için iyi bir sonuç elde edildiği ve diğer yöntemlere göre yapay sinir ağlarının daha iyi olduğu ifade edilmiştir [15].

Gemici, (2017) Türkiye'nin kuzeyinde Ilgaz Dağları'ndaki Bartın Nehri'nde Aralık 2012 ve Aralık 2013 arasında 5 farklı gözlem istasyonundan elde ettiği aylık olarak ölçülmüş sıcaklık, pH, kimyasal oksijen ihtiyacı, elektriksel iletkenlik ve askıda katı madde değişkenleri ile radyal tabanlı yapay sinir ağları, çok katmanlı yapay sinir ağları ve çoklu lineer regresyon metotlarını kullanarak biyolojik oksijen ihtiyacını modellemiştir. En iyi model radyal tabanlı yapay sinir ağlarında oluşmuş ve ortalama mutlak hata değeri 0.998, ortalama karesel hatanın karekökü değeri 1.230 ve determinasyon katsayısı değeri 0.89 olarak hesaplanmıştır. Biyolojik oksijen ihtiyacı modellemesinde radyal tabanlı yapay sinir ağlarının diğer metotlara göre daha başarılı olduğu ifade edilmiştir [16].

3.BÖLÜM

MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. MATERYAL

Yeşilirmak Havzası'nda yer alan yirmi farklı gözlem istasyonuna ait 1995 - 2015 yılları arasındaki yirmi yıllık şubat, nisan, haziran, ağustos ve kasım aylarındaki ölçülmüş değişkenler ile su kalitesi parametrelerinin modellenmesi yapılmıştır. Modellemede kullanılan bağımsız değişkenler sıcaklık (T), elektriksel iletkenlik (EI), bulanıklık (TH), çözünmüş katı madde miktarı (TDS), pH ve aylar, bağımlı değişken ise çözünmüş oksijen (ÇO) konsantrasyonudur.

3.2. YEŞİLIRMAK HAVZASI

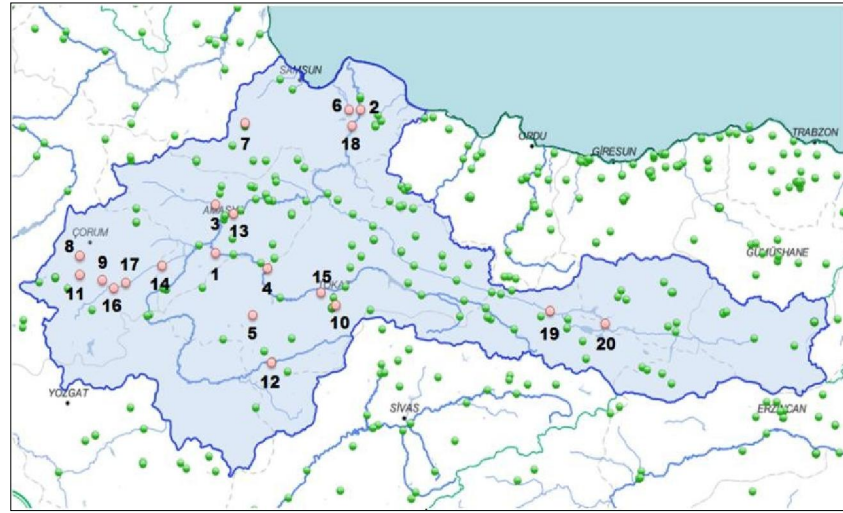
Yeşilirmak Havzası, ülkemizin kuzey kısmında yer alan ve toplamda yaklaşık 40.000 km² alana sahip olan bir havzadır. Havza sınırları içerisinde Samsun, Çorum, Amasya ve Tokat illeri bulunmaktadır. Yeşilirmak Nehri ve Çorum Çayı, Kelkit Çayı ile Çekerek Çayı gibi yan kollardan meydana gelen havza 5.80 milyar m³ su potansiyeline sahiptir. Havzanın yıllık ortalama akış miktarı 5.8 km³' tür. Bu değer, ülkemizdeki toplam akışa geçen suyun % 3.1' ini oluşturmaktadır. Ortalama yıllık yağış verimi ise 5.1 L/s/km² olarak hesaplanmıştır [17]. Yeşilirmak Havzası'nın Karadeniz Bölgesi'ne doğru olan kıyı kesimlerinde ılıman bir iklim görülürken havzanın daha iç kısımlarında karasal iklim görülmektedir. Havzadaki yıllık ortalama yağış 500 ila 850 mm arasında değişirken, yıllık ortalama sıcaklık değerleri 9 ila 15°C arasındadır [18].

Tablo 3.1' de görüleceği üzere genel su kalitesini incelemek amacıyla Yeşilirmak Havzası'nda yer alan yirmi adet akım gözlem istasyonuna ait çeşitli bilgiler verilmiştir. Bu istasyonlardan 5 tanesi 5.Bölge Müdürlüğü'ne, 13 tanesi 7.Bölge Müdürlüğü'ne ve 2 tanesi 19.Bölge Müdürlüğü'ne bağlıdır. Havzada kullanılan akım gözlem istasyonlarının Yeşilirmak Havzası üzerindeki dağılımı Şekil 3.1' de verilmiştir. Ayrıca

havza genelinde yoğun tarım faaliyetleri ve pH değerlerinin düşük olması gibi birkaç sebepten dolayı havzanın su kalitesi olumsuz yönde etkilenmektedir [19].

Tablo 3.1. Yeşilırmak Havzası su kalitesi parametrelerinin belirlendiği akım gözlem istasyonlarına ait bilgiler

No	İstasyon No	Bölge	İl	Havza	Açılış Tarihi	X	Y
1	14-05-00-040	5	Ankara	Yeşilırmak	01.01.1991	735125	4489560
2	14-05-00-046	5	Ankara	Yeşilırmak	01.01.1992	309312	4564050
3	14-05-00-047	5	Ankara	Yeşilırmak	01.01.1992	733590	4512250
4	14-05-00-048	5	Ankara	Yeşilırmak	01.01.1992	255312	4480287
5	14-05-00-049	5	Ankara	Yeşilırmak	01.01.1992	249080	4534215
6	14-07-00-003	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1982	303695	4557975
7	14-07-00-004	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1982	724350	4537885
8	14-07-00-019	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1990	661589	4484934
9	14-07-00-026	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1991	674711	4471887
10	14-07-00-027	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1991	291495	4460362
11	14-07-00-030	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1991	659342	4479580
12	14-07-00-031	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1991	256500	4432685
13	14-07-00-033	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1991	746450	4508660
14	14-07-00-037	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1991	704955	4480725
15	14-07-00-050	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1992	287150	4468680
16	14-07-00-051	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1992	675287	4467536
17	14-07-02-008	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1982	679497	4469188
18	14-07-02-010	7	Samsun	Yeşilırmak	01.01.1982	303448	4546250
19	14-19-00-082	19	Sivas	Yeşilırmak	01.01.2008	412648	4454789
20	14-19-00-094	19	Sivas	Yeşilırmak	01.01.1998	443304	4440563



Şekil 3.1. Yeşilirmak Havzası su kalitesi parametrelerinin belirlendiği akım gözlem istasyonları

3.3. YAPAY SİNİR AĞLARI

3.3.1. Yapay Sinir Ağlarına Giriş

Yapay sinir ağları (YSA); insan beyninin yaptığı karmaşık hesap yapabilme özelliğinden yararlanılarak geliştirilmiş ve ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan işlem elemanlarından meydana gelen bilgi işleme yapılarıdır. Başka bir deyişle yapay sinir ağları; insan beynini ve biyolojik sinir sistemini taklit eden bilgisayar üzerindeki sistemlerdir. Veri işleme, öğrenme ve hafızaya alma kapasitesine sahip olan bu ağlar biyolojik sinir sisteminde olduğu gibi nöronlar ve bağlantı kablolarından oluşmaktadırlar.

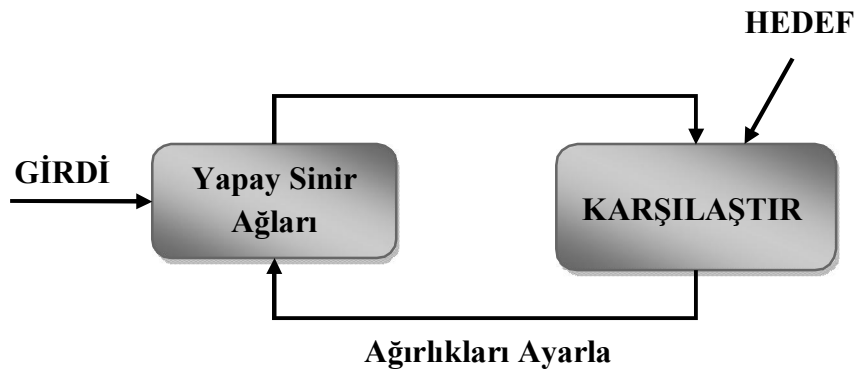
3.3.2. Yapay Sinir Ağlarının Tarihçesi

İnsan beyninin çalışma şeklinin araştırılması hakkında yapılan çalışmalar binlerce yıl öncesine dayanmaktadır. Sinir hekimi olan Warren McCulloch ve matematikçi Walter Pitts ilk yapay sinir ağı modelini 1943 yılında oluşturmuşlardır. İlk modellemeyi elektrik devreleriyle oluşturan McCulloch ve Pitts insan beyninin hesaplama yeteneğinden esinlenmişlerdir. Wiener; 1948’de “Cybernetics” adlı kitabında sinirlerin çalışmasına vurgu yapmıştır. Hebb; 1949 yılında “Organization of Behaviour” adlı kitabında öğrenme ile ilgili temel teoriyi incelemiştir. Daha sonraki yıllarda birçok

araştırmacı Hebb'in öngördüğü kuraldan yararlanarak yapay sinir ağlarını geliştirici çalışmalarda bulunmuşlardır.

3.3.3. Yapay Sinir Ağlarının Çalışma Prensipleri

Modellenen veriler; yapay sinir ağına girdi olarak işlenmekte ve ağ içerisinde tüm ihtimaller göz önüne alınıp değerlendirilerek en iyi ve en uygun çıkış verisi olarak sunulmaktadır. Yapay sinir ağlarının öğrenme özelliği sayesinde mevcut verisi veya hiç örneği olmayan olayların çözümünde de başarılı sonuçlar ortaya çıkmaktadır. Çünkü YSA elde ettiği bilgiler ile kendi tecrübelerini oluşturmakta ve benzer bir olay karşısında benzer kararlar vermektedir. Şekil 3.2' de yapay sinir ağının çalışma prensibi verilmiştir.



Şekil 3.2. Yapay sinir ağlarının çalışma prensibi

3.3.4. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları

Yapay sinir ağları gerçek yaşamda karşılaşılmamış problemler için geniş bir kullanım alanına sahiptir. Günümüzde endüstride ve farklı bilim dallarında başarılı şekilde kullanılmaktadır. Yapay sinir ağlarının kullanım alanlarında bir kısıtlama yoktur. Fakat sınıflandırma, tahmin ve modelleme başlıca kullanım alanlarıdır. Kalp fonksiyonları gibi fizyolojik işlevlerin izlenmesi, ses tanıma, el yazısı tanıma, parmak izi tanıma, ekonomik tahminler, finansal tahminler, laboratuvar araştırmaları, meteorolojik tahminler ve sistem modelleme gibi birçok dalda ve beton basınç dayanımının tahmin edilmesi, büyük ve karmaşık yapıların alt yapı şebeke sistemlerinin bakım optimizasyonunun modellenmesi, yapıların inşa edilmesinde optimum maliyetin

sağlanması gibi inşaat mühendisliği alanında da çeşitli modellemelerde yapay sinir ağlarının kullanıldığını görmekteyiz.

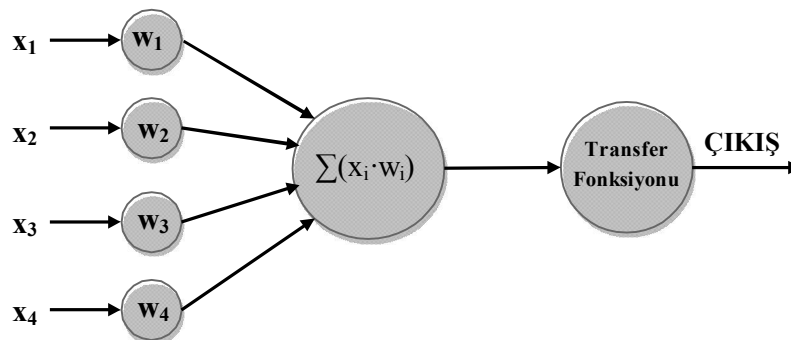
3.3.5. Yapay Sinir Ağlarının Avantajları ve Dezavantajları

Yapay sinir ağları ile çok kompleks problemler dahi kolaylıkla çözülebilmektedir. Bunun için oluşturulacak modellemenin çok iyi olması ve karşılaşılan benzer problemlerin de örnek oluşturması açısından incelenmesi fayda sağlamaktadır. Yapay sinir ağlarının öğrenme özelliğinden dolayı modelleme sonucunda ortaya çıkan kararlar varsayım içermezler ve gerçekçidirler. Çünkü yapay sinir ağları, benzer örnekleri dikkatle inceler ve problemin çözümünü örneklerden öğrenir.

YSA'nın avantajları yanında bazı dezavantajları da bulunmaktadır. Problemlerin çözümünde daha hızlı işlem süreçlerine ihtiyaç duyulması, oluşturulacak modelleme için deneme yanılma yöntemlerinin kullanılması, her problemin çözülememesi, farklı kriterlere bağlı olan ve analiz sonucunda en iyi çözüm olarak üretilen seçeneğin garantisinin olmaması, yapay sinir ağlarının sayısal veriler üzerinden çalışmasından dolayı problemin sayısal veriye dönüştürülmesinin gerekmesi yapay sinir ağlarının dezavantajlarındandır.

3.3.6. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı ve Temel Bileşenleri

YSA genellikle paralel işleyen ve birbirine bağlı elemanlardan oluşan yapılardır. YSA'nın temel birimi düğüm ya da işlem elemanı olarak bilinen yapay bir sinirdir. Biyolojik sinirlere nazaran daha basit bir yapıya sahip olan yapay sinirler temelde biyolojik sinirleri taklit ederler. Şekil 3.3' te görüleceği üzere işlem elemanları; girişler, ağırlıklar, toplama işlevi, transfer işlevi ve çıkışlar olmak üzere beş bileşeni içerir.



Şekil 3.3. Yapay nöronun şematik gösterimi

3.3.6.1. Girişler:

Girişler ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_i$) dışarıdan alınan bilgileri yapay sinir ağına getiren elemanlardır. Bilgi bir sonraki adıma aktarılmaktadır. Bir nöron sınırsız sayıda veri girişi alabilir. Fakat her nöron sadece bir çıkış verisine sahiptir.

3.3.6.2. Ağırlıklar:

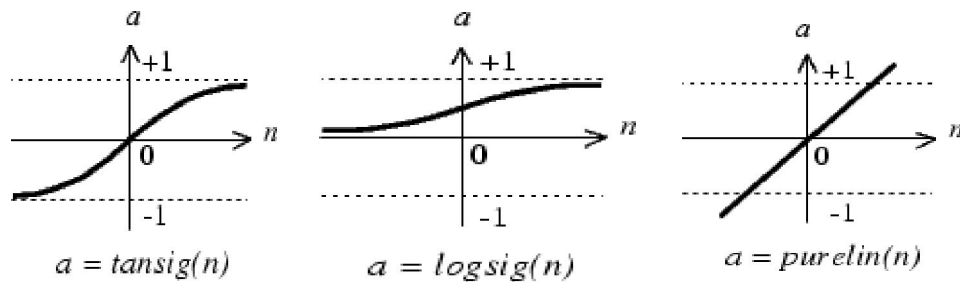
Ağırlıklar ($w_1, w_2, w_3, \dots, w_i$) matematiksel nöronların önemli elemanlarıdır. Ağ sistemi tarafından öğrenilmiş olan bilgiler burada depolanır ve saklanır. Bir ağırlığın yapay sinir ağı içerisindeki önemi, ağırlığın değerine bağlıdır.

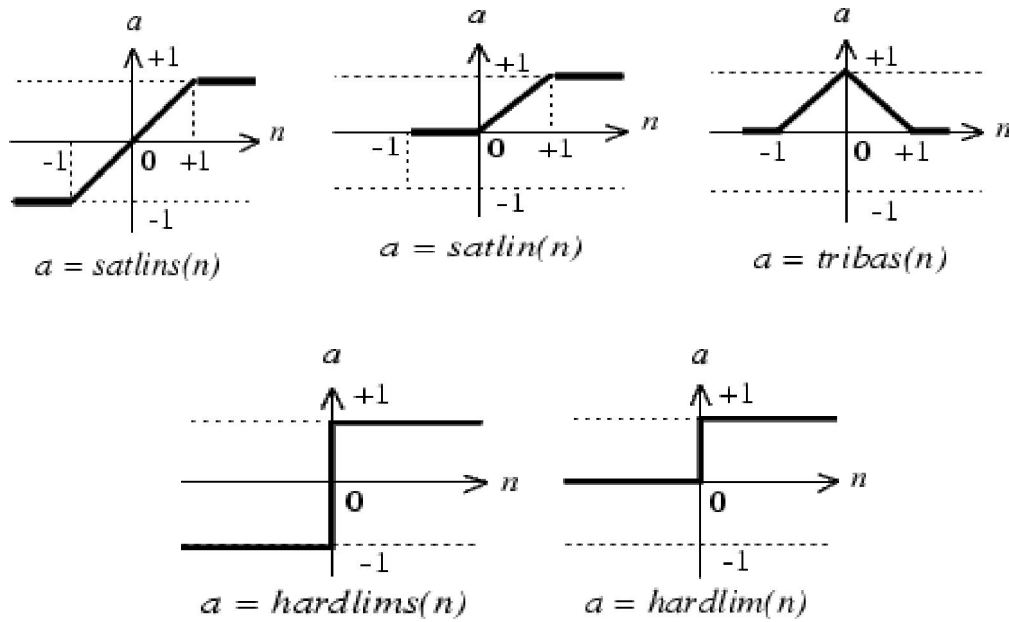
3.3.6.3. Toplama İşlevi:

Toplama işlevi dışarıdan girdi olarak alınan veriler ile ağırlıkların tümünden sorumludur. Her girdinin kendi ağırlığı ile çarpımlarının toplamını transfer işlevine aktaran işlem elemanıdır.

3.3.6.4. Transfer Fonksiyonları:

Transfer fonksiyonları; kendisine veri olarak gelen ağırlıklı girdilerin aktivasyonundan ve sonraki adımda oluşacak olan çıkış değerinin tanımından sorumludur. Sinirler her zaman transfer işlevinin eşik seviyesi üzerinde çıkış verisi üretirler. Sigmoid, tanjant sigmoid, adım, basamak fonksiyonları en yaygın şekilde kullanılan transfer işlevleridir. Transfer fonksiyonlarının seçimi büyük ölçüde mevcut bilgilere, ağ yapısı ve modelleme ile ne öğrenilmek istendiğine bağlıdır. Şekil 3.4' te bazı transfer fonksiyonları gösterilmiştir.





Şekil 3.4. Bazı transfer fonksiyonlarının gösterimi

3.3.6.5. Çıkışlar:

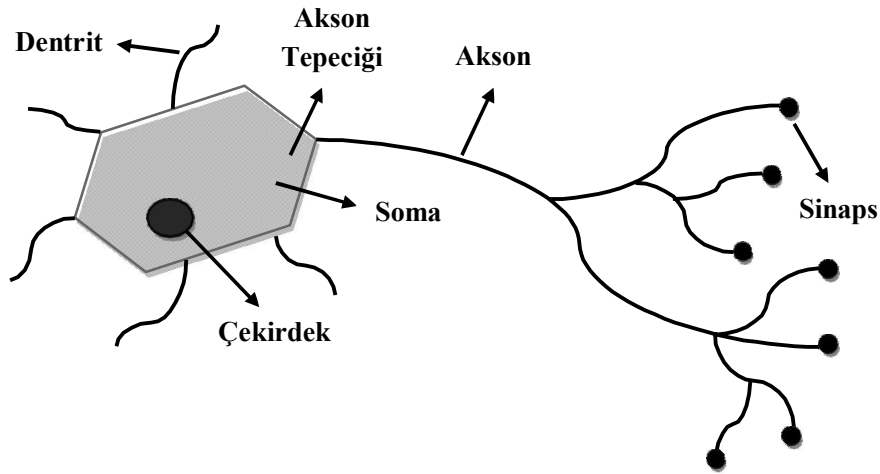
Bir sinirden sadece bir çıkış verisi mevcuttur. Çıkış verisi başka bir sinirin giriş verisi olabilir. Çıkış bilgisi aynı zamanda transfer işlevinin de sonuç bilgisidir. Yapay nöron bileşenleri bir araya gelerek yapay sinir ağını oluştururlar. YSA ile eldeki veriler kullanılarak en doğru çözüm ortaya koyulmaktadır.

3.3.7. Yapay Sinir Ağları ve Biyolojik Sinir Sistemi Benzerliği

İnsan beyninde bulunan milyarlarca sinir hücresinin biraraya gelmesiyle biyolojik sinir ağları oluşmaktadır. Sinir hücrelerinin birbirine bağlanması sonucunda insan hareketleri, düşünceleri, fonksiyonları ve işlevleri meydana gelmektedir. Biyolojik sinir ağları çok kompleks bir yapıya ve karmaşık olayları çözecek bir performansa sahiptir. Duyu organlarına gelen sinyaller, sinir hücreleri ile beyne taşınır ve organlara tekrar eylem olarak gönderilir. Yapay sinir ağları ve biyolojik sinir sistemi arasındaki benzerlikler Tablo 3.2' de gösterilmiştir. Yapay sinir ağları da şekil 3.5' de ağ yapısı gösterilen biyolojik sinir sistemi gibi çalışmaktadır.

Tablo 3.2. Yapay sinir ağıları ve biyolojik sinir sistemi elemanları arasındaki benzerlikler

Yapay Sinir Ağı	Biyolojik Sinir Ağı
Sinirsel hesaplama sistemi	Sinir sistemi
İşlem elemanı	Sinir
Sinirler arası bağlantı ağırlıkları	Sinaps
Toplama işlevi	Dentrit
Transfer işlevi	Hücre Gövdesi
Sinir çıkışı	Akson



Şekil 3.5. Biyolojik sinir sistemi yapısı

3.3.8. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

YSA'nın çok fazla çeşidi olmakla birlikte sinir ağlarının bağlantı şekilleri, olayların çözümündeki öğrenme şekilleri ve katman sayıları bu farklılıkta rol oynayan unsurlardandır.

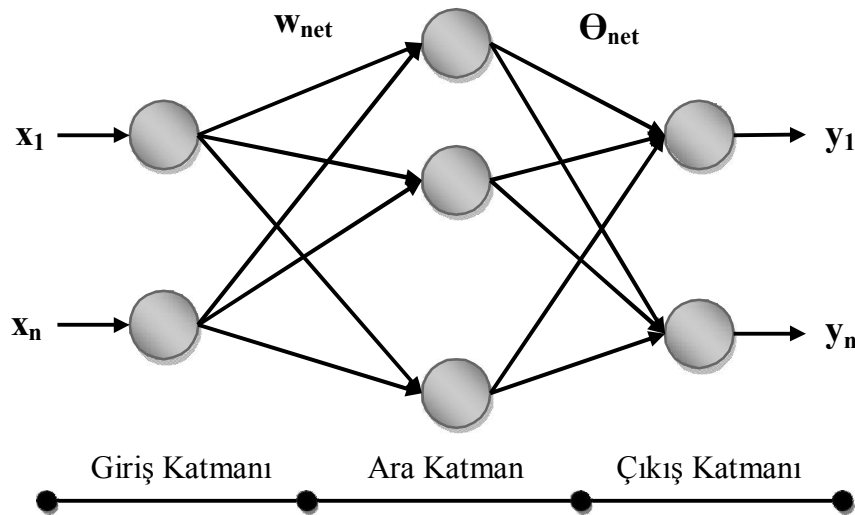
Yapay sinir ağları; yapısal ve öğrenme algoritmalarına göre farklılık ve çeşitlilik göstermektedir. Yapısal olarak ileri beslemeli ve geri beslemeli olarak sınıflandırılırken, öğrenme algoritmalarına göre de danışmanlı öğrenme, danışmansız öğrenme ve takviyeli öğrenme olarak sınıflandırılmaktadır.

3.3.8.1. Yapay Sinir Ağlarının Yapısal Olarak Sınıflandırılması

Daha önce belirtildiği üzere, yapay sinir ağları birbiriyle ilişkili nöronların birleşiminden meydana gelmektedir. Nöronlar arasındaki bu ilişki yapay sinir ağlarının yapısını göstermektedir. YSA yapısal anlamda ileri beslemeli ve geri beslemeli olarak iki grupta incelenmektedir.

3.3.8.1.1. İleri Beslemeli YSA:

Bir yapay sinir ağının giriş katmanı, ara (gizli) katman ve çıkış katmanına sahip olduğu düşünüldüğünde, giriş katmanına girdi olarak alınan veriler ilk katmanda herhangi bir işlemten geçmeden ikinci katmana aktarılır. Yapay sinir ağına gelen veriler tek yönlü ilerleyerek ara katman ve çıkış katmanında çözümlenirler. Son olarak; işlemlerden geçen değerler çıktı şeklinde ağ sisteminden ayrılır ve bir sonraki sinir ağına girdi olarak alınırlar. İleri beslemeli yapay sinir ağına ait bir model ve katmanları Şekil 3.6' da verilmiştir.

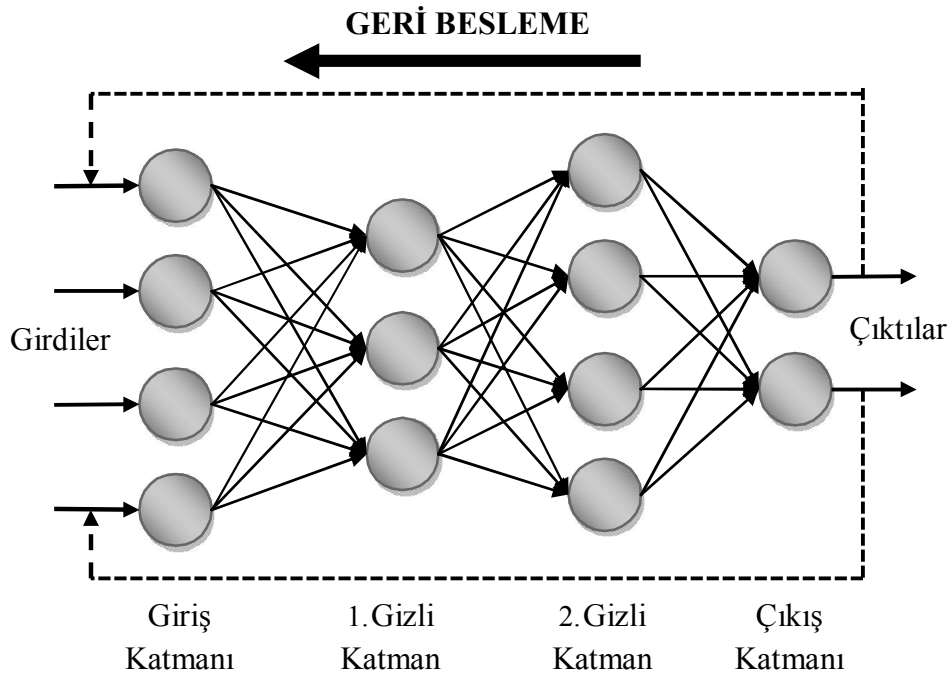


Şekil 3.6. Üç katmanlı ileri beslemeli YSA mimarisi

3.3.8.1.2. Geri Beslemeli YSA:

Geri beslemeli YSA; giriş katmanı, çıkış katmanı ve minimum bir adet ara katmana sahiptir. Bu tip ağlarda ara ve çıkış katmanının çıktıları bir önceki katmanın ya da giriş katmanının girdileri olabilir ve geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Bu tip yapay sinir ağlarında veri aktarımı çift yönlü olmaktadır. Geri beslemeli YSA zaman serilerinin farklı varyasyonlarının tahmininde oldukça başarılıdır. Ağın en

sonundaki çıktı değeri kendi ağına ya da bir başka hücreye girdi olarak da verilebilir. Geri besleme tabakalar arasında olduğu gibi tabakalardaki nöronlar arasında da olabilir. Bu yapıdaki bir yapay sinir ağı lineer olmayan dinamik davranış sergilemektedir. Geri beslemeli yapay sinir ağına ait bir model ve katmanları Şekil 3.7’ de gösterilmiştir.



Şekil 3.7. Dört katmanlı geri beslemeli YSA mimarisi

3.3.8.2. Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Algoritmalarına Göre Sınıflandırılması

Öğrenme; gözlemleme, deneme ve yanıtların sonucunda doğal yapının davranışındaki değişiklik olarak tanımlanmaktadır. Bu bağlamda ağlardaki ağırlıkların değişimi, bazı kurallar ve metotlar tarafından desteklenmektedir. Dolayısıyla bu metotlarla ilişkili olan üç farklı öğrenme yönteminden bahsedilir.

3.3.8.2.1. Danışmanlı Öğrenme:

Tamamen danışmanın kontrolünde olan öğreticili eğitimde yapay sinir ağına girdiler ve çıktılar birlikte verilir. Mevcut girdi değerleriyle sisteme verilen çıktı değerlerinin elde edilmesi istenir. Yapay sinir ağının çıktı olarak ortaya koyduğu değer ile eldeki çıktı değerleri karşılaştırılır. Hata düzeyinin kabul edilebilir sınırlar içinde olup olmadığı kontrol edilir.

3.3.8.2.2. Danışmansız Öğrenme:

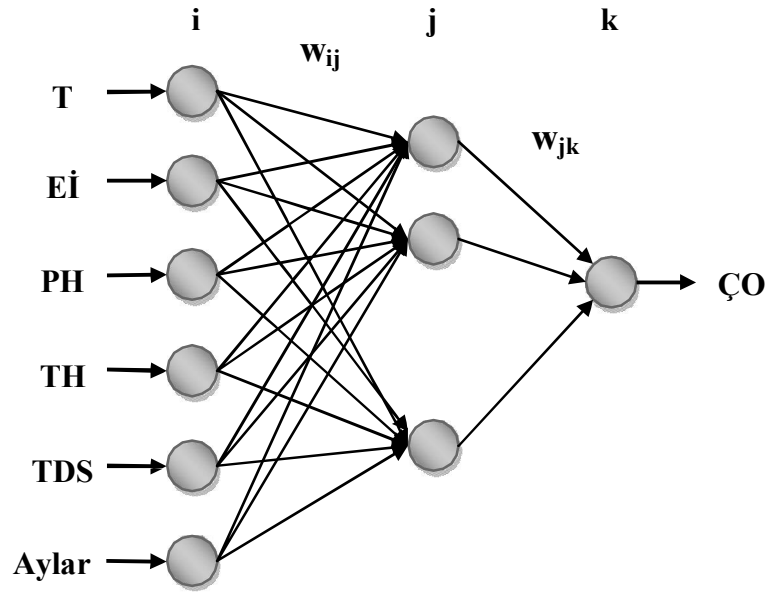
Yapay sinir ağına sadece girdi değerleri işlenir. Bu girdi bilgilerinin hedef çıktı değerleri belirtilmez. Sinir ağı giriş katmanına verilen girdiler üzerinde benzer olanlar sınıflandırılır ve her grup için bir örüntü sisteme tanımlanır. Daha sonra yapay sinir ağı, bağlantı ağırlıklarını düzenler.

3.3.8.2.3. Takviyeli Öğrenme:

Danışmanlı öğrenme yöntemine benzemektedir. Fakat danışmanlı öğrenmedeki gibi sisteme bir çıkış değeri verilmez. Modelleme sonucunda ortaya çıkan çıktı değerlerinin girdi değerlerine uygunluğunu belirlemek için bir kontrol mekanizması kullanılmaktadır. Eğitim sonunda doğru - yanlış veya var - yok gibi iki sınıfa ayrılmış çıktıları elde etmeye yarar.

3.4. ÇOK KATMANLI YAPAY SİNİR AĞLARI (ÇKYSA)

İleri beslemeli yapıya sahip olan ve giriş katmanı, çıkış katmanı ve minimum bir adet gizli katmandan meydana gelen ÇKYSA, tek katmanlı yapay sinir ağlarının çözemediği problemleri rahat bir şekilde çözebilmektedir. Şekil 3.8’ de görüleceği üzere giriş katmanına girdi olarak gelen veriler, herhangi bir çözümlemeye maruz kalmadan bir sonraki katman olan gizli katmana aktarılır. Sistem içerisindeki ağırlık değerleri, elde edilen çıktılarla tahmini çıktılar arasındaki hatayı minimum seviyeye indirmek için devamlı olarak güncellenir. Bu güncellemede hatalar için geriye yayılma ilkesi kullanılmaktadır.



Şekil 3.8. Çok katmanlı yapay sinir ağı mimarisi

Her hücre önceki tabakanın NET ağırlıklı toplam çıktıları girdi olarak alır. NET ağırlık toplam çıktıları denklem 3.1’ deki gibi hesaplanır.

$$NET_{pj} = \sum_{i=1}^D A_{ij} C_{pi} + \theta_j \quad (3.1)$$

Burada D : girdi vektörünün boyutu, θ_j : taraflılık sabiti (bias), A_{ij} : i - j tabakaları arasındaki ağırlıklar kümesi, C_{pi} : p örneği için i tabakasının çıktısını göstermektedir.

j ve k tabakalarındaki her bir hücre kendisine gelen NET girdi değerini işleyerek doğrusal olmayan bir fonksiyondan geçirir ve bu girdiye karşılık üreteceği $f(NET)$ çıktısını oluşturur. $f(NET)$ değeri denklem 3.2’ deki gibi hesaplanır.

$$f(NET) = \frac{1}{1 + e^{-NET}} \quad (3.2)$$

Eğitme aşamasında, p örneği için toplam hata H_p , gerçek ve tahmin edilen çıktılar arasındaki kareler farkına bağlı olarak denklem 3.3 ile hesaplanır.

$$H_p = \sum_{k=1}^N (G_{pk} - C_{pk})^2 \quad (3.3)$$

Burada N iterasyon sayısı olmak üzere G_{pk} ve ζ_{pk} sırası ile p örneği için gerçek ve tahmin edilen çıktı değerleridir.

Her bir bağlantı ağırlığı, A_{ij} , denklem 3.4 ile yenilenir.

$$A_{ij}^{veni} = A_{ij}^{eski} - \eta \frac{\partial H_p}{\partial A_{ij}} \quad (3.4)$$

Denklem 3.4' te η öğrenme oranı olarak adlandırılan orantılılık katsayısını, $\partial H_p / \partial A_{ij}$ ise hata yüzeyinin eğimini göstermektedir.

Denklem 3.5' te görüleceği üzere Newton ve Steepest Descent algoritmalarından türetilerek Levenberg – Marquardt algoritması ortaya çıkarılmıştır. Tüm giriş örnek değerleri için oluşturduğu Jacobian Matrisi ve hata vektörünü kullanan Levenberg – Marquardt algoritması Hata Geriye Yayılım algoritmasından farklı şekilde parametre güncelleme işlemleri yapmaktadır.

Denklem 3.5' te bulunan $V(x)$ fonksiyonu x parametre vektörüne göre en aza indirilirse Newton'un denklemi elde edilir.

$$\Delta x = -[\nabla^2 V(x)]^{-1} \cdot \nabla V(x) \quad (3.5)$$

Burada $\Delta(x)$; ağırlık vektörünü, $\nabla^2 V(x)$; Hessian matrisini, $\nabla V(x)$; eğimi ve ∇ ; Nabla sembolünü göstermektedir. Eğer $V(x)$ ' in bir karelerin toplamı olduğunu varsayarsak fonksiyon denklem 3.6' daki gibi olur.

$$\nabla V(x) = \sum_{i=1}^{N_i} e_i^2(x) \quad (3.6)$$

$$\nabla V(x) = J^T(x) \cdot e(x) \quad (3.7)$$

$$\nabla^2 V(x) = J^T(x) \cdot J(x) + S(x) \quad (3.8)$$

Burada $J(x)$ hata yüzeyinin eğimini hesaplayan Jacobian matrisini, $e(x)$ gerçek ve tahmin edilen çıktı değerleri arasındaki farkı yani hata vektörünü göstermektedir.

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_{11}}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_{11}}{\partial \omega_2} & \Lambda & \frac{\partial e_{11}}{\partial \omega_N} \\ \frac{\partial e_{1n}}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_{1n}}{\partial \omega_2} & \Lambda & \frac{\partial e_{1n}}{\partial \omega_N} \\ \frac{\partial e_{pn}}{\partial \omega_1} & \frac{\partial e_{pn}}{\partial \omega_2} & \Lambda & \frac{\partial e_{pn}}{\partial \omega_N} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$S(\underline{x}) = \sum_{i=1}^N e_i(x) \cdot \nabla^2 \cdot e_i(x) \quad (3.10)$$

Gauss – Newton yöntemi için $S(x) \approx 0$ varsayılırsa denklem 3.5, denklem 3.11 haline dönüşür.

$$\Delta(x) = [J^T(x) \cdot J(x) + \mu \cdot I]^{-1} J^T(x) \cdot e(x) \quad (3.11)$$

Denklem 3.11’deki $\Delta(x)$ ağırlık vektörü, I birim matris, μ kombinasyon katsayısıdır. J , $[(P \times n), N]$ boyutunda Jacobian matrisini e , $[(P \times n), N]$ boyutunda hata vektörünü göstermektedir. P eğitim örnek sayısını, n çıkış sayısını ve N ağırlık sayısını göstermektedir. $V(x)$ değeri artış gösterdiğinde μ parametresi; β gibi bir sayı ile çarpılırken, azalma gösterdiğinde β sayısı ile bölünür.

3.5. BULANIK MANTIK

Bulanık mantık, gerçek dünyadaki karmaşık problemlerin sahip olduğu belirsizlikleri matematiksel bir ifadeye dönüştüren bir sistemdir. Matematiğin gerçek dünyaya uygulanması olarak da tanımlanabilmektedir. Klasik mantıkta olaylar (0,1) şeklinde gösterilir. Yani önermenin doğru ya da yanlış olduğunu belirten iki seviyeli bir mantık olarak değerlendirilir. Fakat bulanık mantık (0,1) aralığındaki çok seviyeli işlemleri ifade etmekte ve belirsizlikler üzerine çalışmaktadır. Belirsizliklerin matematiksel olarak ifade edilmesi kompleks problemlerde oldukça kolaylık sağlamaktadır. Örneğin zemin problemlerinde zemin emniyet katsayıları birtakım belirsizliklerin giderilmesi

için bulanık mantıkla oluşturulmuş matematiksel değerlerdir. Taşkın kontrol hacminin hesaplanmasında etkili olan savak katsayısının belirlenmesi, ağırlık barajlar için yapılan devrilme ve kayma tahkikleri için elde edilen güvenlik katsayılarının oluşturulması bulanık mantık ile ilgilidir.

3.5.1. Bulanık Mantığın Uygulama Alanları

Bulanık mantık, fonksiyon uyarlaması, eğri uydurma, süzgeçleme gibi işlemlerle optimizasyonda, görüntü işlemede, bilgi sistemlerinde ve elektronik ürünler, robotik otomasyon, akıllı sistemler, izleme sistemleri gibi uygulamalarla da otomatik kontrol sistemlerinde kullanılmaktadır. Buna ek olarak yüksek binaların rüzgâr ve deprem etkisindeki davranışlarının incelenmesi, akış, buharlaşma ve yağışın etkisiyle yer altı su seviyesindeki değişimlerin incelenmesi, uçucu kül miktarının değişimi ile beton basınç dayanımlarındaki farklılığın incelenmesi gibi inşaat mühendisliğinde birçok alanda kullanılmaktadır.

3.5.2. Bulanık Mantığın Avantajları ve Dezavantajları

Bulanık mantık matematiksel modellemelere ihtiyaç duymaz. Bu nedenle doğrusal olmayan, zamana bağlı değişen problemlerde başarılı bir uygulama alanıdır. Bulanık mantıkta işaretlerin ön işleme tabi tutulması ve çok sayıdaki değerlerin az sayıdaki üyelik fonksiyonlarına indirgenmeleri ile uygulamalarda daha hızlı şekilde sonuca varılır. Ayrıca kullanıcının deneyimlerinden yararlanma ve kullanıcı girişlerine olanak sağlama bulanık mantığın sağladığı bir diğer avantajdır.

Bulanık mantıktaki üyelik işlevlerinin öğrenme yeteneklerinin olmaması ve sisteme özel olmaları sebebiyle başka sistemlere uyarlanmaları çok zordur. Bununla birlikte bulanık mantıkta analizlerin yapılmasında kesin bir yöntemin olmaması temel sorunlardan biridir.

3.5.3. Bulanık Küme Kavramı

Klasik küme kavramında ögeler bir kümeye ait ise üyelik derecesi “1”, kümeye ait değilse üyelik derecesi “0” olarak değerlendirilir. Fakat bulanık mantıktaki küme kavramı böyle değildir. Ögeler 0 ile 1 arasında farklı üyelik derecelerine sahiptirler. Klasik küme ve bulanık küme kavramları için sıcaklık örneği verilecek olursa klasik kümedeki sıcaklık derecesi 30°C’nin altına düşerse (29,8°C gibi) ortam soğuktur ibaresi

çıkarken, bulanık kümedeki sıcaklık örneği için bu şekilde keskin geçişler yoktur. Bulanık kümelerdeki elemanların üyelik derecelerinin fonksiyonları üçgen, yamuk, çan eğrisi şeklinde olabilir.

Bulanık mantıktaki kural tabanı birimi; sisteme girişleri çıkış değişkenine bağlayan “Eğer - ise” şeklindeki kuralları da içermektedir. Örneğin; bir akarsudaki sülfat konsantrasyonu bulanık küme kavramına göre belirlenmiş olsun. Konsantrasyon değerleri dikkate alındığında su kalitesinin sınıfı sözel olarak çok kötü, kötü, normal, iyi, çok iyi ifadeleri ile farklılık gösterebilir. Dolayısıyla bulanık mantığa göre, “Eğer sülfat konsantrasyonu çok iyi ise su kalitesi 1.sınıf, eğer sülfat konsantrasyonu iyi ise su kalitesi 2.sınıf, eğer sülfat konsantrasyonu normal ise su kalitesi 3.sınıf, eğer sülfat konsantrasyonu kötü ise su kalitesi 4.sınıf ve eğer sülfat konsantrasyonu çok kötü ise su kalitesi 5.sınıftır.” yorumu yapılabilir.

3.6. UYARLAMALI BULANIK YAPAY SİNİR AĞI ÇIKARIM SİSTEMİ (ANFIS)

Yapay sinir ağları ile bulanık mantığın birlikte kullanıldığı bir sistemdir. Sistem içinde bulanık mantıktaki eğer - ise kavramı ile yapay sinir ağlarındaki girdi - çıktı değerleri birlikte yer almaktadır. ANFIS’te parametreler bulanık küme haline getirilmektedir. Sugeno ve Mamdani olarak adlandırılan iki farklı çözüm yöntemi mevcuttur. Bu yöntemler problemin türüne göre değerlendirilmektedir. Herhangi bir ANFIS organizasyonu temel olarak üç mekanizma tarafından oluşturulmuştur. Birincisi bulanık kuralları içeren bir kural tabanı, ikincisi bulanık kurallarda kullanılan üyelik fonksiyonlarını sağlayan bir veri tabanı ve kurallar için çıkarım süreci olarak çalışan bir akıl yürütme mekanizmasıdır. Akıl yürütme mekanizmaları sürekli değişen ortamlarda daha iyi performansa ulaşmak için kendilerini öğrenmeye uyarlama becerilerine sahiptirler. Dolayısıyla ANFIS modeli bulanık çıkarım sisteminin gücünü bir sinir ağı ile birleştirerek belirsizlik içeren çeşitli sistemlerin özelliklerini etkili bir biçimde tahmin edebilir.

3.6.1. ANFIS’ in Mimari Yapısı ve İşleyişi

ANFIS, kuralların veriler yardımıyla uzman tarafından atanmasına olanak vermekte veya ele alınan problem için oluşturulan yapıya göre olası tüm kuralları atayabilmektedir. ANFIS’in kural oluşturabilmesi veya kural oluşturulmasına olanak

sağlaması tecrübeli ve uzman görüşlerden faydalanması anlamına gelmektedir. Bu nedenle ANFIS; birçok tahmin probleminde, uzman görüşlerinden faydalanma imkânını yapay sinir ağlarına tanıdığı için ortalama hata kareler kriterine göre daha iyi sonuçlar elde edilmesini sağlamaktadır.

ANFIS'in işleyişi 5 katmandan meydana gelmekte ve bu sistem Şekil 3.9' da gösterilmektedir. ANFIS yapısındaki her katmana ait düğüm işlevleri ve katmanların işleyişi sırasıyla aşağıdaki gibidir.

1.katman: Girdi katmanıdır. Bulanık üyelik işlevine bağlı olan bu katman her girdi için üyelik derecelerini tanımlamaktadır. $\mu_{Ai}(x)$ denklem 3.12' deki gibi gösterilir.

$$o_{1,i} = \mu_{Ai}(x) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_1 - c_i}{\sigma_i}\right)^2\right] \quad (3.12)$$

$o_{1,i}$ ve μ_{Ai} , üyelik derecesini, σ_i ve c_i öncül kümesini oluşturan parametreleri göstermektedir.

2.katman: Kural katmanıdır. Burada kullanılan üyelik fonksiyonuna ve giriş değerlerine bağlı olan ve üyelik derecelerinden meydana gelen her bir düğümün çıkışı w_i ; 1.katmandan gelen üyelik derecelerinin çarpımı şeklinde olmaktadır. μ_{Ai} ve μ_{Bi} üyelik dereceleridir.

$$o_{2,i} = w_i = \mu_{Ai}(x_1) \times \mu_{Bi}(x_2) \quad (3.13)$$

3.katman: Normalizasyon katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, kural katmanından gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul etmekte ve her bir kuralın normalleştirilmiş ateşleme seviyesini hesaplamaktadır. Normalleştirilmiş ateşleme seviyesi w_i 'nin hesaplanması ise denklem 3.14' te verilmiştir.

$$o_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_1}{w_1 + w_2 + w_3 + w_4} \quad (3.14)$$

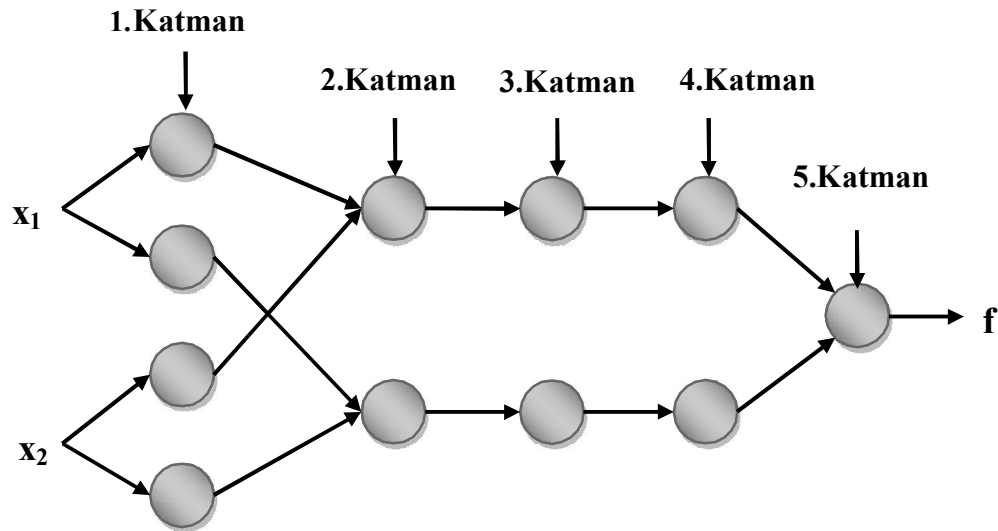
4.katman: Arındırma katmanıdır. Arındırma katmanındaki her bir düğümde verilen kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaktadır. 4. katmandaki i. düğümün çıkış değeri ise denklem 3.15' te verilmiştir.

$$o_{4,i} = \overline{w_i} \cdot f_i = \overline{w_i} \cdot (p_i \cdot x_1 + q_i \cdot x_2 + r_i) \quad (3.15)$$

Buradaki p_i, q_i, r_i değişkenleri, i. kuralın sonuç parametreleri kümesini, x_1 ve x_2 giriş değerlerini göstermektedir.

5.katman: Toplam katmanıdır. Bu katmanda sadece bir düğüm vardır ve $\sum$ ile etiketlenmiştir. Burada, 4. katmandaki her bir düğümün çıkış değeri toplanır ve ANFIS sisteminin gerçek çıktı değeri elde edilir. Sistemin çıkış değerinin hesaplanması ise denklem 3.16' da verilmiştir.

$$o_{5,i} = \sum_i \overline{w_i} \cdot f_i \quad (3.16)$$



Şekil 3.9. Birinci dereceden iki girişli ve iki kurallı ANFIS yapısı

ANFIS'te yapay sinir ağlarında olduğu gibi girdiler sisteme işlenir ve elde edilen çıktılarla tahmini çıktılar karşılaştırılır. Aralarındaki farkın kareleri toplamı olan hata fonksiyonunun minimum olduğu modelleme seçilir.

3.7. MODELLERİN KARŞILAŞTIRMA KRİTERLERİ

ANFIS ve ÇKYSA ile yapılan modelleme sonuçlarının karşılaştırılmasında ortalama mutlak hata (OMH), ortalama karesel hatanın karekökü (OKHK) ve determinasyon katsayısı (R^2) kullanılmıştır. OMH, OKHK ve R^2 değerleri denklem 3.17, 3.18 ve 3.19'

da verilmiştir. Denklem 3.17’ de gösterilen N örnek sayısını, $Y_{ölçülen,i}$ i. ölçülen değeri ve $Y_{model,i}$ i. modelden elde edilen sonucu göstermektedir. OMH ve OKHK değerleri ölçülen veriler ve modellenen veriler arasındaki hata değerlerini gösterirken, denklem 3.19’ daki R^2 değeri determinasyon katsayısını göstermektedir.

$$OMH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_{ölçülen,i} - Y_{model,i}| \quad (3.17)$$

$$OKHK = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{ölçülen,i} - Y_{model,i})^2} \quad (3.18)$$

R^2 değeri ölçülen ve modellenen sonuçların birbirleriyle ilişkisini ifade etmektedir. Sıfır (0) ile bir (1) arasında değer alan R^2 katsayısı 0’ a yakın ise ölçülen ve modellenen sonuçlar arasında benzerlik olmadığını, 1’ e yakın ise ölçülen ve modellenen sonuçlar arasında kuvvetli bir benzerlik olduğunu göstermektedir. 0 ile 1 arasında bir değere sahip olan R^2 katsayısı; korelasyon katsayısının (r) karesidir. Korelasyon katsayısı (-1) ile (+1) arasında değer almaktadır.

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^N (Y_{modellenen,i} - Y_{modellenenlerin\ ort,i}) \cdot (Y_{ölçülen,i} - Y_{ölçülenlerin\ ort,i}) \right]^2}{\sum_{i=1}^N (Y_{modellenen,i} - Y_{modellenenlerin\ ort,i})^2 \cdot \sum_{i=1}^N (Y_{ölçülen,i} - Y_{ölçülenlerin\ ort,i})^2} \quad (3.19)$$

4.BÖLÜM

YAPILAN ÇALIŞMALAR VE BULGULAR

Lineer olmayan sistemlerin çözümü için yapay sinir ağları ile yapılan modellemelerin gerçeğe yakın sonuçlar vermesi ve modelde daha kolay değişiklik yapılması sebebiyle bu yöntemler sık kullanılmaktadır. Bu tez kapsamında Yeşilırmak Havzası su kalitesi parametrelerinin Uyarlamalı Bulanık Sinir Ağı Çıkarım Sistemi (ANFIS) ve Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA) ile analizleri için havza üzerinde bulunan yirmi adet gözlem istasyonundan elde edilen veriler bağımlı ve bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Veriler MATLAB programı vasıtasıyla işlenmiş olup çözünmüş oksijen konsantrasyonu ANFIS ve ÇKYSA yöntemleri kullanılarak tahmin edilmiştir. Toplamda 1046 adet veri olup modelleme için tüm verilerin %75'i eğitime aşamasında ve %25'i de test aşamasında kullanılarak veriler iki parçaya ayrılmıştır. Tablo 4.1' de görüleceği üzere Yeşilırmak Havzası'ndaki akım gözlem istasyonları ve bu istasyonlara ait veri dağılımları yer almaktadır.

Tablo 4.1. Yeşilırmak Havzasındaki akım gözlem istasyonları ve bu istasyonlara ait veri dağılımı

İstasyon Adı	Veri Sayısı	Eğitme	Test
Alacasu – Cemilbey Köprüsü	87	65	22
Çorum Deresi – Ahilyas Deresi Öncesi	24	18	6
Çorum Deresi – Ahilyas Deresi Sonrası	27	20	7
Ahilyas Deresi – Çorum Deresi Öncesi	35	26	9
Çorum Deresi – Alacasu Sonrası	34	25	9
Yeşilırmak – Sütluçe	61	46	15
Tersakan Çayı – Havza Çıkışı	56	42	14
Yeşilırmak – Çayköy Regülatörü	57	43	14
Yeşilırmak – Maya Fabrikası Sonrası	50	38	12
Yeşilırmak – Çarşamba Çıkışı	65	49	16
Tersakan Çayı – Ladik Gölü Regülatör Çıkışı	63	47	16
Çekerek Irmağı – Çırdak	55	41	14

Boğazköy	65	49	16
Çorum Çayı – Seyhoğlu	59	44	15
Yeşilirmak – Tokat Çıkışı	56	42	14
Behzat Deresi – Yeşilirmak Öncesi (Tokat Girişi)	58	44	14
Yeşilirmak – Suat Uğurlu Baraj Çıkışı	58	44	14
Abdal Irmağı – Çakmak Baraj Çıkışı	84	63	21
Kelkit Çayı – Yemişli Köprüsü	23	17	6
Değirmendere Akıncılar – Gölova Karayolu Köprüsü	19	14	5

Çözünmüş oksijen konsantrasyonu su kalitesi için önemli parametrelerden biridir. Su altında yaşayan canlılar için de önemli bir parametre olan çözünmüş oksijen akarsu, göl veya nehirlerde az miktarda bulunuyorsa suda yaşayan canlılar için kötü bir ortam oluşturur. Oksijenin sudaki çözünürlüğü; minerallerin konsantrasyonları, suyun sıcaklığı ve havadaki oksijenin basıncına bağlıdır. Bu kapsamda pH, sıcaklık (T), elektriksel iletkenlik (Eİ), toplam çözünmüş katı madde miktarı (TDS), bulanıklık (TH) ve çözünmüş oksijen konsantrasyonu (ÇO) bir akarsuda en çok izlenmesi gereken parametrelerdendir. Su kalitesinin ölçümünde kullanılması ve akarsudaki canlı yaşamının durumunu göstermesi bakımından çözünmüş oksijen konsantrasyonunun modellenmesi üzerine çalışılmıştır. ÇO konsantrasyonun modellenmesinde aylık ölçülen pH, sıcaklık (T), elektriksel iletkenlik (Eİ), toplam çözünmüş katı madde miktarı (TDS) ve bulanıklık (TH) parametreleri model girişi olarak kullanılmıştır.

ANFIS tek çıkışlı Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemlerinin üyelik fonksiyon parametrelerini tanımlamak için bir hibrid öğrenme algoritması kullanmaktadır. Yeşilirmak Havzası ÇO konsantrasyonunun tahmini için ANFIS metodunda gaussmf ve trimf fonksiyonları giriş üyelik fonksiyonları olarak constant ve lineer fonksiyonları da çıkış fonksiyonları olarak kullanılmıştır. Üyelik fonksiyon sayısı 2 ile 3 ve iterasyon sayısı 1 ile 5 arasında değiştirilerek bir girişten beş girişe kadar çeşitli kombinasyonlar oluşturulmuştur. Böylece en küçük ortalama karesel hatanın karekökü (OKHK) ve ortalama mutlak hata (OMH) değerleri ile en büyük determinasyon katsayısı (R^2) değeri elde edilmeye çalışılmıştır. Dolayısıyla oluşturulan kombinasyonlar ile ÇO konsantrasyonunun diğer değişkenlerle arasındaki ilişki ortaya koyulmuştur.

Ağın yapısı, ara tabaka sayısı, ara tabakadaki nöron sayısı, transfer fonksiyonu ve ağırlıkların belirlenmesi çok katmanlı yapay sinir ağları için önemlidir. Araştırmacı her

tabakada kaç işlem yapılacağı ve ağ tabakasının ne kadar olacağını belirlemelidir. Bunun için 1 ile 8 arasında nöron sayısı ve 1 ile 100 arasında iterasyon sayıları denenerek en küçük ortalama karesel hatanın karekökü (OKHK) ve ortalama mutlak hata (OMH) değerleri ile en büyük determinasyon katsayısı (R^2) değeri elde edilmeye çalışılmıştır. Burada OKHK ve OMH ifadeleri hata değerlerini gösterirken R^2 ifadesi ise determinasyon katsayısını göstermektedir. Ayrıca ÇKYSA için logaritmik sigmoid (logsig), tanjant sigmoid (tansig) ve lineer (purelin) fonksiyonları denenmiştir. Levenberg – Marquardt algoritması hızlı öğrenme kapasitesine sahip olduğu için ileri beslemeli geri yayımlı ÇKYSA modellemelerinde kullanılmıştır. Levenberg – Marquardt öğrenme algoritmasının geri yayımlı olması; öğrenim sürecindeki hataların ağıdaki eğime ve ağırlıklara göre türevine, Jacobian matrisi ile ifade edilmesine ve Jacobian matrisinin geri yayımlı öğrenme tekniğiyle çalışmasına bağlıdır.

Analizlerde bağımsız değişkenlerin etkisini görmek amacıyla bir girişten beş giriş kadar çeşitli kombinasyonlar çözünmüş oksijen konsantrasyonu tahmininde denenmiştir. Böylece modelleme sonucunda çözünmüş oksijen konsantrasyonunun diğer parametrelerle arasındaki ilişki ortaya çıkarılmıştır. Bu tez çalışmasında öncelikle ANFIS analizleri yapılmıştır. Son aşamada ise ÇKYSA analizleri yapılmış olup bu iki yöntemin analiz sonuçları Tablo 4.2 ve 4.19 arasında verilmiş ve değerlendirmeler ifade edilmiştir.

4.1. Uyarlamalı Bulanık Yapay Sinir Ağı Çıkarım Sistemi (ANFIS) Analiz Değerleri

Çalışmamıza ANFIS bir girişli modellemeler ile çözünmüş oksijen konsantrasyonunun tahminine başlanmıştır. Yukarıda kısaca özetlenen ANFIS özelliklerinin denenmesi sonucunda 1 girişli veriler için çeşitli kombinasyonlar oluşturulmuş olup bu kombinasyonlardan ortaya çıkan en küçük OKHK, OMH hata kriterlerini ve en büyük R^2 determinasyon katsayısını veren ANFIS modelleri Tablo 4.2 ve 4.3’ te verilmiştir. Tablo 4.3’ te görüleceği üzere OKHK, OMH hata kriterleri ve R^2 determinasyon katsayısına göre bir girişli analizler içinden en iyi modellemeleri Eİ ve TH bağımsız değişkenleri vermiştir. Her iki değişkenin en iyi ANFIS mimari yapısı incelendiğinde 2 adet üyelik fonksiyonu ve giriş katmanında üçgen üyelik fonksiyonu bulunduğu görülecektir. Çıkış üyelik fonksiyonları ise Eİ değişkeninde constant, TH değişkeninde

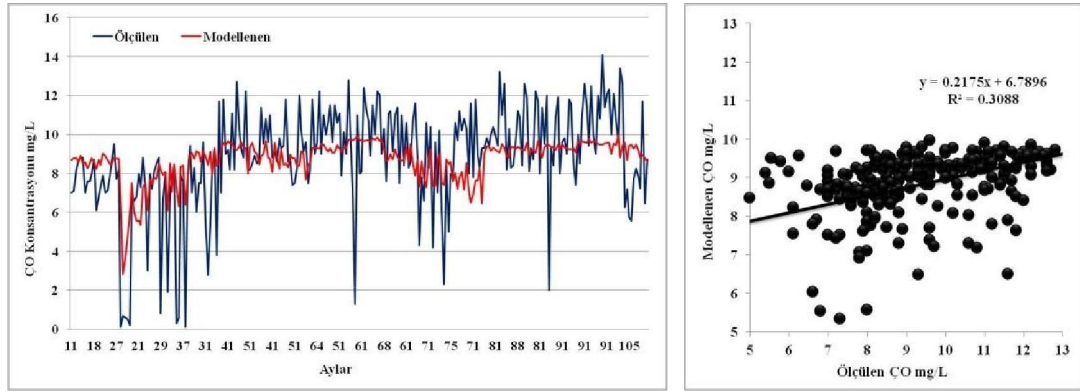
ise lineer fonksiyonu olarak bulunmuştur. Tablo 4.3’ teki bütün değişkenlerin en iyi ANFIS modellerine ait hata kriterleri incelendiğinde determinasyon katsayılarının 0.7’ den küçük olması sebebiyle sağlıklı sonuçlar alınamadığı görülmektedir. Bu sebeple her bir değişkenin yanına diğer değişkenler eklenerek determinasyon katsayısının büyütülmesi ve OKHK, OMH değerlerinin de azaltılması gerekmektedir. Bir girişli bağımsız değişkenler arasında yapılan analizler sonucunda en iyi modellemeye ait değişkenin (Eİ) ÇO konsantrasyonu için, ölçülen ve modellenen verilerinin test aşamasındaki birbirleriyle benzerliği Şekil 4.1’ de gösterilmiştir. Ancak Şekil 4.1’ de ÇO konsantrasyon değerleri için modelleme verilerinin ölçülen verilerle çok fazla örtüşmediği determinasyon katsayısının düşük olmasıyla anlaşılmaktadır. Bu durum ise bir girişli modellemelerin ÇO konsantrasyonu tahmininde yeterli olmadığını ortaya koymaktadır.

Tablo 4.2. ÇO konsantrasyonu tahmininde 1 girişli veriler için ANFIS modellerinin eğitime aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Eğitime Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
Eİ	Trimf	Constant	2	1	1.92	10.56	0.13
TH	Trimf	Linear	2	1	1.95	10.19	0.16
Aylar	Trimf	Linear	2	2	1.96	11.03	0.09
TDS	Gaussmf	Constant	2	1	1.92	10.45	0.14
T	Trimf	Linear	2	4	2.00	11.24	0.07
PH	Gaussmf	Linear	2	1	2.14	11.86	0.02

Tablo 4.3. ÇO konsantrasyonu tahmininde 1 girişli veriler için ANFIS modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Test Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
Eİ	Trimf	Constant	2	1	1.67	5.02	0.31
TH	Trimf	Linear	2	1	1.71	5.16	0.28
Aylar	Trimf	Linear	2	2	1.74	5.46	0.24
TDS	Gaussmf	Constant	2	1	1.76	5.70	0.19
T	Trimf	Linear	2	4	1.75	5.91	0.16
PH	Gaussmf	Linear	2	1	1.88	6.58	0.14



Şekil 4.1. Eİ giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri

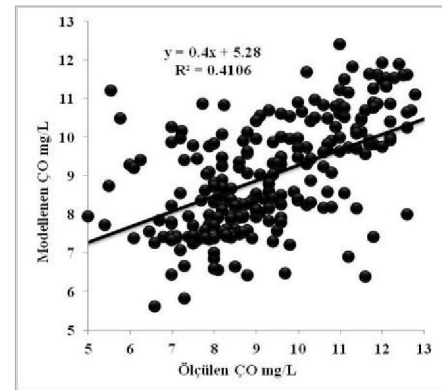
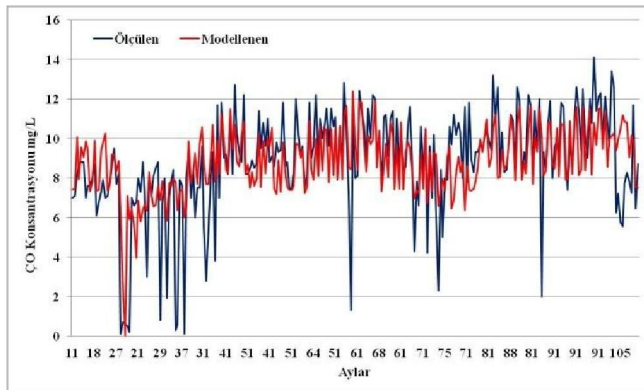
İki girişli veriler için çeşitli kombinasyonlar oluşturulmuş olup bu kombinasyonlardan ortaya çıkan en küçük OKHK, OMH değerlerini ve en büyük R^2 değerlerini veren ANFIS modelleri Tablo 4.4 ve 4.5' te verilmiştir. Tablo 4.5' te görüleceği üzere OKHK, OMH hata kriterleri ve R^2 determinasyon katsayısına göre iki girişli analizler içinden en iyi modellemeleri T-Eİ ve T-TH bağımsız değişkenleri vermiştir. Diğer kombinasyonlara göre T-Eİ kombinasyonunun daha düşük hata değerlerine ve daha yüksek determinasyon katsayısına sahip olduğu gözlemlenmiştir. T ile Eİ değişkenlerinin birlikte kullanılması ÇO konsantrasyonunun tahmini açısından iyileştirme meydana getirmiştir. Her iki değişkenin en iyi ANFIS mimari yapısı incelendiğinde 2 adet üyelik fonksiyonu ve giriş katmanında Eİ için gaussmf ve TH için trimf üçgen üyelik fonksiyonu bulunduğu görülecektir. Çıkış üyelik fonksiyonu ise her iki değişkende de lineer fonksiyonudur. Fakat bir girişli en iyi ANFIS modeli ile iki girişli en iyi ANFIS modeli karşılaştırıldığında iki girişli modelde de istenilen performans yakalanamamıştır. İki girişli bağımsız değişkenler arasında yapılan analizler sonucunda en iyi modellemeye ait değişkenin (T-Eİ) ÇO konsantrasyonu için, ölçülen ve modellenen verilerinin birbirleriyle benzerliği Şekil 4.2' de gösterilmiştir. Şekil 4.2' de görüleceği üzere ÇO konsantrasyonu açısından iki değişkenli modellemelerin bir değişkenli modellemelere kıyasla modelleme verileri ile ölçülen veriler arasındaki benzerliğin determinasyon katsayısına göre daha fazla olduğu gözlemlenmiştir.

Tablo 4.4. ÇO konsantrasyonu tahmininde 2 girişli veriler için ANFIS modellerinin eğitme aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Eğitme Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
T - Eİ	Gaussmf	Linear	2	1	1.69	9.58	0.21
T - TH	Trimf	Linear	2	2	1.73	9.41	0.22
T - TDS	Gaussmf	Constant	2	5	1.80	10.09	0.17
T - Aylar	Trimf	Linear	2	3	1.89	10.75	0.11
T - PH	Gaussmf	Linear	2	1	1.95	10.70	0.12

Tablo 4.5. ÇO konsantrasyonu tahmininde 2 girişli veriler için ANFIS modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Test Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
T - Eİ	Gaussmf	Linear	2	1	1.39	3.97	0.44
T - TH	Trimf	Linear	2	2	1.45	4.08	0.42
T - TDS	Gaussmf	Constant	2	5	1.62	4.94	0.31
T - Aylar	Trimf	Linear	2	3	1.70	5.34	0.25
T - PH	Gaussmf	Linear	2	1	1.77	5.54	0.23



Şekil 4.2. T-Eİ giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri

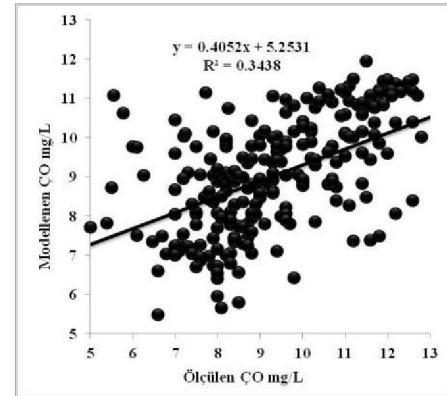
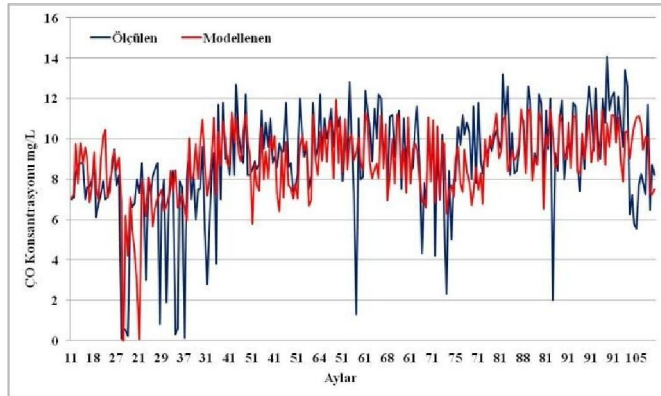
Üç girişli veriler için çeşitli kombinasyonlar oluşturulmuş ve bu kombinasyonlardan ortaya çıkan en küçük OKHK, OMH değerlerini ve en büyük R^2 değerlerini veren ANFIS modelleri Tablo 4.6 ve 4.7’ de verilmiştir. Tablo 4.7’ de görüleceği üzere OKHK, OMH hata kriterleri ve R^2 determinasyon katsayısına göre üç girişli analizler içinden en iyi modellemeyi T-Eİ-TH bağımsız değişkenleri vermiştir. Diğer kombinasyonlara göre T-Eİ-TH kombinasyonunun daha düşük hata değerlerine sahip olmasından dolayı en iyi modellemeyi verdiği ifade edilir. T-Eİ-TH bağımsız değişkenli en iyi kombinasyonun ANFIS mimari yapısı incelendiğinde 2 adet üyelik fonksiyonu ve giriş katmanında gaussmf üyelik fonksiyonu, çıkış katmanında ise lineer üyelik fonksiyonu bulunmuştur. Şekil 4.3’ te üç girişli bağımsız değişkenler arasında yapılan analizler sonucunda en iyi modellemeye ait değişkenin (T-Eİ-TH) ÇO konsantrasyonu için, ölçülen ve modellenen verilerinin birbirleriyle benzerliği gösterilmiştir. Şekil 4.3’ te görüleceği üzere ÇO konsantrasyonu açısından üç değişkenli modellemelerin modelleme verileri ile ölçülen veriler arasındaki benzerliğin iki değişkenli modellemelere göre daha fazla olduğu görülmektedir. Tablo 4.7’ de görüleceği üzere determinasyon katsayısı iki girişli modellemelere göre artış göstermiştir. Değişken sayısının artmasıyla modellemede iyileşmeler meydana gelmiştir.

Tablo 4.6. ÇO konsantrasyonu tahmininde 3 girişli veriler için ANFIS modellerinin eğitime aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Eğitme Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R^2
T - Eİ - TH	Gaussmf	Linear	2	5	1.71	7.83	0.36
T - Eİ - PH	Trimf	Constant	2	1	1.71	9.88	0.19
T - TH - PH	Trimf	Linear	2	1	1.67	9.10	0.25
T - Eİ - Aylar	Trimf	Constant	2	1	1.69	9.39	0.23
T - TH - Aylar	Trimf	Linear	2	1	1.71	9.27	0.24
T - PH - Aylar	Trimf	Constant	2	3	1.94	10.54	0.13
T - TH - TDS	Gaussmf	Constant	2	1	1.83	9.64	0.21
T - Eİ - TDS	Gaussmf	Constant	2	4	1.80	10.03	0.17

Tablo 4.7. ÇO konsantrasyonu tahmininde 3 girişli veriler için ANFIS modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Test Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
T - Eİ - TH	Gaussmf	Linear	2	5	1.37	3.86	0.45
T - Eİ - PH	Trimf	Constant	2	1	1.44	4.04	0.45
T - TH - PH	Trimf	Linear	2	1	1.48	3.88	0.45
T - Eİ - Aylar	Trimf	Constant	2	1	1.39	3.95	0.44
T - TH - Aylar	Trimf	Linear	2	1	1.45	4.06	0.43
T - PH - Aylar	Trimf	Constant	2	3	1.73	5.33	0.26
T - TH - TDS	Gaussmf	Constant	2	1	1.65	5.22	0.25
T - Eİ - TDS	Gaussmf	Constant	2	4	1.65	5.43	0.23



Şekil 4.3. T-Eİ-TH giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri

Dört girişli veriler için çeşitli kombinasyonlar oluşturulmuş ve bu kombinasyonlardan ortaya çıkan en küçük OKHK, OMH değerlerini ve en büyük R² değerlerini veren ANFIS modelleri Tablo 4.8 ve 4.9' da verilmiştir. Tablo 4.9' da görüleceği üzere OKHK, OMH hata kriterleri ve R² determinasyon katsayısına göre dört girişli analizlerin birbirine yakın sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Test aşamasındaki determinasyon katsayısı diğer değişkenlerle oluşturulan modellemelere göre T-Eİ-TH-Aylar bağımsız değişkenlerinde daha yüksektir. Dolayısıyla dört girişli değişkenlerin kendi içerisinde değerlendirildiği modellemelerde en iyi modellemeyi bu kombinasyon vermektedir. En iyi modellemenin ANFIS mimari yapısı incelendiğinde 2 adet üyelik

fonksiyonu ve giriş katmanında gaussmf üyelik fonksiyonu olduğu görülecektir. Çıkış üyelik fonksiyonu ise constant fonksiyonudur. Şekil 4.4' te dört girişli bağımsız değişkenler arasında yapılan analizler sonucunda en iyi modellemeye ait değişkenin (T-Eİ-TH-Aylar) ÇO konsantrasyonu için, ölçülen ve modellenen verilerinin birbirleriyle benzerliği gösterilmiştir. Şekil 4.4' te görüleceği üzere ÇO konsantrasyonu açısından dört değişkenli modellemelerin üç değişkenli modellemelere göre modelleme verileri ile ölçülen veriler arasındaki benzerliğin daha fazla olduğu görülmektedir.

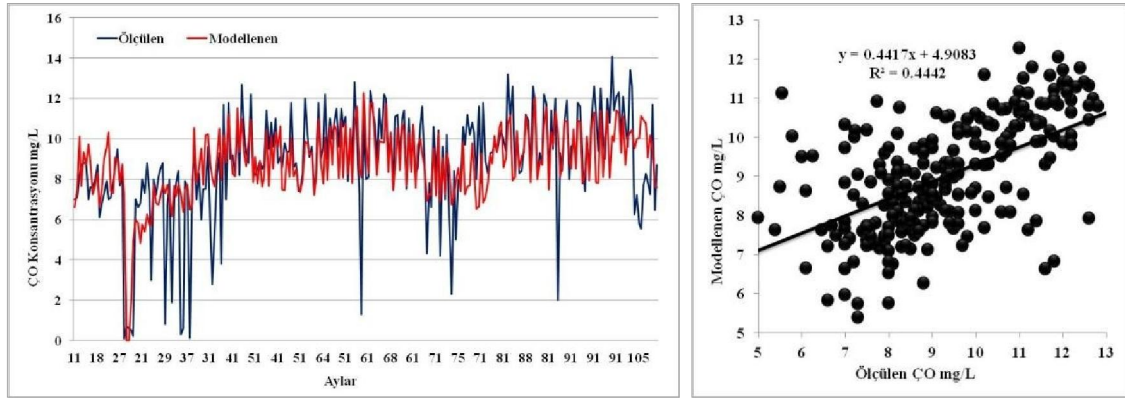
Beş girişli veriler için sadece bir kombinasyon oluşturulmuş ve ortaya çıkan OKHK, OMH ve R^2 değerleri Tablo 4.8 ve 4.9' da verilmiştir. Bu modellemeye ait ANFIS mimari yapısı incelendiğinde 2 adet üyelik fonksiyonu ve giriş katmanında trimf üçgen üyelik fonksiyonu olduğu görülecektir. Çıkış üyelik fonksiyonu ise constant fonksiyonudur. Şekil 4.5' te görüleceği üzere ÇO konsantrasyonu açısından ANFIS için beş değişkenli modellemelerin modelleme verileri ile ölçülen veriler arasındaki uyumunun dört değişkenli modellemelere göre daha az olduğu görülmektedir.

Tablo 4.8. ÇO konsantrasyonu tahmininde 4 ve 5 girişli veriler için ANFIS modellerinin eğitime aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

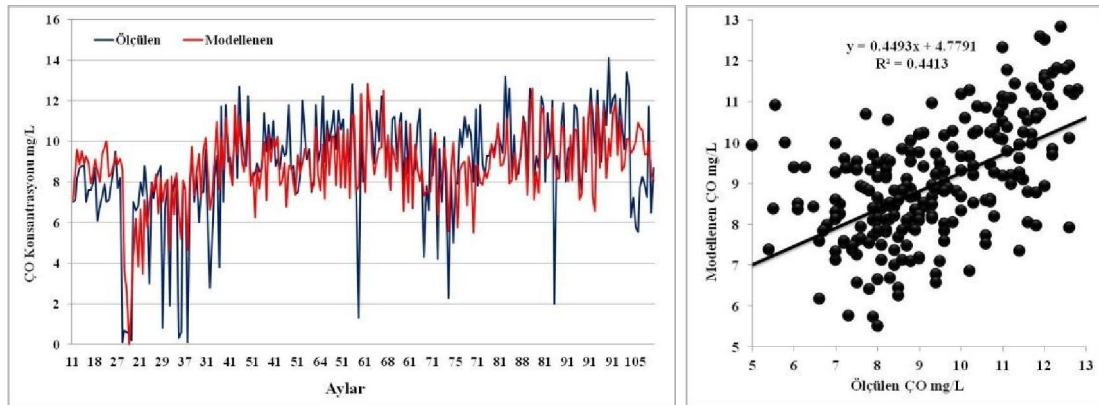
Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Eğitime Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R^2
T-Eİ-TH-Aylar	Gaussmf	Constant	2	1	1.53	4.33	0.64
T-Eİ-TH-PH	Trimf	Constant	2	1	1.73	8.81	0.27
T-TH-PH-Aylar	Trimf	Linear	2	1	1.68	8.95	0.26
T-Eİ-TH-Aylar-PH	Trimf	Constant	2	5	1.68	7.57	0.38

Tablo 4.9. ÇO konsantrasyonu tahmininde 4 ve 5 girişli veriler için ANFIS modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Test Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R^2
T-Eİ-TH-Aylar	Gaussmf	Constant	2	1	1.35	3.88	0.45
T-Eİ-TH-PH	Trimf	Constant	2	1	1.44	3.91	0.44
T-TH-PH-Aylar	Trimf	Linear	2	1	1.48	4.02	0.43
T-Eİ-TH-Aylar-PH	Trimf	Constant	2	5	1.43	3.91	0.44



Şekil 4.4. T-Eİ-TH-Aylar giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri



Şekil 4.5. T-Eİ-TH-Aylar-PH giriş verisinin test aşamasında ANFIS ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri

Çözünmüş oksijen konsantrasyonu (ÇO) modellemesinde en iyi ANFIS modellerinin test aşamasındaki hata kriterleri Tablo 4.10’ da verilmiştir. Tablo 4.10’ da görüldüğü üzere sadece sıcaklık (T) verisi ANFIS’ te kullanılarak ÇO konsantrasyonu tahmini yapılabilir. Bir girişten beş girişe kadar bütün kombinasyonlar incelendiğinde determinasyon katsayısında iyileşmelerin olduğu gözlemlenmiştir. Fakat determinasyon katsayısındaki artış istenen düzeyde değildir. Determinasyon katsayısının 1’e yakın olması tahminlerin güçlü olduğunu gösterir. Tablo 4.10 incelendiğinde ÇO konsantrasyonunun ANFIS ile tahmin hesaplamalarında elde edilen determinasyon katsayısı 0.7’ den küçük olduğu için güçlü tahminler elde edilememiştir. Aynı zamanda bir girişten beş girişe kadar OKHK ve OMH hata kriterlerinde istenilen düzeyde azalma meydana gelmemiştir. Bir girişle beş giriş arasındaki hata farkı birbirine yakındır. Bu da yeterince iyileşme olmadığını göstermektedir. Tablo 4.10’ a göre en iyi ANFIS modeli

OKHK ve OMH hata kriterlerine (1.35, 3.88) göre T-Eİ-TH-Aylar değişkenlerinin olduğu kombinasyondur.

Tablo 4.10. ÇO konsantrasyonu tahmininde her bir giriş için en iyi ANFIS modelleri ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler ***	Test Aşaması		
	OKHK	OMH	R ²
	mg/L	mg/L	
T	1.75	5.91	0.16
Eİ	1.67	5.02	0.31
T - Eİ	1.39	3.97	0.44
T - Eİ - TH	1.37	3.86	0.45
T - Eİ - TH - Aylar	1.35	3.88	0.45
T - Eİ - TH - Aylar - PH	1.43	3.91	0.44

4.2. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA) Analiz Değerleri

ÇKYSA metodunda da ANFIS metodunda olduğu gibi bir girişten beş girişe kadar yapılan çeşitli kombinasyonlarla çözünmüş oksijen konsantrasyonunun tahminine devam edilmiştir. Yukarı paragraflarda özellikleri verilen ÇKYSA metodunun denenmesi sonucunda 1 girişli verilerin tamamı kullanılarak modeller elde edilmiş olup bu modellere ait hata kriterlerinden en küçük OKHK, OMH hata kriterlerini ve en büyük R² determinasyon katsayısını veren ÇKYSA modelleri Tablo 4.11 ve 4.12’ de verilmiştir. Tablo 4.12’ de görüleceği üzere OKHK, OMH hata kriterleri ve R² determinasyon katsayısına göre bir girişli analizler içinden en iyi modellemeleri ANFIS’ te de olduğu gibi Eİ ve TH bağımsız değişkenleri vermiştir. Fakat Eİ bağımsız değişkeninde OKHK ve OMH (1.69, 5.08) hata değerlerinin daha küçük ve determinasyon katsayısının (0.31) daha büyük olmasından dolayı bir girişli modellemelerdeki en iyi sonuç Eİ bağımsız değişkeninde elde edilmiştir. Elde edilen modele göre giriş fonksiyonu logaritmik sigmoid, çıkış fonksiyonu tanjant sigmoid, ara tabaka hücre sayısı 1 ve iterasyon sayısı 9 olarak bulunmuştur. Bir girişli ANFIS modellerinde olduğu gibi Tablo 4.12’ deki bütün değişkenlerin en iyi ÇKYSA modellerine ait hata kriterleri incelendiğinde determinasyon katsayılarının burada da

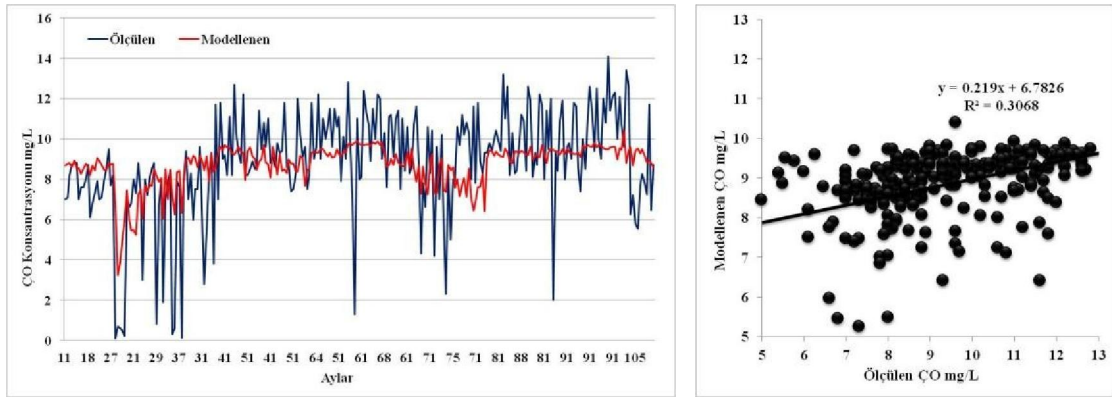
0.7' den küçük olması sebebiyle sağlıklı sonuçlar alınmadığı gözlemlenmiştir. Dolayısıyla her bir değişkenin yanına diğer değişkenler eklenerek determinasyon katsayısının büyütülmesi ve OKHK, OMH hata değerlerinin de azaltılması gerekmektedir. Bir girişli bağımsız değişkenler arasında yapılan analizler sonucunda en iyi modellemeye ait değişkenin (Eİ) ÇO konsantrasyonu için, ölçülen ve modellenen verilerinin test aşamasındaki birbirleriyle benzerliği Şekil 4.6' da gösterilmiştir. Şekil 4.6' da görüleceği üzere ÇO konsantrasyon değerleri için modelleme verilerinin ölçülen verilerle çok fazla uyuşmadığı determinasyon katsayısının düşük olmasıyla anlaşılmaktadır. Bu durum ise bir girişli modellemelerin yeterli olmadığını ortaya koymaktadır.

Tablo 4.11. ÇO konsantrasyonu tahmininde 1 girişli veriler için ÇKYSA modellerinin eğitime aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Eğitme Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK	OMH	R ²
					mg/L	mg/L	
Eİ	Logsig	Tansig	1	9	1.92	10.57	0.13
TH	Logsig	Tansig	1	2	2.36	12.93	0.15
Aylar	Tansig	Tansig	2	50	1.97	11.10	0.09
TDS	Logsig	Purelin	2	18	1.89	10.07	0.17
PH	Tansig	Tansig	1	6	2.16	12.05	0.01
T	Logsig	Purelin	1	1	2.10	11.85	0.03

Tablo 4.12. ÇO konsantrasyonu tahmininde 1 girişli veriler için ÇKYSA modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Test Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK	OMH	R ²
					mg/L	mg/L	
Eİ	Logsig	Tansig	1	9	1.69	5.08	0.31
TH	Logsig	Tansig	1	2	2.26	8.47	0.27
Aylar	Tansig	Tansig	2	50	1.71	5.44	0.24
TDS	Logsig	Purelin	2	18	1.71	5.46	0.23
PH	Tansig	Tansig	1	6	1.90	6.79	0.13
T	Logsig	Purelin	1	1	1.89	6.72	0.10



Şekil 4.6. Eİ giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri

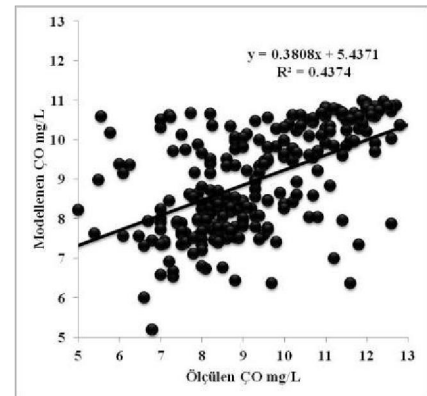
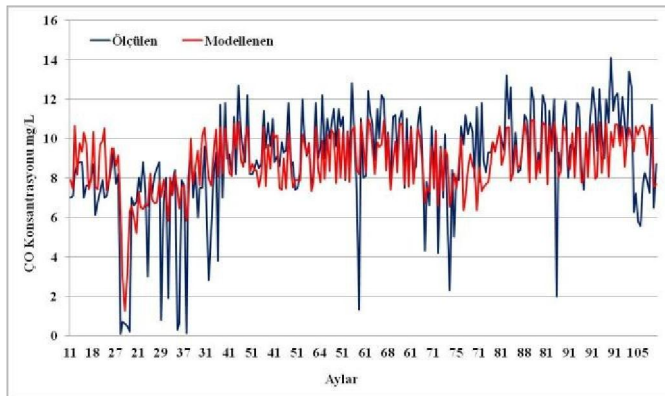
İki girişli veriler için çeşitli kombinasyonlar oluşturulmuş olup bu kombinasyonlardan ortaya çıkan hata kriterlerini veren ÇKYSA modelleri Tablo 4.13 ve 4.14’ te verilmiştir. Tablo 4.14’ te görüleceği üzere OKHK, OMH hata kriterleri ve R^2 determinasyon katsayısına göre iki girişli analizler içinden en iyi modellemeleri T-Eİ ve T-TH kombinasyonları vermiştir. Diğer kombinasyonlara göre T-Eİ kombinasyonunun daha düşük hata değerlerine (1.41, 3.97) ve daha yüksek determinasyon katsayısına (0.44) sahip olduğu gözlemlenmiştir. Elde edilen en iyi modelin (T-Eİ) giriş fonksiyonu tanjant sigmoid, çıkış fonksiyonu purelin, ara tabaka hücre sayısı 3 ve iterasyon sayısı 94 olarak bulunmuştur. Eİ değişkeninin T ile birlikte kullanılması ÇO konsantrasyonunun tahmini açısından iyileştirme oluşturmuştur. Bir girişli en iyi ÇKYSA modeli ile iki girişli en iyi ÇKYSA modeli karşılaştırıldığında iki girişli modelde iyileşme meydana geldiği görülmektedir. Şekil 4.7’ de iki girişli bağımsız değişkenler arasında yapılan analizler sonucunda en iyi modellemeye ait değişkenin (T-Eİ) ÇO konsantrasyonu için, ölçülen ve modellenen verilerinin birbirleriyle benzerliği gösterilmiştir. Şekil 4.7’ de görüleceği üzere ÇO konsantrasyonu açısından iki değişkenli modellemelerin bir değişkenli modellemelere kıyasla modelleme verileri ile ölçülen veriler arasındaki benzerliğin daha fazla olduğu gözlemlenmiştir. İki girişli analizler sonucunda elde edilen determinasyon katsayısının 0.7’ den küçük olması sebebiyle giriş veri sayısı artırılmalıdır.

Tablo 4.13. ÇO konsantrasyonu tahmininde 2 girişli veriler için ÇKYSA modellerinin eğitme aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Eğitme Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
T - Eİ	Tansig	Purelin	3	94	1.69	9.35	0.23
T - TH	Logsig	Tansig	3	97	1.71	9.38	0.23
T - TDS	Logsig	Purelin	3	64	1.69	9.27	0.24
T - Aylar	Logsig	Purelin	4	69	1.89	10.74	0.12
T - PH	Logsig	Tansig	2	3	2.15	11.85	0.05

Tablo 4.14. ÇO konsantrasyonu tahmininde 2 girişli veriler için ÇKYSA modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Test Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
T - Eİ	Tansig	Purelin	3	94	1.41	3.97	0.44
T - TH	Logsig	Tansig	3	97	1.47	4.15	0.42
T - TDS	Logsig	Purelin	3	64	1.53	4.55	0.35
T - Aylar	Logsig	Purelin	4	69	1.62	5.07	0.28
T - PH	Logsig	Tansig	2	3	1.98	6.43	0.25



Şekil 4.7. T-Eİ giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri

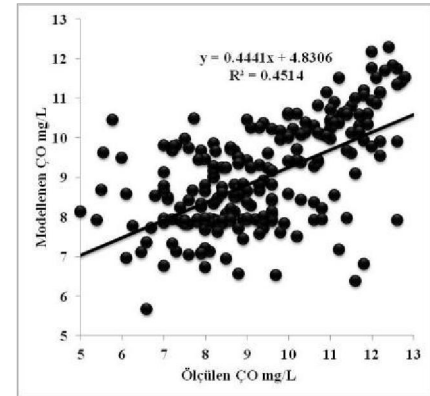
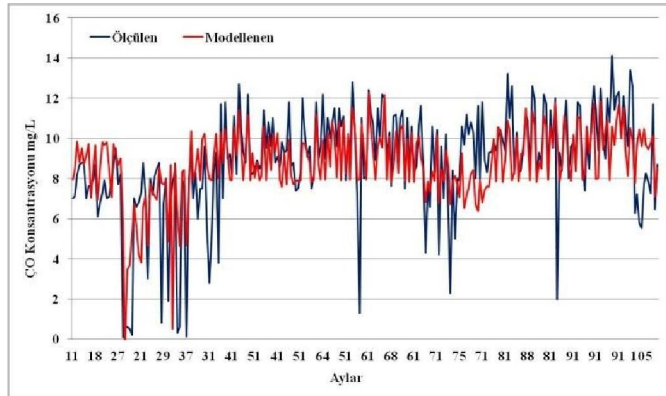
Üç girişli veriler için çeşitli kombinasyonlar oluşturulmuş ve bu kombinasyonlardan ortaya çıkan hata kriterlerini veren ÇKYSA modelleri Tablo 4.15 ve 4.16’ da verilmiştir. Tablo 4.16’ da görüleceği üzere üç girişli kombinasyonlara bakıldığında OKHK, OMH hata değerlerinin (1.31, 3.58) daha düşük ve determinasyon katsayısının (0.49) daha büyük olmasından dolayı T-Eİ-Aylar kombinasyonunun en iyi modellemeyi verdiği gözlenmiştir. Elde edilen en iyi modelin (T-Eİ-Aylar) giriş fonksiyonu logaritmik sigmoid, çıkış fonksiyonu tanjant sigmoid, ara tabaka hücre sayısı 5 ve iterasyon sayısı 47 olarak bulunmuştur. Tablo 4.14’ te iki girişli verilerle oluşturulan kombinasyonlara bakıldığında üç girişli kombinasyonlardaki determinasyon katsayısında artış olduğu görülmüştür. Değişken sayısının artması sonucu ÇO konsantrasyonu tahmininde iyileşmeler meydana gelmektedir. Şekil 4.8’ de üç girişli bağımsız değişkenler arasında yapılan analizler sonucunda en iyi modellemeye ait değişkenin (T-Eİ-Aylar) ÇO konsantrasyonu için, ölçülen ve modellenen verilerinin birbirleriyle benzerliği gösterilmiştir. Şekil 4.8’ de görüleceği üzere ÇO konsantrasyonu açısından üç değişkenli modellemelerin modelleme verileri ile ölçülen veriler arasındaki benzerliğin iki değişkenli modellemelere göre arttığı görülmektedir.

Tablo 4.15. ÇO konsantrasyonu tahmininde 3 girişli veriler için ÇKYSA modellerinin eğitime aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Eğitime Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
T - Eİ - Aylar	Logsig	Tansig	5	47	1.68	8.37	0.31
T - Eİ - PH	Tansig	Purelin	3	6	1.74	9.69	0.21
T - TH - PH	Logsig	Tansig	6	13	1.68	9.19	0.24
T - TH - Aylar	Logsig	Tansig	5	33	1.72	9.20	0.24
T - Eİ - TH	Tansig	Purelin	5	58	1.72	6.40	0.48
T - Eİ - TDS	Logsig	Purelin	5	49	1.63	9.06	0.25
T - TH - TDS	Logsig	Tansig	3	20	1.73	9.25	0.24
T - PH - Aylar	Tansig	Purelin	4	71	1.85	10.12	0.17

Tablo 4.16. ÇO konsantrasyonu tahmininde 3 girişli veriler için ÇKYSA modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Test Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
T - Eİ - Aylar	Logsig	Tansig	5	47	1.31	3.58	0.49
T - Eİ - PH	Tansig	Purelin	3	6	1.49	4.08	0.47
T - TH - PH	Logsig	Tansig	6	13	1.44	3.83	0.46
T - TH - Aylar	Logsig	Tansig	5	33	1.42	3.92	0.45
T - Eİ - TH	Tansig	Purelin	5	58	1.44	4.00	0.44
T - Eİ - TDS	Logsig	Purelin	5	49	1.43	4.19	0.40
T - TH - TDS	Logsig	Tansig	3	20	1.57	4.56	0.37
T - PH - Aylar	Tansig	Purelin	4	71	1.69	5.09	0.29



Şekil 4.8. T-Eİ-Aylar giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri

Dört girişli veriler için çeşitli kombinasyonlar oluşturulmuş ve bu kombinasyonlardan ortaya çıkan en küçük OKHK, OMH değerlerini ve en büyük R² değerlerini veren ÇKYSA modelleri Tablo 4.17 ve 4.18’ de verilmiştir. Tablo 4.18’ de görüleceği üzere determinasyon katsayısı değerlerine göre dört girişli analizlerin birbirine yakın sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Ancak OKHK, OMH hata kriterlerinin dört girişli değişkenler ile yapılan modellemelerdeki en düşük değerleri T-Eİ-TH-PH kombinasyonunda oluşmaktadır. Dolayısıyla dört girişli kombinasyonlara bakıldığında en düşük OKHK, OMH hata değerlerinin (1.34, 3.67) T-Eİ-TH-PH kombinasyonunda olmasından dolayı en iyi modellemeyi verdiği gözlenmiştir. Elde edilen en iyi modelin (T-Eİ-TH-PH) giriş

fonksiyonu tanjant sigmoid, çıkış fonksiyonu tanjant sigmoid, ara tabaka hücre sayısı 4 ve iterasyon sayısı 44 olarak bulunmuştur.

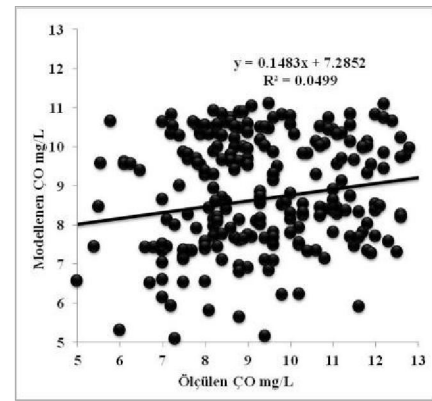
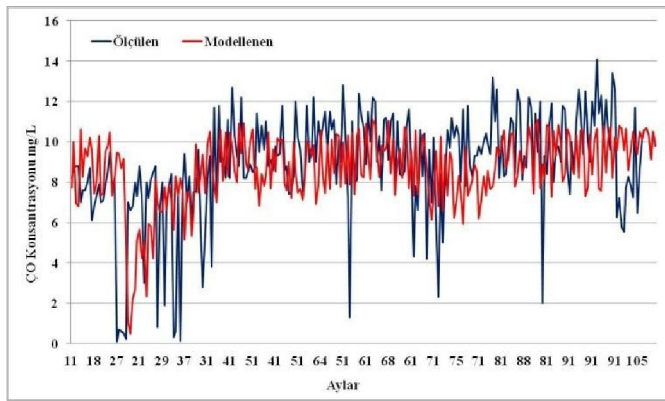
Beş girişli veriler için sadece bir kombinasyon oluşturulmuş ve ortaya çıkan OKHK, OMH ve R^2 değerleri Tablo 4.17 ve 4.18’ de verilmiştir. Bu kombinasyon için determinasyon katsayısının değeri 0.50 olarak bulunmuştur. Dört değişkenli modellemelere göre hata değerlerinde çok az miktarda artış olmasının yanında determinasyon katsayısı da büyüdüğü için yapılan modellemenin ÇO konsantrasyon tahmininde iyileşme ortaya koymadığı gözlenmiştir. Şekil 4.9’ da dört girişli bağımsız değişkenler arasında yapılan analizler sonucunda en iyi modellemeye ait değişkenin (T-Eİ-TH-PH) ÇO konsantrasyonu için, ölçülen ve modellenen verilerinin birbirleriyle benzerliği gösterilmiştir. Şekil 4.9’ da görüleceği üzere ÇO konsantrasyonu açısından dört değişkenli modellemelerin modelleme verileri ile ölçülen veriler arasındaki benzerliğin üç değişkenli modellemelere göre daha az olduğu görülmektedir. Beş girişli bağımsız değişkenler ile oluşturulan modellemenin ÇO konsantrasyonu için, ölçülen ve modellenen verilerinin birbirleriyle benzerliği Şekil 4.11’ de gösterilmiştir. Şekil 4.10 ve 4.11’ de görüleceği üzere ÇO konsantrasyonu tahmininde determinasyon katsayısına göre ÇKYSA için beş değişkenli modellemelerin dört değişkenli modellemelere göre biraz daha iyileşme oluşturduğu görülmektedir.

Tablo 4.17. ÇO konsantrasyonu tahmininde 4 ve 5 girişli veriler için ÇKYSA modellerinin eğitme aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

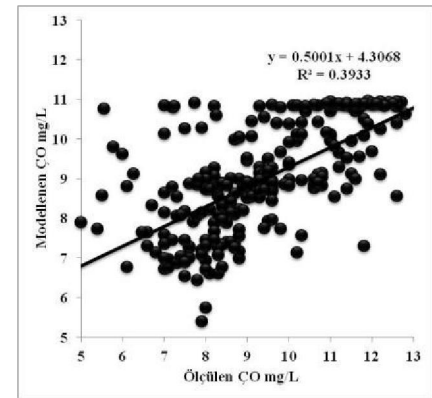
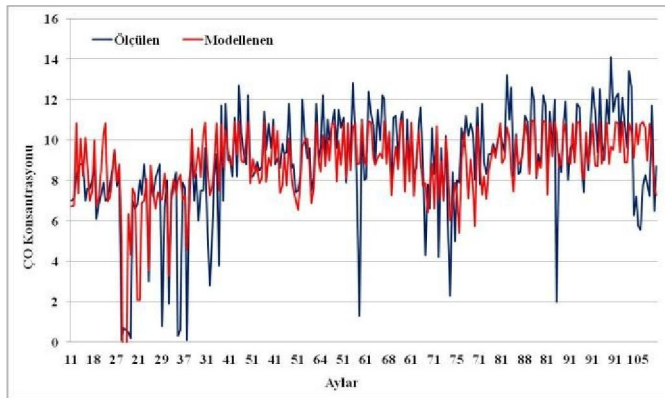
Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Eğitme Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK	OMH	R ²
					mg/L	mg/L	
T - Eİ - TH - PH	Tansig	Tansig	4	44	1.64	7.44	0.39
T - TH - PH - Aylar	Tansig	Purelin	5	10	1.69	9.12	0.25
T - Eİ - TH - Aylar	Tansig	Logsig	3	24	1.61	4.70	0.61
T - Eİ - TH - Aylar - PH	Logsig	Logsig	7	10	1.71	9.27	0.24

Tablo 4.18. ÇO konsantrasyonu tahmininde 4 ve 5 girişli veriler için ÇKYSA modellerinin test aşaması ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler	Üyelik Fonksiyonu		Üyelik Fonksiyonu	İterasyon Sayısı	Test Aşaması		
	Giriş	Çıkış			OKHK mg/L	OMH mg/L	R ²
T - Eİ - TH - PH	Tansig	Tansig	4	44	1.34	3.67	0.48
T - TH - PH - Aylar	Tansig	Purelin	5	10	1.40	3.70	0.49
T - Eİ - TH - Aylar	Tansig	Logsig	3	24	1.37	3.82	0.46
T - Eİ - TH - Aylar - PH	Logsig	Logsig	7	10	1.43	3.76	0.50



Şekil 4.9. T-Eİ-TH-PH giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri



Şekil 4.10. T-Eİ-TH-Aylar-PH giriş verisinin test aşamasında ÇKYSA ile ölçülerek tahmin edilen ÇO konsantrasyon değerlerinin grafikleri

Çözünmüş oksijen konsantrasyonu (ÇO) modellemesinde en iyi ÇKYSA modellerinin test aşamasındaki hata kriterleri Tablo 4.19’ da verilmiştir. Tablo 4.19’ da görüldüğü üzere bir girişten beş girişe kadar bütün kombinasyonlar incelendiğinde determinasyon katsayısında iyileşmelerin olduğu gözlemlenmiştir. Fakat determinasyon katsayısındaki artış çok az miktarlarda meydana gelmiştir. Determinasyon katsayısının 1’e yakın olması tahminlerin güçlü olduğunu gösterir. Tablo 4.19 incelendiğinde ÇO konsantrasyonunun ÇKYSA ile tahmin hesaplamalarında elde edilen determinasyon katsayısı 0.7’ den küçük olduğu için güçlü tahminler elde edilememiştir. Aynı zamanda bir girişten beş girişe kadar OKHK ve OMH kriterlerinde istenilen düzeyde azalma meydana gelmemiştir. Bir girişle beş giriş arasındaki hata farkı birbirine yakındır. Bu da değişken sayısının artmasıyla yeterince iyileşme olmadığını göstermektedir. Tablo 4.19’ a göre en iyi ÇKYSA modeli; OKHK ve OMH hata kriterlerine (1.31, 3.58) göre T-Eİ-Aylar girişli kombinasyondur.

Tablo 4.19. ÇO konsantrasyonu tahmininde her bir giriş için en iyi ÇKYSA modelleri ve bu modellere ait hata kriterleri

Girişler ***	Test Aşaması		
	OKHK	OMH	R ²
	mg/L	mg/L	
T	1.89	6.72	0.10
Eİ	1.69	5.08	0.31
T - Eİ	1.41	3.97	0.44
T - Eİ - Aylar	1.31	3.58	0.49
T - Eİ - TH - PH	1.34	3.67	0.48
T - Eİ - TH - Aylar - PH	1.43	3.76	0.50

4.3. ANFIS ve ÇKYSA İle Elde Edilen Modellemelerin Karşılaştırılması

Tablo 4.10 ve tablo 4.19’ da görüleceği üzere her iki yöntemde de sadece bir girişli sıcaklık verisi ile ÇO konsantrasyonu tahmininin yapılabileceği görülmektedir. Bu iki tablo göz önünde bulundurulduğunda tek başına sıcaklığın bir etkisi olmamasına karşın Eİ verisi ile birlikte kullanıldığında diğer parametrelere göre sıcaklık verisinin daha etkili olduğu görülmektedir.

ÇKYSA' da beş girişli modelde oluşan determinasyon katsayısı (0.50) önceki modellerde oluşan determinasyon katsayılarına göre çok küçük miktarda artış göstermiştir. Yani değişken sayısının artmasıyla çok fazla iyileşme olmamıştır. Ancak üç girişli modele bakılarak hata değerlerinin beş girişli modele göre daha az olmasından dolayı üç girişli modelin, ÇO konsantrasyon tahmini için daha iyi bir sonuç verdiği gözlenmiştir. Tablo 4.10 ve 4.19' a göre en iyi ÇKYSA modelinin giriş verileri T-Eİ-Aylar bağımsız değişkenlerinde ve en iyi ANFIS modelinin giriş verileri ise T-Eİ-TH-Aylar bağımsız değişkenlerinde meydana gelmiştir.

ÇO konsantrasyonu tahmininde kullanılan ANFIS ve ÇKYSA yöntemlerinin Tablo 4.10 ve tablo 4.19' daki hata kriterlerine göre karşılaştırılması yapıldığında her iki yöntemin de birbirine karşı bir üstünlüğü söz konusu değildir. Ayrıca ÇO konsantrasyonu tahmininde her iki yöntemden de elde edilen sonuçların istenildiği düzeyde olmadığı açıktır. Tablo 4.10 ve 4.19' daki determinasyon katsayıları incelendiğinde analizler sonucundaki determinasyon katsayılarının 1' e yakın olmayışı yapılan tahminlerin çok güçlü olmadığını göstermektedir.

5.BÖLÜM

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1. Sonuçlar

Yeşilırmak Havzası su kalitesi parametrelerinden elde edilen ÇO konsantrasyonu tahmini için ANFIS ve ÇKYSA metotları ile yapılan analizler aşağıdaki gibi değerlendirilmiştir.

- ANFIS ve ÇKYSA için OKHK, OMH hata kriterleri ve R^2 determinasyon katsayısına göre sadece Eİ verisi kullanılarak da ÇO konsantrasyonu tahmini yapılabileceği gözlenmiştir.
- ANFIS ve ÇKYSA için OKHK, OMH hata kriterleri ve R^2 determinasyon katsayısına göre T verisi tek başına anlamsız iken Eİ değişkeni ile birlikte kullanıldığında hata kriterlerinde iyileştirme yaptığı gözlenmiştir.
- Her iki metotta da bir girişten beş girişe kadar bağımsız değişken sayısının artırılması determinasyon katsayısının iyileşmesini sağlarken ANFIS'te dört girişli değişkenlerden sonra ÇKYSA'da üç girişli değişkenlerden sonra hata değerlerinin tekrar artış gösterdiği saptanmıştır.
- ANFIS metodu ile yapılan analizlerde en iyi model T-Eİ-TH-Aylar bağımsız değişkenlerinde oluşmuştur.
- ÇKYSA metodu ile yapılan analizlerde en iyi model T-Eİ-Aylar bağımsız değişkenlerinde oluşmuştur.
- ÇO konsantrasyonu tahmininde ANFIS metodunda en iyi modelleme dört değişkenli modelde olduğu için optimum tahmin dört değişkenli modellemede meydana gelmektedir.
- ÇO konsantrasyonu tahmininde ÇKYSA metodunda en iyi modelleme üç değişkenli modelde olduğu için optimum tahmin üç değişkenli modellemede meydana gelmektedir.

- ANFIS ve ÇKYSA metotlarıyla ÇO konsantrasyonu tahmini için determinasyon katsayılarının 0.7' den küçük olması istenen düzeyde bir tahmin yapılamadığını göstermektedir.
- Her iki yöntemde de determinasyon katsayılarının 0.7' den küçük olması yapılan ölçümlerde hata olabileceğini işaret etmektedir.
- Akım gözlem istasyonu sayısının fazla olması ve havza üzerinde dağınık halde bulunmaları sebebiyle determinasyon katsayısı değeri her iki yöntemde de düşük seviyede çıkmıştır.
- ANFIS ve ÇKYSA metotlarıyla elde edilen sonuçlara ait hata kriterleri incelendiğinde her iki metotta da hata kriterlerinin yakın olmasından dolayı yöntemlerin birbirlerine karşı bir üstünlüğünün olmadığı gözlenmiştir.

5.2. Öneriler

Yeşilırmak Havzası su kalitesi parametreleri kullanılarak yapılan ÇO konsantrasyonu tahmin değerlerinin istenen düzeyde sonuçlar vermesi için yapılabilecek işlevler aşağıdaki gibi değerlendirilmiştir.

- Modellemelerde daha anlamlı sonuçlar elde etmek amacıyla Yeşilırmak Havzası'nı birden fazla alt havzaya ayırarak mevcut yöntemlerle tekrardan analiz yapılması ÇO konsantrasyonunun tahmini için daha yararlı olacaktır.
- Genetik algoritma, wavelet analiz, hibrit yöntemler gibi farklı yöntemlerle ÇO konsantrasyonunun tahmini çalışmaları yapılabilir.
- Excel – Çözücü ve Genetik Programlama yöntemleri kullanılarak ÇO konsantrasyonu ile diğer su kalitesi parametreleri arasında nümerik eşitlik geliştirilmesi çalışmalarına devam edilebilir.

KAYNAKLAR

1. Cirik, S., Cirik, Ş. 1999. Limnoloji. Ege Üniversitesi Su Ürünleri Fakültesi Yayınları, No: 21, Ege Üniversitesi Basımevi, 166 S, İzmir
2. Başaran-Kaymakçı, A., Egemen, Ö. 2006. Orta Toros Dağlarındaki Eğrigöl' ün Su Kalitesi Parametrelerinin Araştırılması. Ankara Üniversitesi Ziraat Fakültesi Tarım Bilimleri Dergisi, 12(2): 137-143
3. T.C. MEB, Çevre Sağlığı, Suların Analiz Parametreleri, 850CK0011, Ankara, 2011
4. Guhr, H.; Buettner, O.; Dreyer, U.; Krebs, D.; Spott, D.; Suhr, U.; Weber, Compilation, Evaluation And Assessment Of The Existing Data On The Pollution Load Affecting The Water Quality Of The Central Stretch Of The River Elbe On The Basis Of Uniform Common Criteria (Preliminary Study), **Environmental Sciences** (B3250)
5. Ozkan, O., Ozdemir, O. and Azgin, S.T., 2009. Prediction of biochemical oxygen demand in a wastewater treatment plant by artificial neural networks. **Asian Journal of Chemistry**, **21**(6): 4821 -4830.
6. Singh, K.P., Basant, A., Malik, A. and Jain, G., 2009. Artificial neural network modeling of the river water quality- a case study. **Ecological Modelling**, **220**: 888-895.
7. Ranković, V., Radulović, J., Radojević, I., Ostojić, A. and Ćomić, L., 2010. Neural network modeling of dissolved oxygen in the Gruza reservoir, Serbia. **Ecological Modeling**, **221**: 1239-1244.
8. Akkoyunlu, A., Altun, H. and Cigizoglu, H.K., 2011. Depth integrated estimation of the lake dissolved oxygen(DO). **Journal of Environmental Engineering**, **137**(10): 961 -967.
9. Juahir, H.J.H., 2009. Water quality data analysis and modeling of the Langat river basin. PhD thesis. Faculty of Science University of Malaya Kuala Lumpur.

10. Kuo, J.T., Hsieh, M.H., Lung, W.S. and She, N., 2007. Using artificial neural network for reservoir eutrophication prediction. **Ecological Modelling**, **200**: 171-177.
11. Sonmez, A.Y., Hasiloglu, S., Hisar, O., Mehan, H.N.A., Kaya, H., 2013. Karasu Nehri (Türkiye) Ağır Metal Kirliliği İçin Su Kalite Sınıflandırılmasının Bulanık Mantık ile Değerlendirilmesi, Ekoloji, 43-50
12. Heddami, S., 2014. Modeling hourly dissolved oxygen concentration (DO) using two different adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS): A comparative study. **Environmental Monitoring Assessment**, **186**: 597-619.
13. Ay, M., Su Kalitesi Parametrelerinin Yapay Zeka Yöntemleri İle Değerlendirilmesi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, Kayseri, 2014.
14. Yahia W.A., Houichi L., 2016, Efficiency of ANN models for the prediction of BOD5 in the WWTP of the city of Batna, Algeria.
15. Tomić, A.S., Antanasijević, D., Ristic, M., Grujić, A.P., Pocajt, V., 2017. Application of experimental design for the optimization of artificial neural network-based water quality model: a case study of dissolved oxygen prediction. **Environmental Science and Pollution Research**.
16. Gemici, T.B., (2017), Determination of water quality and estimation of monthly biological oxygen demand using by different artificial neural Networks models in the Bartın River, Fresenius Environmental Bulletin, 8/26: 5465 - 5475
17. Kazancı, N, Başören, Ö., Ekingen, P., Türkmen, G., Bolat, H.A, Yeşilırmak Nehri Havzası'ndaki arazi kullanım etkilerinin su kalitesinin değerlendirilmesiyle belirlenmesi ve Yeşilırmak Nehri'ne özgü bir biyotik indeks (Y-BMWP): I. Fiziko-kimyasal yöntemlerle değerlendirme, 2014
18. DPT (Devlet Planlama Teşkilatı), 2007, Havza yönetim uygulamaları-Yeşilırmak Havza Gelişim Projesi Modeli, Yeşilırmak Havza Gelişim Projesi Web Sitesi, Erişim Tarihi: 30.11.2017
19. DSİ, 2011. Devlet Su İşleri Genel Müdürlüğü Web Sitesi, Bölgelerimiz, Erişim Tarihi: 22.12.2017 <http://www.dsi.gov.tr/kurumsal-yapi/bolgelerimiz>

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER:

Adı, Soyadı: Muhammet ALTUNTAŞ

Uyruğu: Türkiye Cumhuriyeti (T.C.)

Doğum Tarihi ve Yeri: 21.01.1990 / Erzurum

Medeni Durumu: Evli

Tel: 0507 339 98 25

Email: altuntas@kilis.edu.tr / altuntasmuhammet@hotmail.com

Yazışma Adresi: Kilis 7 Aralık Üniversitesi, Teknik Bilimler MYO, Merkez / KİLİS

EĞİTİM:

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Lisans	Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği	2014
Lise	Kayseri Kocasinan Atatürk Lisesi	2007

TECRÜBE:

Yıl	Kurum	Görev
2017	Kilis 7 Aralık Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu	Öğretim Görevlisi
2014	Kayseri Gökdeniz Yapı Denetim Firması	İnşaat Mühendisi

YABANCI DİL

İngilizce