



T.C.

BARTIN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DEVREK VE DEVREKANİ ÇAYLARINDA TAŞINAN SEDİMENT
MİKTARININ YAPAY ZEKA METOTLARIYLA TAHMİNİ

HAZIRLAYAN
ABDURRAHMAN AĞTAŞ

DANIŞMAN
YRD. DOÇ. DR. ERCAN GEMİCİ

BARTIN-2017



T.C.

**BARTIN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DEVREK VE DEVREKANİ ÇAYLARINDA TAŞINAN SEDİMENT MİKTARININ
YAPAY ZEKA METOTLARIYLA TAHMİNİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HAZIRLAYAN

Abdurrahman AĞTAŞ

JÜRİ ÜYELERİ

- Danışman : Yrd. Doç. Dr. Ercan GEMİCİ - Bartın Üniversitesi
Üye : Doç. Dr. Osman GENÇEL - Bartın Üniversitesi
Üye : Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU - Erciyes Üniversitesi

BARTIN-2017

KABUL VE ONAY

Abdurrahman AĞTAŞ tarafından hazırlanan “DEVREK VE DEVREKANİ ÇAYLARINDA TAŞINAN SEDİMENT MİKTARININ YAPAY ZEKA METOTLARIYLA TAHMİNİ” başlıklı bu çalışma, 12.09.2017 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda oy birliği ile başarılı bulunarak jürimiz tarafından Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Yrd. Doç. Dr. Ercan GEMİCİ (Danışman)

Üye : Doç. Dr. Osman GENÇEL

Üye : Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU

Bu tezin kabulü Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun/...../20... tarih ve 20...../.....-..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Doç. Dr. H. Selma ÇELİKİYAY
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

BEYANNAME

Bartın Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre Yrd. Doç. Dr. Ercan GEMİCİ danışmanlığında hazırlamış olduğum “DEVREK VE DEVREKANİ ÇAYLARINDA TAŞINAN SEDİMENT MİKTARININ YAPAY ZEKA METOTLARIYLA TAHMİNİ” başlıklı yüksek lisans tezimin bilimsel etik değerlere ve kurallara uygun, özgün bir çalışma olduğunu, aksinin tespit edilmesi halinde her türlü yasal yaptırımını kabul edeceğimi beyan ederim.

12/09/2017

Abdurrahman AĞTAŞ

ÖNSÖZ

“DEVREK VE DEVREKANİ ÇAYLARINDA TAŞINAN SEDİMENT MİKTARININ YAPAY ZEKA METOTLARIYLA TAHMİNİ” başlıklı çalışma, Bartın Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans Tezi olarak 2017 yılında hazırlanmıştır.

Yüksek Lisans tez danışmanlığımı üstlenerek öğrencisi olma şerefine nail olduğum, bununla birlikte araştırma konusunun belirlenmesi ve yürütülmesi sırasında desteğini hiçbir zaman esirgemeyen değerli akademik fikir ve önerilerinden yararlandığım saygı değer hocam Yrd. Doç. Dr. Ercan GEMİCİ 'ye en içten teşekkürlerimi sunarım.

Yüksek lisans tezimde jüri üyesi olma nezaketini gösteren, tez konusu ile ilgili değerli tecrübelerini ve yardımlarını esirgemeyen değerli hocalarım Doç. Dr. Osman GENÇEL'e ve Yrd. Doç. Dr. Hatice ÇITAKOĞLU'na teşekkürü bir borç bilirim.

Son olarak, çalışmalarım boyunca tüm zahmetlere karşı her zaman maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen her zaman yanımda hissettiğim sevgili Aileme, Dayım Ahmet ERDOĞAN'a ve yakın arkadaşlarım Adem HARMANKAYA, D. Yusuf BAYSAL, Engin GÖRBÜZ, Kadir GÜL ve Yücel ALP'e sonsuz şükranlarımı sunarım.

Abdurrahman AĞTAŞ

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

DEVREK VE DEVREKANİ ÇAYLARINDA TAŞINAN SEDİMENT MİKTARININ YAPAY ZEKA METOTLARIYLA TAHMİNİ

Abdurrahman AĞTAŞ

Bartın Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Ercan GEMİCİ

Bartın-2017, Sayfa: XV + 76

Akarsular tarafından taşınan katı madde miktarlarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi; barajların projelendirilmesi, içme ve kullanma suyu temini problemleri, havzanın erozyon karakteristiklerinin belirlenmesi, akarsu taşımacılığı ve akarsu üzerine yapılması planlanan su yapısının ekonomik ömrünün belirlenmesi vb. konularda çok büyük önem taşımaktadır. Mevcut su kaynaklarının ekonomik, çevresel ve sosyal faydalar içinde en etkin biçimde kullanımını sağlamak için akarsularda taşınan katı madde miktarının belirlenmesi gerekli çalışmaların başında gelmektedir.

Yapılan bu çalışmada yapay zekâ yöntemlerinin akarsularda taşınan katı madde miktarını tahmin etmek için kullanılabilirliği araştırılmıştır. Bu çalışmada yapılan uygulamalarda aynı havzada bulunan Devrek ve Devrekani Çaylarına ait akım ve sediment verilerinden yararlanılmıştır. Çeşitli yapay zekâ yöntemleri ile günlük ve aylık akım verimleri kullanılarak günlük taşınan katı madde tahmin modelleri geliştirilmiştir. Ölçülen sonuçlar ile yapılan karşılaştırmalar, yapay zekâ modellerinin akarsularda taşınan sediment miktarı tahmininde başarılı bir şekilde uygulanabileceğini göstermiştir. Ayrıca aynı havzada bulunan akarsular için oluşturulan modellerin başka bir akarsuda taşınan sediment miktarının tahmin edilmesinde de kullanılabilir olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler

Askı maddesi; katı madde; su kaynakları; yapay sinir ađları.

Bilim Kodu

624.02.01

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

THE PREDICTION OF THE SEDIMENT AMOUNT IN DEVREK AND DEVREKANI RIVERS BY ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS

Abdurrahman AĞTAŞ

Bartın University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Civil Engineering

Thesis Advisor: Assist. Prof. Dr. Ercan GEMİCİ

Bartın-2017, pp: XV + 76

Accurate estimation of the amount of solids carried by rivers; Determination of the erosion characteristics of the basin, river transport and determination of the economic life of the water structure planned to be made on the river, and so on. Is of great importance to the issues. Determining the amount of solids transported in streams to ensure the most efficient use of existing water resources within economic, environmental and social benefits is at the top of the required work.

In this study, the possibility of using artificial intelligence methods to estimate the amount of solid matter carried in streams was investigated. The current and sediment data of the Devrek and Devrekani Rivers in the same basin were utilized in this study. Daily artifact prediction models have been developed using various artificial intelligence methods and daily and monthly flow efficiencies. Comparisons with measured results have shown that artificial intelligence models can be successfully applied in predicting the amount of sediment transported in rivers. It was also found that models built for rivers in the same basin could be used to estimate the amount of sediment transported in another stream.

Key Words:

Suspended material; solid matter; water resources; artificial neural networks.

Science Code

624.02.01

İÇİNDEKİLER

Sayfa

KABUL VE ONAY	ii
BEYANNAME.....	iii
ÖNSÖZ.....	iv
ÖZET	v
ABSTRACT	vii
İÇİNDEKİLER.....	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	xi
TABLolar DİZİNİ.....	xiv
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	xv
BÖLÜM 1 GİRİŞ	1
1.1 Genel Bilgiler.....	1
1.1.1 Yapay Zekâ Kavramı	1
1.1.2 Yapay Zekâ Teknolojileri.....	2
1.1.3 Uzman Sistemler	2
1.1.4 Makine Öğrenmesi	2
1.1.5 Genetik Algoritmalar.....	3
1.1.6 Bulanık Mantık.....	3
1.2 Zeki Etmenler	3
BÖLÜM 2 LİTERATÜR ÇALIŞMASI.....	4
2.1 YSA ile Yapılmış Katı Madde Tahmin Çalışmaları.....	4
2.2 Çalışmanın Amacı.....	12
BÖLÜM 3 KATI MADDE TAŞINIMI.....	13
3.1 Akarsularda Katı Madde Hareketi	13
3.2 Katı Madde Hareketindeki Boyutsuz Büyüklükler.....	14
3.3 Taban Hareketinin Başlaması	17
3.4 Askı Maddesi Taşınımı	20

3.5 Sürüntü Maddesi Taşınımı.....	26
BÖLÜM 4 MATERYAL VE YÖNTEM.....	28
4.1 Yapay Sinir Ağları	28
4.1.1 Yapay Sinir Ağlarının Tanımı.....	28
4.1.2 Biyolojik Sinir Hücresinin Yapısı.....	28
4.1.3 Yapay Sinir Ağlarının Yapısı.....	29
4.1.4 Yapay Sinir Ağlarının Tarihsel Gelişimi	31
4.1.5 Yapay Sinir Ağlarının Avantajları	33
4.1.6 Yapay Sinir Ağlarının Önemli Dezavantajları	34
4.1.7 Yapay Sinir Ağları Çeşitleri.....	35
4.1.7.1 Yapılarına Göre Ağ Çeşitleri.....	36
4.1.7.2 Öğrenme Algoritmalarına Göre Ağ Çeşitleri	37
4.2 Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA)	38
4.3 Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (USBS).....	41
BÖLÜM 5 BULGULAR VE TARTIŞMA	44
5.1 Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA)	45
5.2 Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (USBS)	55
BÖLÜM 6 SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	67
KAYNAKLAR.....	70
ÖZGEÇMİŞ.....	76

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil No	Sayfa No
1. Katı maddenin su derinliğine bağlı dağılımı	14
2. Dengedeki dane	16
3. Shields eğrisi	18
4. Akarsu tabanındaki bir daneye etkiyen kuvvetler	19
5. Bir akarsu en kesitindeki hız, katı madde konsantrasyonu ve katı madde debisinin derinliğe göre değişimi	22
6. Askı maddesi hesabında kullanılan rölatif konsantrasyon değerleri.....	25
7. Biyolojik sinir hücresinin yapısı.	29
8. Nöron matematik modeli	30
9. İleri beslemeli ağ yapısı	36
10. Geri besleme	37
11. Çok katmanlı ağ yapısı	39
12. Adaptif ağ tabanlı bulanık mantık çıkarım sistemi.	41
13. Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (1,19,1) modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.....	46
14. Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (1,19,1) modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.	47
15. Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (1,19,1) modeli test aşaması gidiş grafiği.	47
16. Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (1,19,1) modeli test aşaması saçılma grafiği.....	48
17. Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Tansig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (2,8,1) modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.....	49
18. Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Tansig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (2,16,1) modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.	49
19. Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (2,8,1) modeli test aşaması gidiş grafiği.....	50
20. Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (2,8,1) modeli test aşaması saçılma grafiği.	50
21. Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (1,1,1) modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.....	51

22.	Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (1,1,1) modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.	52
23.	Devrek Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (1,1,1) modeli test aşaması gidiş grafiği.	52
24.	Devrek Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (1,1,1) modeli test aşaması saçılma grafiği.....	53
25.	Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (2,1,1) modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.	54
26.	Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (2,1,1) modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.....	54
27.	Devrek Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (2,1,1) modeli test aşaması gidiş grafiği.	55
28.	Devrek Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (2,1,1) modeli test aşaması saçılma grafiği.....	55
29.	Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrekani USBS Gaussmf-3-Constant modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.	57
30.	Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrekani USBS Gaussmf-3-Constant modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.	57
31.	Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrekani USBS Gaussmf-3-Constant modeli test aşaması gidiş grafiği.	58
32.	Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrekani USBS Gaussmf-3-Constant modeli test aşaması saçılma grafiği.	58
33.	Devrekani Çayı verileriyle iki girişli Devrekani USBS Trimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.	60
34.	Devrekani Çayı verileriyle Devrekani USBS Trimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.	60
35.	Devrekani Çayı verileriyle iki girişli Devrekani USBS Trimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli test aşaması gidiş grafiği.	61
36.	Devrekani Çayı verileriyle iki girişli Devrekani USBS Trimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli test aşaması saçılma grafiği.	61
37.	Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrek USBS Trimf-2-Linear modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.....	62
38.	Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrek USBS Trimf-2-Linear modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.	63

39.	Devrekani ayı verileriyle tek giriřli Devrek USBS Trimf-2-Linear modeli test ařaması gidiř grafiđi.	63
40.	Devrekani ayı verileriyle tek giriřli Devrek USBS Trimf-2-Linear modeli test ařaması saılma grafiđi.	64
41.	Devrekani ayı verileriyle iki giriřli Devrek USBS Pimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli eđitme ařaması gidiř grafiđi.	65
42.	Devrekani ayı verileriyle iki giriřli Devrek USBS Pimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli eđitme ařaması saılma grafiđi.	65
43.	Devrekani ayı verileriyle iki giriřli Devrek USBS Pimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli test ařaması gidiř grafiđi.	66
44.	Devrekani ayı verileriyle iki giriřli Devrek USBS Pimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli test ařaması gidiř grafiđi.	66

TABLolar DİZİNİ

Tablo		Sayfa
No		No
1.	Katı madde hareketinde fiziksel büyüklükler	14
2.	Devrekani Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için tek giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.	46
3.	Devrekani Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için iki giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.	48
4.	Devrek Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için tek giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.	51
5.	Devrek Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için iki giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.	53
6.	Devrekani Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için tek giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.	56
7.	Devrekani Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için iki giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.	59
8.	Devrek Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için tek giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.	62
9.	Devrek Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için iki giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.	64

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

- ρ_s : Özgül Kütle
D : Dane Çapı
 q_s : Sürüntü maddesi birim debisi
 ρ : Özgül Kütle
 ν : Viskozite
h : Su derinliği
 \bar{v} : Ortalama hız
 v^* : Sürüklenme hızı
g : Yerçekimi ivmesi
I : Taban eğimi
R : Hidrolik Yarıçap

KISALTMALAR

- YSA : Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)
ÇKYSA : Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları
USBS : Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi
AGİ : Akım Gözlem İstasyonu
YAGİ : Yıllık Akarsu Gözlem İstasyonu
OMH : Ortalama Mutlak Hata
KOKH : Karekök Ortalama Karesel Hata

BÖLÜM 1

GİRİŞ

1.1 Genel Bilgiler

1.1.1 Yapay Zekâ Kavramı

Kâinatın yaratılışındaki mükemmellik ve kusursuzluk insanlığın dikkatini çekmiş ve kâinatta var olan varlıkların benzerini yapabilmek için insanlarda bir merak uyandırmıştır. Bunun en son örneği en mükemmel makine olarak kabul edilen ve kusursuz bir idrak kabiliyeti olan insan beyninin bir benzerinin yapılmasıdır. İnsan beyni sayısal işlemleri yapmakta bir işlemciye kıyasla çok zaman harcar. Bununla birlikte idrak kabiliyeti, öğrenme yetisi, algı gücü ve karar verme yetisi şimdiye kadar icat edilen makine, işlemci ve algılayıcılardan inanılmaz derecede yüksektir. Örneğin, küçük bir çocuk ateşin kendisini yakacağını bilemez. Ancak küçük bir tecrübe ile bunu öğrenir ve artık ateşe yaklaşmaz.

Teknoloji ve uygarlığın bize sunduğu bütün kolaylıklar, insanın beyni vasıtasıyla öğrenmesi ve kendini geliştirme yetisi ile geliştirilmiştir. Gelişen teknoloji ile akla gelen ilk sorulardan biri şudur: bir bilgisayardan faydalanarak acaba böyle bir zekânın yapayını üretmek mümkün olabilir mi (Elmas, 2007)? Bunun gibi sorulara cevap aramak suretiyle bilgisayarların gelişimi farklı bir yönde ilerlemeye başlamıştır.

Çağımızda bilgisayarlar bir yandan problemler hakkında karar verebilmekte, çözüm üretebilmekte, diğer taraftan da olaylar arasındaki bağıntıları öğrenebilmektedir. Matematiksel bir formülü olmayan veya çözülmesi mümkün olmayan problemlere, bilgisayarlar aracılığıyla deneme yanılmaya dayalı sezgisel yöntemlerle çözüm üretilmektedir. Bilgisayarlara bu gibi özellikleri ezberleten ve yeteneklerin gelişmesine olanak tanıyan çalışmalar kara kutu modeller olarak tanımlanan “yapay zekâ” olarak adlandırılmaktadır. İlk olarak 1950’li yıllarla ortaya çıkan yapay zekâ kavramı zamanla oldukça yoğun ilgi gördüğünden günümüze kadar geçen süreçte hayatın vazgeçilmez parçası olan sistemlerin ortaya çıkmasına sebep olmuştur. Bilgisayarlar artık eskiden

olduđu gibi yalnız bilgi iletişiminin ve hesaplamaların otomasyonunu yapan sistemler olarak görülmemektedir. İnsanın karar verme sürecine oldukça benzeyen bir karar mekanizmasına sahip ve daha karmaşık ama daha kullanışlı sistemler ortaya çıkmaktadır. Yapay zekâ bilimi; bilginin organize edilmesi, öğrenilmesi, problemin çözülmesi, teoremlerin ispatlanması ve akademik çalışmaların modellenmesi gibi birçok konu ile ilgilendiđi bilinmektedir. Bu yeteneklere sahip olan bilgisayar sistemleri problemleri çözerken insanın problemleri çözmeye sürecinden esinlenmektedir (Öztemel, 2006).

1.1.2 Yapay Zekâ Teknolojileri

Yapay Zekâ ile ilgili çalışmalar çeşitli teknolojilerin ortaya çıkmasına sebep olmuştur. Günlük aktiviteler arasında karşılaşılan olaylar ve problemler devamlı deđişmektedir. Çeşitli yer ve zamanlarda karşılaşılan problemlerin bazı kısımları insanları ilgilendirirken kalan kısımları ilgilendirmemektedir. Olaylar her insan tarafından farklı farklı yorumlanabilmektedir. İnsanların karşı karşıya kaldığı problemler farklı insanlar tarafından deđişik yöntemlere başvurularak çözülebilmektedir. İnsanların karar verebilme ve problem çözebilme yeteneklerinin bilgisayarlar tarafından taklit edilmesinin sağlanması da farklı teknolojilerin ortaya çıkmasına sebep olmaktadır (Öztemel, 2003).

1.1.3 Uzman Sistemler

Bir problemi o problem hakkında uzmanlaşmış kişilerin çözdüğü gibi çözebilme yeteneđine sahip bilgisayar programları geliştiren teknolojidir. Uzman sistemlerde bilgi ve tecrübeler bilgisayarda depolanır. Bilgisayar, bilgi tabanında depolanan bu bilgiler yardımıyla insanın karar verme mekanizmasına benzeyen bir süreçle problemlere çözüm geliştirir. Bir uzman sistem bilgi elde etme birimi, bilgi tabanı, çıkarım mekanizması ve kullanıcı ara birimi olmak üzere dört elemandan oluşur (Öztemel, 2006).

1.1.4 Makine Öğrenmesi

Bilgisayarlara olayları öğrenme kabiliyeti sağlayan teknolojidir. Genellikle örnekler kullanılarak olayların girdi ve çıktıları arasında bağlantılar bilgisayarca öğrenilir. Öğrenilen bilgiler ile bu probleme benzer olaylar yorumlanarak ya karar verilir ya da problemler çözümler (Öztemel, 2006).

1.1.5 Genetik Algoritmalar

Tabiatın kullandığı biyolojik seçim modelini benzeterek çözüm arayan bir optimal arama algoritmasıdır. Genetik algoritma (GA) mekanizması doğal evrime benzemektedir. Bu nedenle üreme, çaprazlama, mutasyon gibi doğal evrimde kullanılan özellikleri barındırır. Genetik algoritma doğrudan parametrelerle değil, kodlanmış parametre dizisiyle çalışır. Bu biçimde çalışması kullanıcının problemleri bir değişken optimizasyon problemi gibi çözmesine imkan sağlamaktadır (Gülbağ, 2006).

1.1.6 Bulanık Mantık

Bulanık mantık, bilgisayarlara insanlara özel verileri işleyebilme ve onların tecrübelerinden ve önsezilerinden faydalanarak çalışabilme imkanı verir. Bu yetenek sayısal ifadeler yerine sembolik şekillerle sağlanır. Bu sembolik ifadelerin bilgisayarlara aktarılması matematiksel bir temele dayanır. Bu matematiksel temel bulanık mantık kümeler kuramı ve buna dayanan bulanık mantıktır (Elmas, 2007).

1.2 Zeki Etmenler

Bunlar bağımsız karar verebilen bilgisayar sistemleridir. Donanım ve yazılım olarak geliştirilirler. Birden fazla yapay zekâ teknolojisi kullanılabilir. Algılama, kavrama ve eylem olmak üzere üç ana elemana sahiptir (Öztemel, 2006).

BÖLÜM 2

LİTERATÜR ÇALIŞMASI

2.1 YSA ile Yapılmış Katı Madde Tahmin Çalışmaları

Yapay zekâ çalışmaları kapsamında ortaya çıkan ve bir noktada yapay zekâ çalışmalarına destek sağlamakta olan farklı alanlardan bir tanesi de YSA'lardır. Yapay zekâ tekniklerinden YSA, biyolojik sinir sisteminden esinlenilerek geliştirilmiştir. Genel olarak YSA, tek katmanlı ya da çok katmanlı sistem ya da matematiksel bir model olarak tanımlanabilir (Şen, 2004). Katı madde tahmini için literatürde son yıllarda YSA modelleri kullanılmaya başlanmıştır.

Abrahat ve White (2001) Malawi'deki 1981- 1985 su yıllarına ait yağış verilerine karşılık gelen 117 adet akış ve katı madde gözlem verisini dikkate aldıkları çalışmalarında; yağış (mm), maksimum 30 dakikalık yağış yoğunluğu (mm/h), akış (mm) ve akış katsayısı (%) gibi dört adet girdi değişkeni kullanmışlardır. Burada, ilk önce veriler ağ eğitime dahil edilmeden logaritmaları alınmıştır. YSA standart girdi ve çıktı değerleri ile test edilirken diğer ağlar farklı yüzdelerdeki yapay gürültüler ile eğitilmiştir. Girdi değişkenlerine eğitim boyunca ilave edilen yapay gürültüler lokal minimumlara yakalanmadan ağı korurken, aşırı genelleme yapan ağ yapılarından sakınmayı da sağlamıştır. Sonuçlar, ortalama karesel hata ve ölçümlerin standart sapmalarına göre değerlendirilmiştir. Çalışma sonucunda, katı madde tahmini için geliştirilen lineer regresyon modeli en zayıf model olmuş, optimal seviyede yapay gürültü katkılı YSA en iyi sonucu vermiştir. Ayrıca, yaptıkları bu çalışmada, gürültü parametresinin belirli bir seviyenin üstüne çıkması sonucunda YSA'ların olumsuz yönde etkilendiğini göstermişlerdir.

Nagy vd. (2002) tarafından yapılan çalışmada, Niobrara, Orta Loup, Hii ve diğer küçük nehirlerle ait toplam katı madde debileri karıştırılarak bir veri kümesi oluşturulmuş ve oluşturulan verilerin yarısı eğitim için, diğer yarısı ise onaylama için kullanılmıştır. Ağ yapıları oluşturulurken, katı madde hareketinde çok önemli olan, kayma gerilmesi (ψ), hız oranı (ϕ), süspansiyon parametresi (w_0/u_*), akarsu boyuna eğimi (L), su derinliği oranı (h/d_{50}), Froude sayısı (F), Reynoulds sayısı (R_*) ve akarsu genişlik oranı (h/B) gibi giriş

değişkenleri dikkate alınmıştır. Katı madde konsantrasyonu, giriş katmanında alınan bu 8 adet giriş değişkenine bağlı olarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Verilerin kalan kısmı onaylamada kullanılmış ve ağ sonuçları ile gözlem değerleri karşılaştırılmıştır. Her ne kadar bu girdi değişkenlerinin katı madde konsantrasyonu üzerindeki etkisi olduğu düşünülse de bazı değişkenlerin olay üzerindeki etkisinin çok olmadığı ya da fazla etkisi olmayan değişkenlerin modelin gelişimini bozabileceği düşünülerek girdi değişkenleri için duyarlılık analizi yapılmıştır. Her bir girdi değişkeni sırayla ağ yapısından çıkartılarak ağın performansı değerlendirilmiş ve sonuç olarak hız oranı (ϕ) ve akarsu boyuna eğiminin (L) katı madde konsantrasyonu üzerindeki etkisinin az olduğu görülmüş ve girdi değişkenlerinden çıkartılmıştır. Sonuç olarak, elde edilen YSA giriş değişkenleri ile ağ eğitilmiş, eğitim değerleri ile gözlem değerleri arasındaki tutarsızlık oranının ortalaması ve standart sapması, geçmiş yıllarda bu bölge için geliştirilmiş ampirik bağıntıların sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Ağ yapılarını onaylamak için Rio Grande, Sacramento ve Mississippi nehirlerine ait veriler kullanılmıştır. Sonuç olarak, kullanılan veri grubu için elde edilen ağların diğer ampirik bağıntılarla beraber karşılaştırıldığında bölge için, en iyi üç modelden biri olduğu gözlemlenmiştir. Veri yapısındaki ekstrem değerlerin çok olmasından dolayı ağ yapıları istenilen seviyede sonuç vermemiştir.

Newham vd. (2003) Avustralya'daki Yukarı Murrumbidgee Havzası için, havza ölçeğinde katı maddenin taşınımının ve kaynağının hesabı için bir katı madde modeli geliştirilmişlerdir. Katı madde modelinin her bir değişkeni teorik ya da ampirik yaklaşımlar sonucu elde edilen alt modellerden oluşmaktadır. Bu çalışmada giriş katmanındaki veri sayısı 20 olup, lokal duyarlılık analizi ile en etkin değişkenler araştırılmıştır. Geliştirilen bu katı madde nehir ağ modeliyle ayrıca yatak malzemesi miktarı, askı maddesi miktarı, toplam katı madde taşınımı ve taşkın depolaması bulunabilmektedir. Bu çalışmada YSA ile havzalarda taşınan toplam yatak yükü ve askı maddesi miktarı bulunmuştur. Yatak yükü, askı maddesi miktarı ve toplam katı madde miktarı değerleri için giriş değişkenleri lokal duyarlılık analizine tabi tutulmuştur.

Veri yapısındaki ekstrem değerler sinir ağlarının performansını önemli ölçüde etkilemektedir. Literatürde bu konu ile ilgili çalışmalara bakıldığında bu problemten kaçınmak için eğitim aşamasından önce verilerin logaritması alınabilir, normalizasyon uygulanabilir. Sudheer vd. (2003) yaptıkları çalışmada verilerdeki çarpıklığın etkisini azaltmak için modifiye edilmiş Wilson – Hilferty dönüşüm formülünü kullanmışlardır.

Cıgızoğlu (2004)'ün yaptığı çalışmada, Philadelphia'daki (A.B.D) Schuylkill Nehri'ndeki üst ve alt havzaya ait iki AGİ'deki günlük ortalama akım ve askıda taşınan katı madde verilerini kullanmıştır. Burada, geçmiş yıllara dayalı askıda taşınan katı madde gözlemleri kullanılarak aşağı havzaya ait askı maddesi miktarı tahmin edilmiştir. Tahmin iki aşamada yapılmıştır. İlk aşamada aşağı havzanın askı maddesi değerleri giriş değişkeni olarak kullanılmış, ikinci aşamada ise, yukarı havzaya ait askı maddesi değerleri giriş değişkeni olarak kullanılmıştır. İkinci bir uygulamada yine çok katmanlı YSA kullanılarak nehir akımı ile askıda taşınan katı madde miktarı arasındaki ilişki incelenmiştir. Bu aşamada alt havzaya ait askı maddesi verileri ayrı ayrı yukarı ve aşağı havzanın akım değerleri kullanılarak tahmin edilmiştir. Çok katmanlı YSA, geleneksel AR modelleri ve regresyon modelleri ile kıyaslanmıştır. Aşağı havzanın otokorelasyon katsayısı 0,3 olup giriş değişkeni olarak t-4 güne kadar veri dikkate alınmıştır. Bu YSA yapısının giriş değişkenlerine, çıkış askı maddesi değerleri için yılın günlerini temsil eden değerler ilave edilmiş ve böylece periyodisite dikkate alınmıştır. Bu ilaveler, korelasyonu arttırmıştır. Bunun yanında alternatif bir metot olarak AR(4) modeli geliştirilmiş ise de, sonuçlardaki sapma değerlerinin çok büyük olduğu gözlemlenmiştir. Askı maddesi tahminleri aynı havza için akım tahminleri ile karşılaştırıldığında akım değişkeninin birincil otokorelasyonun yüksek olması nedeniyle daha iyi sonuçlar vermiştir. Diğer bir uygulamada ise yukarı havza ile aşağı havza arasında çapraz korelasyon yapılmış ve çıkan değer havzanın otokorelasyonundan daha iyi olduğu için yukarı havzaya ait askı maddesi değerleri aşağı havza için girdi değişkeni olarak kullanılmıştır. Çıkan sonuçlar otokorelasyon yaklaşımı ile bulunan değerlerden performans olarak daha iyidir. Daha sonra girdi değişkenlerine aynı gün içindeki yukarı havzaya ait günlük askı maddesi gözlemleri ilave edilerek bu sefer de çoklu değişkenli regresyon modeli ile kıyaslanmıştır. Tahmin modellerinin ardından aşağı havzanın akım değerleri kullanılarak yine aşağıdaki havzaya ait askıda taşınan katı madde miktarı hesaplanmıştır ve bu model havza için geliştirilen katı madde tahmin eğrisi ile kıyaslanmıştır. Sonuç olarak, katı madde tahmin eğrisi gözlem değerlerine göre toplam %74 daha az değer elde etmiştir. Çok katmanlı YSA ise, gözlem değerlerine göre toplam %10 daha büyük değerler elde etmiştir. Buradan görüldüğü gibi askı maddesi miktarıyla akım arasındaki doğrusal olmayan ilişkinin çok katmanlı YSA ile daha iyi modellendiği sonucuna ulaşılmıştır.

Fırat ve Güngör (2004) yaptıkları çalışmada, askıda taşınan malzeme ve katı madde konsantrasyonunun tahmini için E.İ.E.İ tarafından Büyük Menderes Havzası'ndaki 706

No'lu AGİ'de ölçülen debi (m^3/s), sediment konsantrasyonu (ppm) ve askıda taşınan katım madde miktarı (ton/gün) kullanılmıştır. Giriş değişkeni olarak akarsu debisi kullanılmış ve eğitim aşamasına sigmoid aktivasyon fonksiyonu seçilmiştir. Eğitim aşamasından önce girdi verileri 0 ile 1 arasında normalize edilmiştir. Ağ yapısı olarak ileri beslemeli YSA, öğrenme tipi olarak denetimli öğrenme ve hatayı minimize etmek için hatayı geriye yayma algoritması kullanılmıştır. Eğitim aşamasında toplam 90 adet veriden 85'i kullanılmış ve gizli katman sayısı 3, öğrenme katsayısı 0,4, momentum katsayısı 0,7 ve iterasyon sayısı olarak 7800 seçilmiştir. Deneme aşamasında kalan 5 veri dikkate alınmış ve uygunluk ölçütü olarak OMRH seçilmiştir ve sonuçlar regresyon analizi sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak YSA'nın regresyon analizine göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Sarangi ve Bhattacharya (2005) Jharkhand'daki (Hindistan) Chhotnagpur platosundaki Chatra bölgesinin Itkhori bloğundaki Banha havzasına ait 1985 – 1989 yılları arası ölçülmüş katı madde miktarı değerleri ile havzaya ait hidrograflar kullanılarak jeomorfoloji tabanlı ve jeomorfoloji tabanlı olmayan YSA geliştirilmiştir. Elde edilen ağ sonuçları havza için daha önceden geliştirilen regresyon modelleri ile karşılaştırılmıştır. Sarangi ve Bhattacharya (2005) hatayı geriye yayma algoritmasının YSA yapılarında iyi sonuçlar verdiğini göstermişlerdir. Jeomorfolojik olmayan YSA yapılarında giriş katmanında sadece akım değeri bulunurken, jeomorfolojik olanda ise akış oranı, rölatif çatallaşma, şekil faktörü ve drenaj faktörü gibi havza karakteristiğini yansıtan girdi değişkenleri ilave edilmiştir. Doğru ağ yapısının tespiti için 20 farklı şekilde girdi değişkeni oluşturulmuş ve sonuçlar korelasyon, verimlilik faktörü ve mutlak ortalama sapma için irdelenmiştir. Sonuç olarak jeomorfolojik tabanlı YSA'ların diğer ağ yapılarına göre daha uygun sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Agarwal vd. (2006) yaptığı çalışmada, Hindistandaki Vamsadhara Nehri havzasındaki 6 adet YAGİ'ye ait günlük yağış değerleri (mm/gün) kullanılarak havza için Thiessen poligonları oluşturulmuş ve ağırlıklandırılmış yağış değerleri hesaplanmıştır. Giriş değişkeni olarak havzaya ait günlük toplam yağış miktarı (mm/gün) ile günlük akım değerleri (m^3/s) dikkate alınmıştır. Havza için günlük, haftalık, 10 günlük ve aylık yağış – akış değerleri giriş katmanına eklenmiştir. Havzaya ait verilerin bir kısmı çapraz onaylama bir kısmı ise, ağ doğrulaması için ayrılmıştır. Performans ölçütü olarak verimlilik katsayısı ve korelasyon katsayısı dikkate alınmıştır. Sonuçlara bakıldığında günlük yağış ve akış

değişkenlerinden aylık yağış ve akış değişkenlerine doğru gidildikçe korelasyon ve verimlilik oranlarının düştüğü gözlemlenmiştir. Havza üzerindeki yağışın bölgesel varyasyonları da düşünülerek çok girişli lineer transfer fonksiyonlu sinir ağları geliştirilmiştir. Çalışma sonucunda çok giriş değerli sinir ağ yapılarının her zaman tek giriş değerli sinir ağ yapılarına göre iyi sonuçlar vermediği gözlemlenmiştir. Bu da diğer istasyonların ağ eğitimini zorlaştırıcı yönde etkisinin olmasından kaynaklanmaktadır. Yine benzer şekilde havza için katı madde ağ modelleri geliştirilmiş, girdi değişkeni olarak günlük, haftalık, 10 günlük, aylık katı madde değerleri (kg/s) ile sinir ağları ile tahmin edilmiş akım değerleri (m³/s) kullanılmıştır. Sonuçlara bakıldığında bazı YAGİ'lerin katı madde taşınımı üzerinde etkili olmadığı ve veri zaman aralığının değişkenler arasındaki ilişkiyi nasıl etkilediği gözlemlenmiştir.

Cıgızoğlu ve Kişi (2006) Schulkill Nehri'ndeki Manayunk istasyonuna ait günlük ortalama akım ve günlük toplam askıda taşınan katı madde miktarını kullanmışlardır. Giriş verileri k-fold bölümlendirme yaklaşımı ile alt kümelere ayrılmıştır. Katı madde miktarı için hesaplanan birincil otokorelasyon anlamlı olup bundan önceki değerlerin anlamlılığı sıfıra yakın bulunmuştur. Katı madde ile akım arasında yapılan çapraz korelasyon sonucu lag 0 değeri lag 1 değerinden daha anlamlı çıkmıştır. Bu işlem sonucunda Q_t ve S_{t-1} değerlerinin girdi değişkeni olarak alınması uygun görülmüştür. Her bir alt girdi kümesinin katı madde değerleri ile akım değerleri arasındaki çapraz korelasyon sonuçları incelenmiştir. Cıgızoğlu (2004) yaptığı çalışmada geri beslemeli YSA'ların düşük katı madde taşınım potansiyeli olan bölgelerde katı maddenin zaman serisinin davranışını iyi yansıtmadığını görmüştür. Bu çalışma için ayrıca dizi bağımlı YSA'ları da kullanılmıştır. Bunun için her alt küme üç farklı diziye bölünmüştür. Bu diziler $0 - \alpha X_{ort}$, $\alpha X_{ort} - bX_{ort}$ ve $bX_{ort} - X_{max}$ şeklinde olup a ve b katsayıları her alt küme için denemeler ve hatalar ile belirlenmiştir. Ağın eğitimi boyunca uygulanan dizi limitlerine karşı gözlemlenen akış ve katı madde değerleri kontrol edilmiş ve her dizi için dizi bağımlı YSA'ların eğitimi için kullanılacak akış ve katı madde değerlerine karar verilmiştir. Eğitilen dizi bağımlı YSA'ların sonuçları, geri beslemeli YSA, lineer regresyon ve lineer dizi bağımlı regresyon değerleri ile ortalama mutlak hata ve verimlilik ölçütüne göre kıyaslanmıştır. Çalışma sonucunda düşük katı madde gözlemleri için dizi bağımlı sinir ağlarının, geri beslemeli YSA'lara göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiş, çok değişkenli regresyon modellerinde belirgin sapmaların olduğu ve bu sapmaların ağın

performansını olumsuz yönde etkilediği de ayrıca saptanmıştır. Dizi bağımlılığının kullanımı regresyonun istatistik değerlerini de arttırmıştır.

Cıgızoğlu ve Alp (2006) yaptıkları çalışmada Amerika Birleşik Devletlerindeki Juniata Nehri'ne ait günlük akım ve askıda taşınan katı madde miktarlarını kullanılarak havzaya taşınan katı madde miktarının genelleştirilmiş YSA yaklaşımı ile tahmin edilmesini araştırmışlardır. Yüksek, orta ve yüksek katı madde taşınım potansiyeli olan katı madde hidrografları için geliştirilen geri beslemeli YSA ile genelleştirilmiş YSA sonuçları karşılaştırılmıştır. Giriş katmanı, t-3 güne kadar akım değerleri ile t-1 güne kadar katı madde değerleri için oluşturulmuştur. Elde edilen YSA sonuçları ile katı madde hidrografları karşılaştırılmıştır ve orta ile düşük katı madde taşınım potansiyeli olan katı madde hidrografları için iyi sonuçlar vermiştir. Geliştirilen genelleştirilmiş YSA yüksek katı madde taşınım potansiyeli yüksek olan katı madde hidrografları iyi sonuçlar vermiştir. Genelleştirilmiş YSA negatif veri üretmediği gibi iteratif öğrenme prosedürüne sahip olmadığı için geri beslemeli YSA gibi başlangıç ağırlık katsayılarına bağlı değildir.

Zhu vd. (2007) Yukarı Yangtze havzasındaki (Çin) Longchuanjiang Nehri için aylık askıda katı madde taşınımını modellenmiştir. Burada geçmiş günlerin katı madde değerlerinin girilmesi yerine yağış, sıcaklık ve yağış yoğunluğu gibi iklim değişkenleri kullanılarak bu değişkenler ile askıda taşınan katı madde arasındaki ilişki yakalanmaya çalışılmıştır. Aylık ortalama askıda taşınan katı madde miktarı ile akım, havzadan toplanan günlük askıda taşınan katı madde miktarı ve akım değerlerinden türetilmiştir. Yapılan duyarlılık analizi sonucunda buharlaşma ve nem miktarının katı madde taşınımını üzerindeki etkisi az olduğu için giriş değişkenlerinden çıkartılmıştır. Sınır ağları için giriş değişkeni olarak yağış, sıcaklık, bir ay içindeki 25 mm den ve 50 mm den büyük kümülatif yağış değerleri alınmıştır. Giriş yapısına eklenen yağış verileri Thiessen metodu kullanılarak alansal ortalama yağış değeri elde edilmiş ve giriş yapısında kullanılmıştır. Günlük sıcaklık ve akımlara ait zaman serileri de havzadaki 6 istasyondan temin edilmiştir. Askıda taşınan katı madde ile akım, yağış ve bir ay içindeki 25 mm den büyük kümülatif yağış değerleri arasındaki lineer korelasyonun kuvvetli olduğu görülmüştür. Sonuçlar çok değişkenli lineer regresyon denklemleri ve güçlü ilişki denklemleri ile karşılaştırıldığında geliştirilen YSA'ların daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Alp ve Cıgızođlu (2007) yaptıkları çalışmada geri beslemeli YSA kullanarak geçmiş günlük ve aylık katı madde miktarı ile nehir akımı verilerine bađlı günlük toplam askıda taşınan katı madde miktarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Üç farklı giriş yapısı (sadece yağış, sadece akış ve hem yağış hem akış) ađ için düşünölmüştür. Geliştirilen geri beslemeli YSA, RYSA ve lineer regresyon modeli ile karşılaştırılmıştır. Junita Nehri'ne, (A.B.D) ait günlük toplam akış ve askıda taşınan katı madde miktarı verileri kullanılmıştır. Ortalama günlük toplam yağış miktarı Thiessen Metodu kullanılarak hesaplanmıştır. Veriler istatistiksel açıdan incelendiğinde askıda taşınan katı madde miktarı değerlerinde dikkate deđer bir çarpıklığın olduđu ve ayrıca akış ve katı madde değerleri için otokorelasyonların t-2 gün önceye kadar belirgin bir anlamlılık hesaplanmıştır. Çalışma kapsamında erken durdurma tekniđi kullanılarak gizli katmandaki nöron sayısı bulunmaya çalışılmıştır. Bu yöntemde YSA'ların arama yönü tahmin verilerinin ortalaması şeklinde dikkate alınırken, her öğrenme aşamasında ortalama karesel hata onaylama verilerinin ortalaması tarafından araştırılmıştır. Yapılan çapraz korelasyon ile yağış ve katı madde arasındaki t-2 gün önceye kadar ilişki bulunmasına rağmen t-4 gün önceye kadar olan giriş deđişkeni alınmıştır. Çok deđişkenli lineer regresyon modelleri ile geliştirilen ađ yapıları ortalama karesel hata ve R² uygunluk ölçütlerine göre irdelenmiştir. Çalışmanın sonucunda yağış değerlerinin, katı madde tahmin modelinde etkili bir deđişken olmadığı görölmüştür. Giriş deđişkenlerine eklenen evvelki günlere ait akım değerlerini ađ performansını arttırdığı görölmüştür.

Terzi ve Baykal (2012) YSA yöntemi ile Kızılırmak Nehri'ne ait katı madde tahmin modeli geliştirmek için aynı istasyona ait akım değerleri kullanmışlardır. Geliştirdikleri modeli incelediklerinde, YSA yönteminin katı madde tahmininde kullanılabileceđini ve ölçüm yapılamayan zamanlarda veya verilerin kaybolması gibi durumlarda eksik verilerin YSA yöntemi ile tamamlanabileceđini görmüşlerdir.

Ülke vd. (2011) Gediz Nehrinde taşınan askıda katı madde yükü ampirik formüller ile tahmin edilmeye çalışmışlardır. Bunun için öncelikle arazi ve laboratuvar çalışmaları yapmışlar, havzaya ve akarsuya ait parametreleri belirlemişlerdir. Ardından literatürde yer alan dört askıda katı madde ampirik bađıntısını uygulamışlar, bölgeye en uygun ampirik bađıntının Brooks metodu olduđunu belirlemişlerdir. İkinci aşamada ise, belirlenen ampirik formölün Gediz Nehrini temsil etmesini sağlamak için gerekli düzeltmeleri

yapmışlar; bağıntıdaki düzeltme katsayısının en uygun değeri genetik algoritma ile hesaplamışlardır.

Bayram (2011) Doğu Karadeniz Havzası'nın 3280 km² drenaj alanı ile en büyük alt havzası olan Harşit Çayı'nda membadan mansaba doğru ana kol boyunca seçilen on gözlem istasyonunda, 2009 Mart ile 2010 Şubat döneminde on beş gün aralıklarla yüzeysel su kalitesini araştırmıştır. Askıda katı madde konsantrasyonunun (AKM) bulanıklık, toplam demir ve toplam krom parametrelerine dayalı tahminini, çeşitli regresyon analizleri ve yapay sinir ağları (YSA) yöntemiyle yapmıştır. AKM konsantrasyonunun tahmininde YSA yönteminin regresyon analizine göre daha iyi sonuçlar verdiğini tespit etmiştir.

Tuskan (2012) YSA sınıvlaşma güvenlik katsayısını tahminlemede kullanmıştır. Levenberg-Marquardt algoritmalı ileri beslemeli geri yayımlı bir yapay sinir ağı modeli çevrimsel gerilme oranı yardımıyla hesaplanan sınıvlaşma potansiyelini güvenlik sayısı tahmini için geliştirmiştir. Transfer fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonunu kullanmıştır. Elde ettiği verilerle YSA modelinin yüksek tahmin performansı gösterdiğini açıkça gözlemlemiştir.

Karaboran (2013) Develi-Yeşilhisar alt havzasındaki meteorolojik veriler ile yeraltı su seviyelerinin arasındaki ilişkinin çoklu doğrusal regresyon ve yapay zekâ teknikleri yardımıyla tahmin edilmesini amaçlamıştır. Çalışmasında, Develi Yeşilhisar alt havzasındaki 2 adet yeraltı suyu gözlem kuyusuna ait 2007-2010 yıllarını içeren 4 yıllık günlük veriler ile Develi meteoroloji istasyonuna ait günlük meteorolojik verileri kullanmıştır. Geçmiş meteorolojik verilerin değişik kombinezonlarını deneyerek, bir ay sonraki yeraltı su seviyelerini tahmin etmeye çalışmıştır. Bir ay sonraki YASS'ne etki eden anlamlı bağımsız değişkenler, öncelikle Temel Bileşenler Analizi (PCA, Principal Component Analysis) ile belirlemiştir. PCA analizi, her bir kuyu için ayrı ayrı uygulamış ve anlamlı değişkenleri belirledikten sonra elde edilen doğrusal regresyon analizi sonuçları Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemlerinden olan Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA) ve Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları (RTYSA) ile karşılaştırmıştır. Karşılaştırma neticesinde ÇKYSA seçilen yöntemler içerisinde en doğru sonuçları verdiği gözlemlemiştir. Çalışmanın sonucunda serbest akiferlerdeki yeraltı su seviye değerleri ile meteorolojik veriler arasında güçlü bir ilişki olduğunu tespit etmiştir.

Fedakar (2012) Akarsu en kesitindeki askı maddesi konsantrasyonunu tahmin etmek için yeni bir yaklaşım olarak bulanık genetik (BG) yaklaşımını önermiştir. BG yaklaşımının amacı ise, bulanık giriş üyelik fonksiyonlarına ait parametrelerin genetik algoritma kullanılarak belirlenmesidir. USGS (United States Geological Survey) tarafından işletilen 06088300 ve 06088500 nolu istasyonlara ait günlük debi ve askı maddesi konsantrasyonu verilerini kullanmıştır. Gözlenen 4 yıllık verilerin ilk 2 yılı eğitime, 1 yılı test ve kalan 1 yılı değerlendirme olarak üç bölüme ayrılmıştır. BG modellerin tahmin sonuçları, karekök ortalama karesel hata ve determinasyon katsayısı istatistikleri kullanılarak adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), çok katmanlı yapay sinir ağı (ÇKYSA) ve AE modelleri ile karşılaştırmıştır. Sonuç olarak BG yaklaşımının, askı maddesi konsantrasyonunu modellemede ANFIS, ÇKYSA ve AE yöntemlerine göre daha iyi sonuçlar vermiştir.

2.2 Çalışmanın Amacı

Bu çalışmada, Devrek ve Devrekani çaylarında taşınan katı madde miktarının YSA yöntemiyle tahmin edilmesi amaçlanmaktadır.

Çalışma kapsamında kullanılan akım ve katı madde ölçümleri Devlet Su İşleri'nden (DSİ) temin edilmiştir.

Yapay sinir ağları (YSA), yapay zekâ bilimine bağlı araştırmacıların çok yüksek ilgi duydukları bir araştırma alanıdır. Bilgisayarların öğrenmesine yönelik çalışmaları içermektedir.

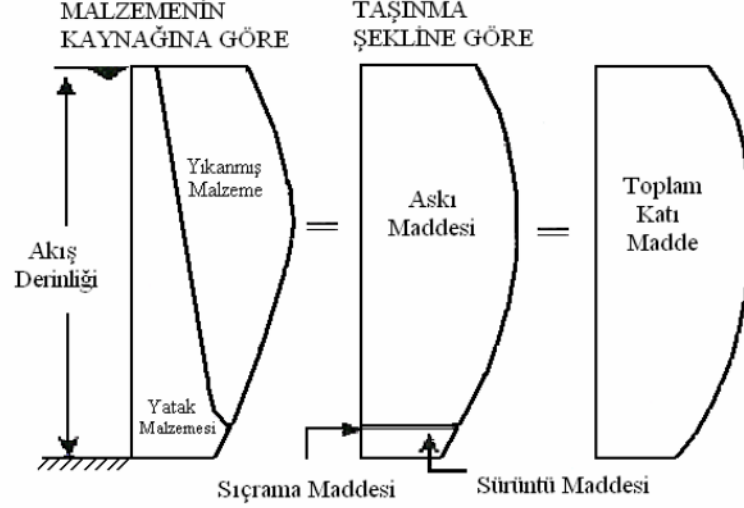
YSA'nın hidrolojik konularda uygulanışı 1995 yılından itibaren artış göstermektedir. Hidrolojide en çok kullanıldığı alanlar, yağış-akış tahmini, su seviyesi tahmini, buharlaşma tahmini, su kalitesi tahmini ve katı madde tahmini şeklindedir.

BÖLÜM 3

KATI MADDE TAŞINIMI

3.1 Akarsularda Katı Madde Hareketi

Akarsularca taşınan katı maddeler, taşınan malzemenin kaynağına göre ve taşınma şekline göre sınıflandırılırlar. Malzemenin kaynağına göre katı madde, yatak malzemesi ve yıkanmış malzeme olmak üzere iki sınıfa ayrılır. Yatak malzemesi hareketli tabanı oluşturan malzemedir. İri danelerin akarsu yatağından sökülmesi olarak tanımlanan kanal erozyonu yatak malzemesinin kaynağını oluşturur. Yıkanmış malzeme ise, çoğunluğu havza erozyonuyla gelen ve yatak malzemesine kıyasla daha ince olan malzemedir. İnce danelerin yeryüzünden sökülmesi olarak tanımlanan tabaka erozyonu yıkanmış malzemeye kaynaklık etmektedir. Akarsudaki taşınma şekline göre de askı maddesi ve sürüntü maddesi şeklinde sınıflandırılırlar. Sürüntü maddesi akarsu tabanında hareket halinde yuvarlanan küçük parçalardan oluşur. Bu daneler yatağın üst yüzeyi ile devamlı temas halindedir. Eğer akım hızı çok yüksek değerlere ulaşırsa bazı daneler sıçrama hareketi yapar. Yuvarlanan, kayan ve sıçrama şeklinde hareket halinde bulunan bu daneler belirli bir zamandan sonra durgunlaşır, stabil hal alır. Askı maddesi sürüntü maddesine oranla daha küçük çapa sahiptir, ancak sürüntü maddesinden ayırt eden belli bir dane çapından bahsedilemez. Çünkü sediment hareketi sadece dane çapına bağlı olmayıp akım şartlarına da bağlıdır. Hızlı akan bir suda askı halinde ilerleyen bir parçacık daha durgun akan bir bölgeye geldiğinde sürüntü maddesi durumuna geçebilir. Bu ayırım için geliştirilen bağıntılardan birinde $Fr^2 = V^2/(g \times D)$ ifadesini 360 yapan çap, sürüntü ile askı maddesini ayıran bir kıstas olarak ifade edilmektedir. (Özbek ve Özcan, 2001). Yıkanmış, yatak, askı ve sürüntü maddesinin dağılımları Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1: Katı maddenin su derinliğine bağlı dağılımı (Özbek ve Özcan, 2001).

3.2 Katı Madde Hareketindeki Boyutsuz Büyüklükler

Katı madde hareketindeki mekanik olay çok sayıdaki fiziksel büyüklük ile açıklanabilir. Bu büyüklüklerden en önemli olanlar Tablo 1’de şema şeklinde verilmiştir.

Tablo 1: Katı madde hareketinde fiziksel büyüklükler (Özbek ve Özcan, 2001).

Katı madde ile ilgili büyüklükler:	Özgül kütle Dane Çapı Sürüntü maddesi birim debisi	ρ_s D q_s
Akışkan ve akım ile ilgili büyüklükler:	Özgül kütle Viskozite Su derinliği Ortalama hız ve sürüklenme hızı	ρ ν h \bar{v}, v^*
Katı madde ve akışkan ile ilgili büyüklük:	Yerçekimi ivmesi	g

Tabloda “ v^* ” ile gösterilen sürüklenme hızı, akarsuda katı madde hareketini gösteren en önemli parametrelerdendir. “ I ” ile taban eğimi, “ R ” ile hidrolik yarıçap gösterildiğinde tabandaki kayma gerilmesi:

$$\tau = \gamma R I \quad (1)$$

bağıntısı ile hesaplanır. Denklem (1)’de gösterilen sürüklenme gerilmesinden (τ_0) geliştirilen bir büyüklük olan sürüklenme hızı (v^*) denklem (2)’deki gibi,

$$v^* = \sqrt{\frac{\tau_0}{\rho}} = \sqrt{gRI} \quad (2)$$

şeklinde yazılabilir. Tablo 1’de verilen parametreler dışında dane dağılımının homojen olmadığını gösteren bazı büyüklükler de vardır. Bu parametreler ile taşınan sürüntü maddesi birim debisi (q_s) beraber gösterildiğinde fonksiyonel bağıntı denklem (3)’teki gibi yazılabilir:

$$f(\rho_s, \rho, v, g, D, h, \bar{v}, v^*, q_s) = 0 \quad (3)$$

“ D”, “ ρ ” ve “ v ” tekrar eden değişkenler olarak seçilip “Buckingham π Teoremi” kullanılarak boyut analizi yapılır ve bazı yaklaşımlar ile yukarıdaki bağıntı denklem (4)’teki haline getirilebilir:

$$f(Re^*, Fr^*, \phi) = 0 \quad (4)$$

Bu bağıntıdaki “ Re^* ” ve “ Fr^* ” boyutsuz büyüklükleri, sırası ile dane sürüklenme Reynolds sayısı ve dane sürüklenme Froude sayısı olarak adlandırılır ve sırasıyla denklem (5) ve denklem (6) ifade edilirler.

$$Re^* = \frac{v^* D}{\nu} \quad (5)$$

$$Fr^* = \frac{v^{*2}}{gD(\rho_s - \rho)/\rho} = \frac{v^{*2}}{\Delta gD} \quad (6)$$

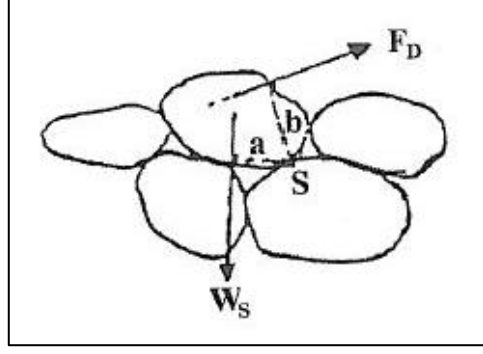
Denklem (7)’de gösterilen ve boyutsuz olarak sürüntü maddesi debisini veren “ ϕ ” değeri, hareketin olmadığı bir akarsu yatağında sifıra eşit olur.

$$\phi = \frac{q_s}{\sqrt{\Delta g D^3}} = 0 \quad (7)$$

Öte yandan akarsu yatağındaki kohezyonsuz bir danenin dengesi göz önüne alınırsa, bu daneye etki eden kuvvetler parçanın su içindeki ağırlığı ve daneye etki eden direnç kuvvetidir. Dengedeki danenin ağırlığı “ W_s ”, daneye etki eden direnç kuvveti “ F_D ” ile gösterilirse, denge durumunda denklem (8)’deki eşitlik yazılabilir (Şekil 2).

$$W_s \cdot a = F_D \cdot b \quad (8)$$

Küre şeklindeki bir dane kabulü ile “ C_D ” ile direnç katsayısı, “ v^* ” ile dane sürüklenme hızı gösterilirse “ F_D ” direnç kuvveti için eşitlik;



Şekil 2: Dengedeki dane (Özbek ve Özcan, 2001).

$$F_D = \frac{1}{2} \rho v^{*2} C_D \frac{\pi D^2}{4} \quad (9)$$

denklem (9)’da belirtildiği gibi yazılabileceğinden, danenin su içindeki ağırlığı

$$W_s = g(\rho_s - \rho) \pi D^3 / 6 \quad (10)$$

Denklem (10)’daki gibi alınıp denge denkleminde yerine konulursa,

$$v^{*2} \rho = \frac{4}{3} \frac{D}{C_D} g (\rho_s - \rho) \frac{a}{b} \quad (11)$$

Denklem (11) bulunur. Diğer taraftan $\tau_0 = v^{*2} \rho$ olduğundan denklem (11) yeniden düzenlenirse hareket sayısı “ ψ ” denklem (12)’de gösterildiği gibi yazılabilir.

$$\psi = \frac{\tau_0}{g(\rho_s - \rho)D} = \frac{v^{*2} \rho}{g(\rho_s - \rho)D} = \frac{v^{*2}}{g(\rho_s - \rho)D \rho} = \frac{v^*}{\Delta g D} \quad (12)$$

Düzenlemeler sonucu $v^{*2} = gRI$ bağıntısı ile birlikte ψ , denklem (13)’de görüldüğü üzere farklı biçimlerde gösterilebilir. Ayrıca, denklem (6) ile karşılaştırıldığında bu sayının dane sürüklenme Froude sayısı ile eşdeğer olduğu görülecektir.

$$\psi = Fr^* = \frac{\tau_0}{g(\rho_s - \rho)D} = \frac{v^*}{\Delta g D} = \frac{RI}{\Delta D} = \frac{\tau_0}{\Delta \rho g D} \quad (13)$$

Denklem (13)'de dört farklı yazılım şekli verilen “ ψ ” hareket sayısı, hareket olup olmadığını belirleyen bir parametre olduğu gibi ayrıca katı madde miktarının belirlenmesinde de etken bir boyutsuz büyüklüktür (Özbek ve Özcan, 2001).

3.3 Taban Hareketinin Başlaması

Katı madde hareketinin olmadığı sınır denge durumunda $q_s = 0$ olduğundan denklem (4) denklem (14) şekline dönüştürülebilir:

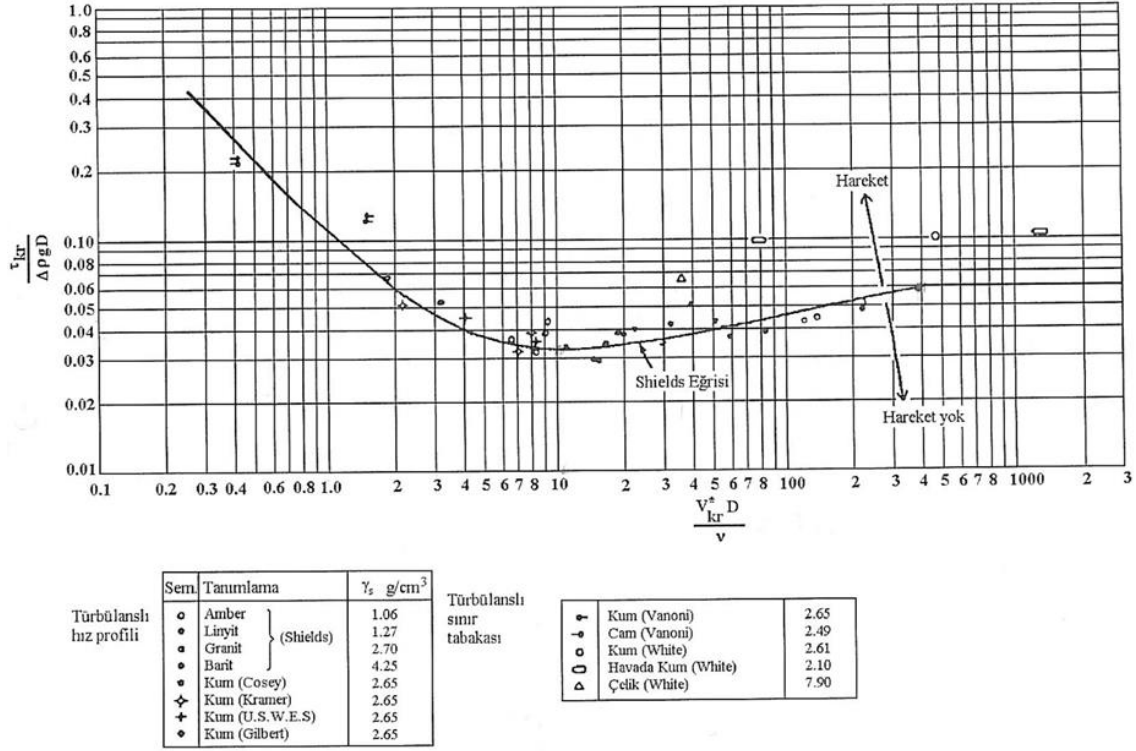
$$f(Re^*, Fr^*) = 0 \quad (14)$$

Tabandaki hareketin başlangıcı ile ilgili ilk çalışma Shields tarafından yapılmıştır. Harekete başlama için Reynolds Sayısı ile Shields Parametresi (ψ) arasındaki bağıntıyı incelemiş ve $1,06 < \rho_s / \rho < 4,25$ aralığında yaptığı deneysel çalışmalarda denge durumu için denklem (15)'i geliştirmiş ve Şekil 3'te gösterilen Shields diyagramını hazırlamıştır.

$$\psi = Fr^* = f(Re^*) \quad (15)$$

Hareket ile hareket olmaması durumları arasındaki sınır, “denge durumu” olarak tanımlandığında, Şekil 3'deki eğri üzerinde bulunan noktalar tabanda oluşan kayma gerilmesinin (τ_0) kritik sürüklenme gerilmesine (τ_{kr}) eşit olduğunu göstermektedirler. Bu gerilme aynı zamanda sınır kayma gerilmesi ya da oyulma kayma gerilmesi adları ile de anılmaktadır. $\tau_0 > \tau_{kr}$ olduğu zaman o kesitte hareket ve taşınım buna bağlı olarak oyulma söz konusu iken, $\tau_0 < \tau_{kr}$ olduğu zamanda şayet membadan gelen sürüntü maddesi söz konusu ise akarsu yatağında yığılmadan bahsedilmektedir.

Shields diyagramında düşey ekseninde denklem (13)'de verildiği gibi, farklı şekiller ile ifade edilen boyutsuz kayma gerilmesi (ψ) görülmektedir. Shields eğrisi üzerinde yere alan noktalar denge durumunu karakterize ederken ($\tau_0 = \tau_{kr}$), eğrinin üst kısmında kalan bölge hareketin olduğu ($\tau_0 > \tau_{kr}$) , alt kısmında kalan bölge ise hareketin olmadığını ($\tau_0 < \tau_{kr}$) göstermektedir.



Şekil 3: Shields eğrisi (Özbek ve Özcan 2001).

Bu bağıntı sonradan çeşitli araştırmacılarca yapılan deneylerle de doğrulanmış olup hala güncelliğini korumaktadır.

Diyagramdan görüleceği üzere $Re^* < 2$ için bağıntı lineer bir gidiş göstermekte ve $0,06 < \psi < 0,45$ değerleri arasında değişmektedir. $Re^* = 10$ için $\psi = 0,03$ ile denklem minimum değerini almakta ve $Re^* > 400$ için $\psi = 0,06$ olmaktadır.

$$\delta = 11,6 \frac{V}{V^*} \quad (16)$$

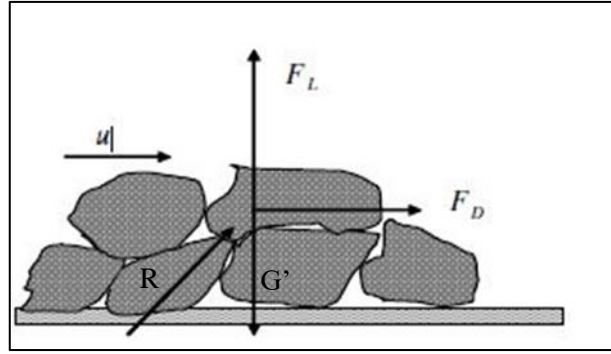
Denklem (16)'da “ δ ” ile laminar sınır tabakası kalınlığı ifade edildiğine göre denklem (4) ile ifade edilen “ Re^* ”, sayısı laminar tabaka kalınlığı cinsinden ifade edilmek istendiğinde aşağıdaki şekli alır.

$$Re^* = 11,6 \frac{D}{\delta} \quad (17)$$

$k_s = D$ ile gösterildiğinde $k_s > 6\delta$ olduğunda akım yüzeyi pürüzlü olarak tanımlandığından $k_s = 6\delta$ alınıp denklem (17)'de yerine konduğunda, bulunan $Re^* > 70$ ile tanımlanan

kesimin hidrolik pürüzlü kısmı içerdiği ve bu kesimin akarsular için geçerli olduğu ortaya çıkar (Özbek ve Özcan 2001).

Bir tabanın akımla temas eden üst yüzeyindeki bir daneye etki eden kuvvetler Şekil 4’de verilmektedir.



Şekil 4: Akarsu tabanındaki bir daneye etkiyen kuvvetler (Güngör 1997).

Burada; Ağırlık kuvveti (danenin su altındaki ağırlığı), G'

Hidrodinamik kaldırma kuvveti, F_L

Hidrodinamik sürüklenme kuvveti, F_D

Bu taneyle temasta olan tanelerin etkisinden doğan reaksiyon kuvvetleri, R .

Hidrodinamik Kaldırma Kuvveti: Akım çizgilerinin eğriliği sebebiyle danenin üst tarafında azalan basınç sebebiyle oluşur. Danenin alt tarafında su neredeyse hareketsiz olduğu için eğriliğinde etkisiyle, basınç hidrostatik değerinin altına düşer ve daneye yukarı yönde (F_L) kaldırma kuvveti etkir. Bu kuvvet denklem (18)' de verilmiştir (Güngör 1997).

$$F_L = \frac{\rho \cdot u^2 \cdot A \cdot C_L}{2} \quad (18)$$

Hidrodinamik Sürüklenme Kuvveti: Viskozite ve sınır tabakasında ayrılma ile meydana gelir. Tabana yakın kısımlarda akım laminer ise, bu kuvvet sadece viskoz etkilerle oluşur. Taban yakınındaki laminer alt tabaka danelerin üzerine örtüyorsa bu durum görülür. Danelerin arkasında sınır tabakasında ayrılma gerçekleşmez. Reynolds sayısının yüksek olduğu durumda laminer alt tabaka kalınlığı azalır ve daneler bu tabakanın dışına taşar. Dane yakınında akım çizgileri yer değiştirir. Danenin arkasında bir ayrılma bölgesi oluşur. Bu bölge büyüklüğü dane üzerindeki sınır tabakası ayrılma noktasına bağlıdır. Bu sebeple

danenin ön ve arka tarafında basınç farklı oluşur, daneyi akım doğrultusunda harekete geçiren bir kuvvet meydana gelir. Sonuç olarak, (FD) sürüklenme kuvveti, denklem (19)'da verilen yüzeysel direnç (sürtünme) ve denklem (20)'de verilen biçim direnci (basınç) bileşenlerinden oluşur (Güngör 1997).

$$F_D = \frac{\rho \cdot u^2 \cdot A \cdot C_D}{2} \quad (19)$$

$$F_L = \frac{\rho \cdot u^2 \cdot A \cdot C_L}{2} \quad (20)$$

Daneye etkiyen kuvvetlerden ağırlığın akım doğrultusuna dik bileşeni daneyi yerinde tutmaya, kaldırma kuvveti, sürüklenme kuvveti ve ağırlığın akım doğrultusundaki bileşeni ise daneyi harekete geçirmeye çalışır. Herhangi bir değme noktasına göre, alınan bileşke momentin sıfır olduğu durumda dane yuvarlanarak harekete geçer. Daneye etkiyen kuvvetlerin büyüklüğü, dane büyüklüğüne, yatak pürüzlülüğüne, dane etrafında ortalama akım hızına bağlıdır (Güngör, 1997).

3.4 Askı Maddesi Taşınımı

Akan suyla beraber katı maddeler de taşınır. Bu katı maddelere akarsu havzasında erozyonla ya da akarsu yatağında aşınmayla ortaya çıkar. Akarsu yatağını aşındırarak aşınan bölgede çeşitli büyüklükte oyulmalara neden olur. Ayrıca akarsuda akımın sürüklenme gücü azaldıkça da taşınan sedimentin bir kısmı da çökerek tabanda yığılmalara sebep olur. Bu oluşumun etkisiyle katı madde hareket ettikçe akarsu boyunca bazı bölgelerde oyulmalar olurken bazı kısımlarda da yığılmalar olur. Bu mekanizma dolayısıyla akarsuyun morfolojisinde değişim yaşanır, akarsu üzerinde yapılan su yapıları zarar görebilir, akarsuyun su kalitesi olumsuz etkilenebilir. Akarsularca taşınan katı maddeler aşağıda gösterildiği gibi sınıflandırılabilir (Erkek ve Ağırlioğlu, 2010):

Malzeme kaynağına göre sınıflandırma. Buna göre (Erkek ve Ağırlioğlu, 2010):

yatak malzemesi,
yıkılmış malzeme.

Yatak malzemesi, hareketli tabanı oluşturan temel malzemedir. Yıkanmış malzeme ise çoğunlukla havza erozyonuyla oluşan ve yatak malzemesine kıyasla daha ince olan malzemedir.

Suyun içinde askı halinde hareketli olan malzemeler askı malzemesi olarak adlandırılır. Akarsu yatağında yuvarlanarak veya kayarak hareket halinde olan malzemeler ise sürüntü malzemesi olarak ifade edilir. Bunlar dışında akarsu tabanında sıçrayarak ilerleyen malzemeler de sürüntü maddesi sınıfında yer alır. Daha ince çapa sahip olan askı malzemeleri belirli bir dane çapına göre sürüntü malzemelerinde ayırlamaz. Dane çapının yanı sıra dane etrafında akarsuyun hızı da hareketi etkileyen önemli bir etmendir. Akarsuyun hızına bağlı olarak dane askı malzemesi durumundan sürüntü malzemesi durumunda veya tam tersi sürüntü malzemesi durumundan askı malzemesine geçebilmektedir (Erkek ve Ağralıoğlu, 2010).

Akarsu tabanından yukarılara doğru çıkan katı maddeler, kendilerini taşıyabilecek kadar büyüklük ve şiddete sahip çevrintilerin bulunduğu bölgeye girerler. Bu bölgede çevrinti hızının yukarı yönde bileşeni danelerin tabana doğru çökme hızlarını karşılayarak danelerin bir kısmının askı durumunda kalmalarına sebep olur. Danenin boyutu, fiziksel ve kimyasal özellikleri ve akımın özelliğine göre askı malzemesi değişir. Askı hareketi, konveksiyon, yani akımın ortalama hızıyla iletim ve difüzyon, danelerin, konsantrasyonun büyük olduğu bölgeden düşük olduğu bölgeye doğru hareketi şeklinde olup, bu yolla taşınan daneler için maddenin korunumu prensibinin sağlanması gerekir (Erkek ve Ağralıoğlu 2002).

Bir akarsuda; herhangi bir “h” derinliğinde ve “V” hacmindeki bir numunede denklem (21)’de,

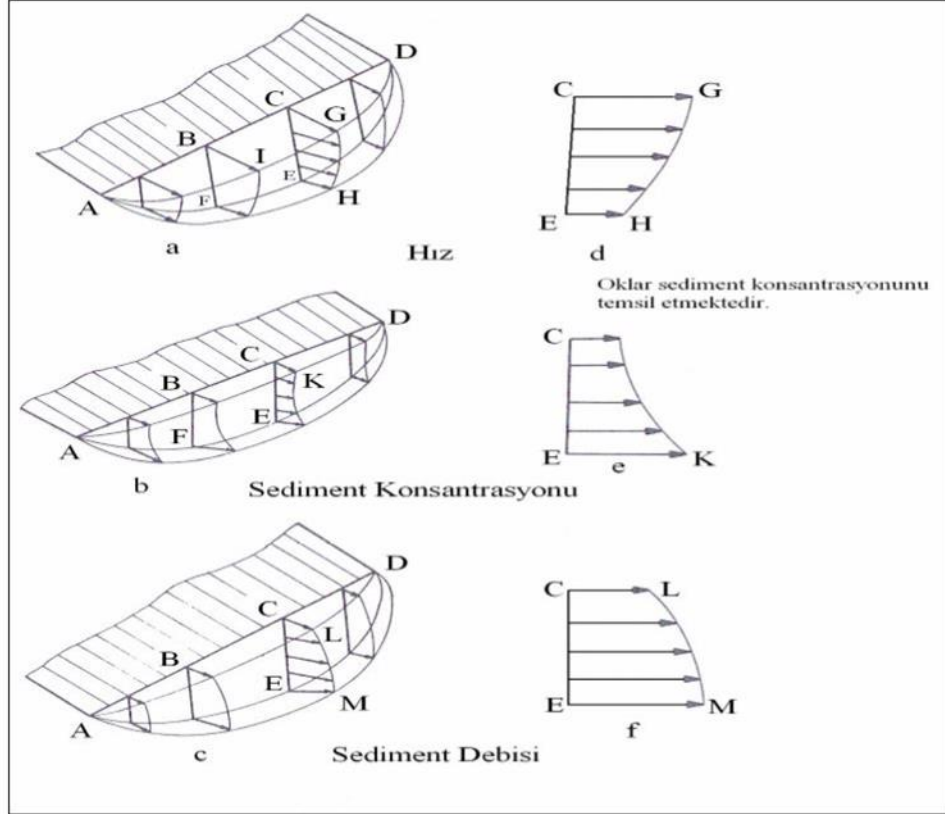
$$C = \lim_{V} \frac{V_s}{V} \quad (21)$$

tanımlanan “C” büyüklüğüne askı maddesi konsantrasyonu denir. Bu tanımdan da anlaşıldığı gibi konsantrasyon, su içindeki askı maddesi miktarının, su ve askı maddesi karışımına oranıdır. Birimi ppm (mg/lt) cinsinden verilir. Askı maddesi birim debisi;

$$q_A = \int_0^h C(z)v(z)dz \quad (22)$$

denklemleri ile bulunabilir. Bulunan bu daneler bir süre sonra durgunlaşır.

Bir akarsu en kesitindeki hızın, katı madde konsantrasyonunun ve katı madde debisinin derinliğe göre değişimi Şekil 5'te gösterilmiştir.



Şekil 5: Bir akarsu en kesitindeki hız, katı madde konsantrasyonu ve katı madde debisinin derinliğe göre değişimi (Öcal, 2007).

Yerçekimi ve difüzyon teorilerinden yararlanılarak, çökme hızı ile aşağı inen ve türbülans ile yukarı çıkan maddelerin dengesi için denklem (23)'deki eşitlik yazılabilir (Özbek ve Özcan 2001).

$$\omega C + \varepsilon_s \frac{\partial C}{\partial z} = 0 \quad (23)$$

Bu eşitlikte birinci terim (ω = düşme hızı, C = askım maddesi konsantrasyonu), akımın çökelmeye olan etkisini, ikinci terim ise türbülansın difüzyon etkisini tanımlamaktadır. “ ε_s ” parametresi askı maddesi difüzyon karışım katsayısıdır ve şöyle açıklanabilir. Yukarı

hareket eden su paketleri aşağı hareket eden su paketlerinden daha fazla askı maddesi taşırlar. Bunun nedeni konsantrasyon değişimidir. Aslında suyun taşınması söz konusu olmadığı halde iniş çıkışlardan dolayı net bir düşey taşıma vardır. Düşey taşıma konsantrasyon değişimi ile orantılıdır. İmpuls transferi olduğu zaman “ ε_s ” değeri sabit değildir. Boussinesq’e göre “ ε_s ”, denklem (24) ile tanımlanmaktadır (Bayazıt 1996).

$$\frac{\tau}{\rho} = \varepsilon_s \frac{d_v}{d_z} \quad (24)$$

Plandtl – Karman’ın logaritmik hız dağılımı kabulü ile hızın değişimi denklem (25)’deki gibi,

$$\frac{d_v}{d_z} = \frac{V^*}{\kappa \cdot z} \quad (25)$$

tanımlanabilir. Burada $V^* = \sqrt{\tau_0/\rho}$, “ κ ” Karman sabiti olup 0,4 alınabilir. Kayma gerilmesi,

$$\tau = \rho g (h - z) \quad (26)$$

Denklem (26) şeklinde ifade edilebilir. Denklem (22), (23) ve (24)’den;

$$\varepsilon_s = \kappa V^* \frac{z}{h} (h - z) \quad (27)$$

denklem (27) elde edilir. Denklem (25) ve (27), denklem (23)’de yerine konup integrali alındığında;

$$\frac{C_{(z)}}{C_a} = \left(\frac{h-z}{z} \cdot \frac{a}{h-a} \right)^\alpha \quad (28)$$

denklem (28) bulunur. Burada “ C_α ” integrasyon sabitidir. “ α ” katsayısı ise ;

$$\alpha = \frac{\omega}{\kappa V^*}$$

denklem (29)'da ifade edilmiştir. Askı maddesinin hesabı için aşağıda verilen sıra izlenir (Erkek ve Ağırlioğlu 2002).

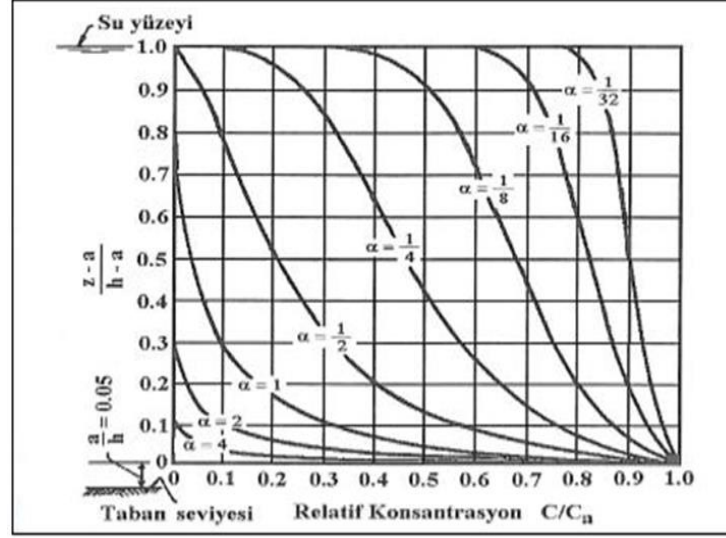
- Akarsu yatağında ölçme yapılacak kesit için en kesit alanı, hız, pürüzlülük katsayısı, eğim ve debi belirlenir.
- Ölçme kesitinde ölçme yapılacak düşey eksenlerin yeri ve ölçme aletleri belirlenir ve bu düşeylerdeki ölçme noktalarında hız, su derinliği ve tabandan yüksekliği ölçülür.
- Çökme hızı ve $\alpha = \frac{\omega}{\kappa V^*}$ çökme hızı parametresi belirlenir.
- Daha sonra, denklem (28) hesaplanır ve düşey ekseninde aynı noktalarda hız ve konsantrasyon değerleri çarpılır ve bu çarpımların sonucu bütün en kesit boyunca entegre edilerek o kesitten geçen askı maddesi miktarı belirlenir (Fırat 2007).

Denklem (28) için Plandtl yaklaşımını dikkate alındığında aşağıdaki durumlar için geçerli olmaktadır:

- Denklem (27) askı maddesi hareketinin sıvı hareketi ile uygun olması durumunda geçerli olmaktadır. Ancak bu yaklaşım sadece çok büyük partiküller için geçerli olabilir.
- Denklem (28)'deki “ α ” sayısının belirlenmesinde kullanılan “ κ ” sayısı yeni araştırmalara göre askı maddesi konsantrasyonu ile ilintilidir. Askı maddesinin varlığının türbülanslı akımlarda difüzyon katsayısını azaltıcı etkisi vardır. $0,4=\kappa$ değeri ile çalışıldığı için bu ancak ilk maddede de belirtildiği üzere, konsantrasyonun küçük olduğu durumlar için geçerli olmaktadır. Ancak akarsu ile ilgili hesaplar bu husus akarsudaki konsantrasyonun küçük olması nedeniyle önemli değildir.
- Konsantrasyon değeri diye adlandırılabilen α sayısının belirlenmesinde kullanılan “ ω ” çökme hızı durgun sular için geçerli olup türbülanslı akımlarda gerçeği yansıtmadığı hususu gözden uzak tutulmamalıdır.

Denklem (28)'den tabanda ($h=0$ için) konsantrasyon değerini sonsuza yaklaştığı görülmektedir. Bu gerçeği yansıtmadığı için, $\alpha = 2D_{65}$ veya $\alpha = 0,05h$ alınıp ölçümler

yapılır. “ C/C_a ” rölâtif konsantrasyon değeri $\frac{z-a}{h-a}$ değerinin bir fonksiyonu olup, “ α ” katsayısına bağılı olarak Şekil 6’dan alınabilir.



Şekil 6: Askı maddesi hesabında kullanılan rölâtif konsantrasyon değerleri (Özbek ve Özcan 2001).

“ C_0 ” ortalama konsantrasyon değeri ile;

$$q_A = \int_0^h C(z)v(z)dz = qC_0 \quad (30)$$

denklem (30)’daki gibi ifade edilebileceğinden, askı maddesi debisi “ Q_A ” eşitlik 31’deki şekli alır, bulunan bu daneler bir süre sonra durgunlaşır.

$$Q_A = \int_0^b q_A dx = \int_0^b \int_0^h Q(z)C(z)dzdx = QC_0 \quad (31)$$

Denklem (31)’de, “ C ” hacim cinsinden alındığı takdirde sonuçlarda “ Q_A ” hacim cinsinden (m^3/s), ağırlık cinsinden ifade edildiği durumlarda ise (kg/s) elde edilir.

Denklem (28), konsantrasyon dağılımını vermektedir. Bu eşitlik ile çalışabilmek için kesitte farklı yüksekliklerde konsantrasyon ölçümü gerekmektedir. Bunun için Zanke (1982), bazı kabuller yaparak bir yaklaşım geliştirmiştir. Zanke, ölçümlere bağılı bir konsantrasyon dağılımı geliştirmiştir. Böylece yukarıda anlatılan yaklaşımların yol açtığı hata payı minimum bir değere indirgenmiş olur.

Bir başka yaklaşımda ise, yapılan ölçümler akarsular için $0,05 < \alpha < 0,2$ olduğunu gösterdiğinden ve ortalama konsantrasyon (0,5 – 0,6)h derinliğinde oluştuğundan, bu yükseklikte yapılacak ölçümün derinliği karakterize ettiği varsayılp;

$$Q_A = C_0 \cdot Q \quad (32)$$

bağıntısından yararlanılmaktadır (Bolrich ve Preissler 1992).

Belli şartlar altında dane çapının çok fazla değişim göstermediği kabulünden hareket ile eğimin tespitindeki zorluklar da dikkate alındığında, çok ince çaptaki askı maddesi ($D < 0,05$ mm. için) bağıntı:

$$Q_A = bQ^n \quad (33)$$

denklem (33)'teki şekli almaktadır.

Bu çalışmaların dışında askı maddesi miktarını veren bir takım analitik yaklaşımlarda geliştirilmiştir. Bunlar Forcheimer (1939), ve Şentürk (1998) yaklaşımlarıdır.

3.5 Sürüntü Maddesi Taşınımı

Akarsulardaki katı madde etütleri genellikle askıda taşınan katı madde etütlerine dayanır. Askıda taşınan katı madde toplam katı madde miktarının çoğunluğunu teşkil etmekle beraber, bazen sürüntü halindeki katı madde yatakla temasa halinde olup; kayarak, yuvarlanarak ve sekerek mansaba doğru hareket eder. Bu debi; numune almak suretiyle ölçülebildiği gibi analitik metotlarla hesap edilerek de bulunabilir.

Yatak yükü miktarının tayin metotları o kadar pahalı olmakla beraber, önemsizdirler. Dolayısıyla rutin ölçümler için kullanılmazlar. Bu sebeple yatak malzemesinden numune alınır. Bu numunelerin elek analizleri yapılarak dana büyüklükleri dağılımı tespit edilir ve analitik metotla sürüntü debisi hesaplanır. Eğer yatak materyali dane büyüklüğü, akarsu enince ve boyunca değişkense, çok sayıda yatak materyali numunesi alınır. Böylece yatak materyalinin ortalama dane büyüklüğü dağılımı elde edilir.

Sürüntü maddesinin hesabı için birçok arařtırmacı tarafından deneysel alıřmalar yapılmıř ve ampirik bađıntılar geliřtirilmiřtir. Bunlar Du Boys (1879), Schocklitsch (1934), Schields (1936), Kalinske (1947), Meyer-Peter ve Mller (1949), Einstein (1950), Frijlink (1952), Vollmers ve Pernecker (1965) ve Zanke (1982) řeklinde verilebilir. Aynı akarsu iin, aynı řartlar altında ve de aynı daneleri kullanmak suretiyle farklı neticeler elde edildiđi grlmektedir. Bu bakımdan ampirik formllerin direk olarak alınması yerine mevcut bađıntılar kontrol edilmeli ve katsayıları hesabı yapılan akarsu kesatine gre dzenlenmelidir. Ayrıca katı madde debisiyle, akarsuyun hız, debi ya da derinliđi arasında sadece o akarsuda geerli olacak bir iliřkinin kurulması da mmkn olabilir. Bilindiđi gibi srnt hareketi, taban kayma gerilmesi ile dođrudan iliřkili olup sadece danelerin direncine etkileyen kısmın belirlenmesi olduka gtr. Bu nedenle kayma gerilmesi yerine ortalama akım hızı kullanmak daha uygundur (zbek ve zcan 2001).

BÖLÜM 4

MATERYAL VE YÖNTEM

4.1 Yapay Sinir Ağları

4.1.1 Yapay Sinir Ağlarının Tanımı

İnsan beyninin özelliklerinden öğrenme yoluyla yeni bilgiler üretme, oluşturma ve keşfetme gibi yetenekleri hiç bir yardıma ihtiyaç duymadan gerçekleştirmek için geliştirilmiş bilgisayar sistemlerine yapay sinir ağları denilmektedir. Bu yetenekleri klasik programlama teknikleriyle gerçekleştirmek çok zor ya da mümkün değildir (Öztemel, 2006).

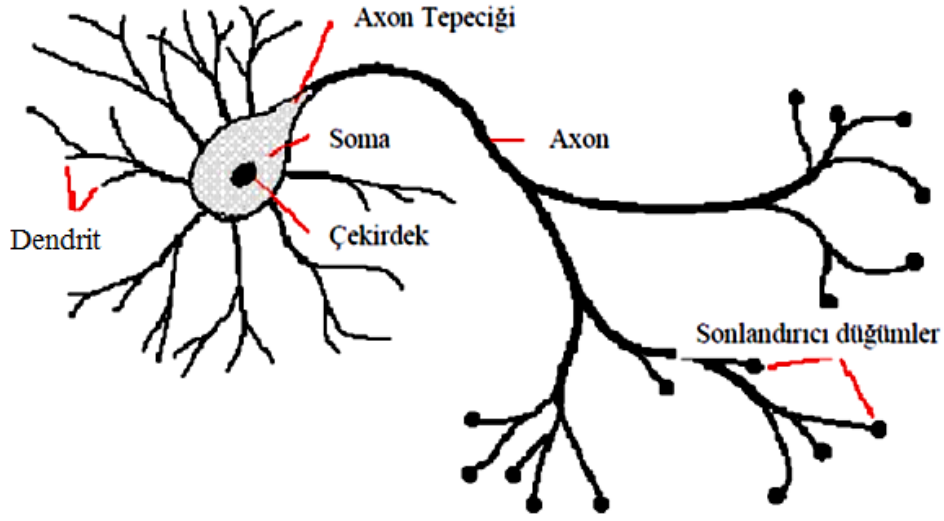
Sinir sisteminden faydalanılarak ortaya çıkan yapay sinir ağları yöntemi, paralel çalışma ve eğitilebilme özelliklerinden dolayı biyolojik sinir sisteminin çalışma özelliklerini göstermektedir. Yapay sinir ağlarının paralel çalışma özelliğinden dolayı bilgiler hızlı bir şekilde işlenebilmektedir ve herhangi bir birimde oluşan hata bütün sistemde belirgin bir hataya sebebiyet vermemektedir. YSA yönteminin bu etkileşim yapısından dolayı genel sistem yerel hatalardan çok az etkilenmektedir (Afşar, 2008).

Yapay sinir ağları, sinir sistemiyle ilgili bazı verilerin ayrıntılarının ihmal edilerek teknoloji ve bilimsel araştırma yöntemlerine tatbik edilmesinden oluşmaktadır. Yapay sinir ağları birbiri ile paralel iletişim içerisinde bulunan katmanlara sahip olan ve her bir katmanında yeteri kadar sinir hücresi bulunan bir mekanizmadan oluşmaktadır ve bu katmanları oluşturan hücreler arasında karmaşık iletişimler, incelenen olaya göre belirlenen ağırlık katsayıları ile gerçekleştirilmektedir (Afşar, 2008).

4.1.2 Biyolojik Sinir Hücresinin Yapısı

İnsanlarda bulunan sinir sistemi, sinir adı verilen hücrelerden meydana gelmekte olup, sinirler canlıların hayati fonksiyonlarının yürütüldüğü en küçük ünitelerdir. Beynin

haberleşme düzeneğini meydana getiren sinirlerin işlevi sinyal alma, işlem yapma ve elektrokimyasal sinyalleri sinir ağları içerisinde iletmektir (Şen, 2004).



Şekil 7: Biyolojik sinir hücresinin yapısı (Özpolat, 2008).

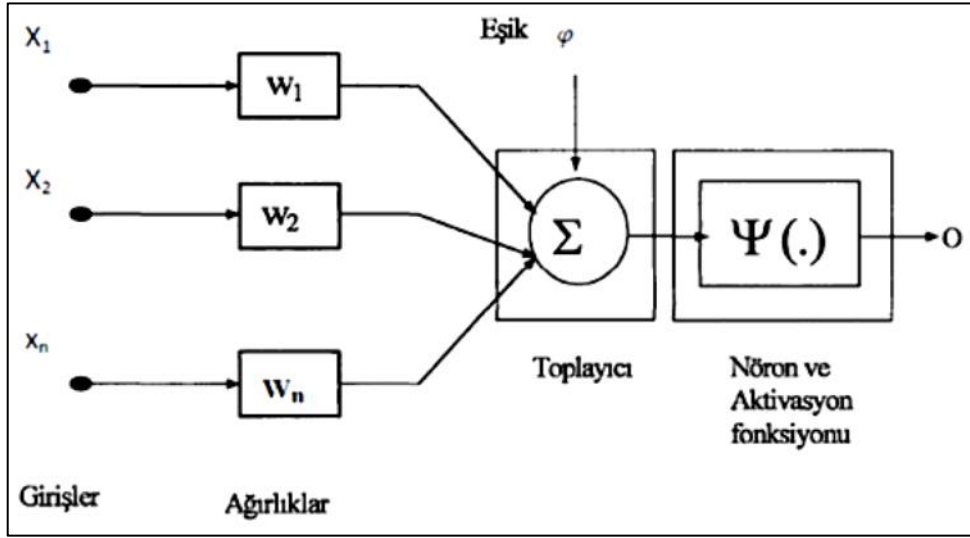
Biyolojik bir temel sinir hücresi sinapslar, aksonlar, dentritler ve içerisinde çekirdek bulunan hücre gövdesinden meydana gelmektedir ve gösterimi Şekil 7’de verilmiştir. Sinapslar, sinir hücreleri arasında bağlantı kurar ve bu bağlantılar yardımıyla elektrik sinyalleri hücreler arasında iletilir. Sinapslar tarafından iletilen bu sinyaller, hücre gövdesinde işlemde geçer ve buradan da aksonlar yardımıyla dentritlere gönderilir. Dentritler de gelen bu sinyalleri sinapslar yardımıyla diğer sinir hücrelerine gönderir ve bu işlemlerin hepsi 1-2 milisaniyede gerçekleşmektedir. Her bir sinir hücresi saniyede 500-1000 civarında bu işlemleri yapabilecek kapasitededir (Tsoukalas, 1997; Amit, 1989).

Sinir hücreleri kabaca çok kutuplu, iki kutuplu, tek kutuplu, anaksonik olmak üzere sınıflandırılabilir. Çok kutuplu sinirlerde çok sayıda dentrit ve tek bir akson bulunmaktadır. Bu sinirlerin hücre gövdeleri omurilik (medulla spinalis)’in ön boynuzunda bulunur ve miyelin tabaka ile çevrelenmiştir. Miyelin tabaka stoplazma ile hücreler arası sıvı arasındaki kapasiteyi düşürür ve işaretlerin yayılma hızını artırır (Elmas, 2007).

4.1.3 Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Yapay sinir ağları, yapay sinir hücrelerinin birbirine bağlanmasıyla üç ana katmandan meydana gelen yapılardır. Bunlar; giriş, ara ve çıkış katmanlarıdır.

Şekil 8’den de görüleceği üzere, nöron girdileri sinaptik bağlantılar üzerindeki ağırlıklar ile çarpılarak bir toplayıcıya uygulanmakta ve elde edilen toplam, nöronun aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek çıkışlar hesaplanmaktadır. (34) denkleminde ağırlıklı toplamın oluşturulması, (35) denkleminde ise nöron çıkışının hesaplanması verilmektedir (Başkan, 2004).



Şekil 8: Nöron matematik modeli (Efe, 2000).

$$S = w_1 \cdot u_1 + w_2 \cdot u_2 + \dots + w_n \cdot u_n - \phi = \sum_{i=1}^n w_i \cdot u_i - \phi \quad (34)$$

$$o = \psi (S) \quad (35)$$

Burada; S: Toplam Fonksiyonu x_i : Giriş Değerleri, w_i : Ağırlık Değeri, o: Çıkış Değeri, Φ :Eşik, $\Psi (S)$: Aktivasyon Fonksiyonu'dur.

Giriş katmanı: YSA genel itibariyle normal bir sistem gibi giriş verilerine göre sonuç üretirler. Bu giriş verileri dış dünyadan veya diğer YSA hücrelerinden gelebilir. Bu katmanda buluna nöron sayısı dışarıdan gelen giriş sayısına eşittir. Genel itibariyle bu katmanda veriler herhangi bir işleme tabi tutulmaz. (Başkan, 2004; Yaşar, 2004).

Ara katman: Genellikle giriş tabakasında herhangi bir işleme tabi tutulmayan veriler bu tabakaya gelir. YSA'larında ara tabaka sayısı modelden modele farklılık gösterebilir. Ara tabaka sayısı çoğu zaman ağdan ağa değişiklik gösterir. Bazı YSA'larda ara tabaka hiç bulunmayabilirken bazı YSA'lar da ise çok sayıda ara tabaka bulunabilir. Ara

tabakalardaki nöron sayıları giriş ve çıkış sayısından bağımsızdır. Birden fazla ara katman olan ağlarda ara katmanların kendi aralarındaki nöron sayıları da farklı olabilir. Ara katmanların ve bu katmanlardaki nöronların sayısının artması hesaplama karmaşıklığını ve süresini arttırmasına rağmen YSA'nın daha karmaşık sorunların çözümünde de kullanılabilmesini sağlar (Başkan, 2004; Yaşar, 2004).

Çıkış katmanı: Ara katmanlardan gelen bilgiler son olarak burada işlenerek, girdi katmanında sunulan girdilere karşılık ağıın ürettiği çıkışlar belirlenerek kullanıma hazır bilgi haline getirilir. Geri beslemeli ağlarda bu tabakada üretilen çıktı değerleri kullanılarak ağıın yeni ağırlık değerleri hesaplanır (Başkan, 2004; Yaşar, 2004).

4.1.4 Yapay Sinir Ağlarının Tarihsel Gelişimi

İnsan beyni hakkındaki çalışmalar binlerce yıl öncesine dayanır. İnsanoğlu tarih boyunca sürekli olarak insan beyninin nasıl çalıştığını hep merak etmiştir ve bilgisayarların icat edilmesi de bu merakın bir neticesidir. Modern elektroniğin gelişmesi ile birlikte, bu düşünce işlemini kullanmaya çalışmak doğal bir hale gelmiştir ve bu konudaki çalışmalar hız kazanmıştır. Yapay Sinir Ağları üzerindeki ilk çalışmaların 1943 yılında bir sinir hekimi olan Warren McCulloch ile bir matematikçi olan Walter Pitts tarafından gerçekleştirilmiş ve günümüzdeki yapay sinir ağlarının temelleri oluşturulmuştur. McCulloch ve Pitts, insan beyninin hesaplama kabiliyetinden esinlenerek, elektrik devreleri ile basit bir sinir ağıını modelleyerek oluşturmuşlardır.

McCulloch ve Pitts tarafından geliştirilen bu ilk model değişikliğe uğrayarak daha sonraki çalışmalarda genişçe kullanılmıştır (Haykin, 1999; Hagan, Demuth ve Beale, 1996; Mehrotra, Mohan ve Ranka, 1997). YSA'ların gelişim sürecinde en önemli çalışmalar kronolojik sırada aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- 1949 – Hebb, insan beyninin öğrenme sürecini taklit edebilecek şekilde bilgisayar uygulaması geliştirdi.
- 1954 - Gabor, gözlenen sinyal ile geçmiş bilgiye dayalı üretilen sinyaller arasındaki hataların kareleri ortalamalarını en aza indirecek ağırlıkların belirlenmesinde dik iniş (gradient descent) algoritmasını kullanan öğrenme süzgecini icat etti.

- 1958 - Rosenblatt, McCulloch ve Pitts nöron modeli için bir öğrenme metodu geliştirerek algılayıcı (perceptron) icat etti.
- 1962 - Rosenblatt, çok katmanlı ağların eğitimi için geri-yayımlı hareket planını önerdi. Ancak bu öneri, türevlenemeyen fonksiyonlar kullanıldığı için başarısız oldu.
- 1967 - Amari, kredi tayin problemlerinin çözümünde çok katmanlı ağlarda ağırlıklar için öğrenme kuralı belirlenmesinde matematiksel bir çözüm elde etti.
- 1969 - Minsky ve Papert yayınladıkları kitapta basit algılayıcı modelinin sınırlarını gösterdi (Hamzaçebi, 2011; Şen, 2004).

1970'lere gelindiğinde küçük boyutlarda devrelerin yapılmasıyla birlikte mikroişlemciler geliştirilmeye başlanmış ve günümüz bilgisayar teknolojisinin temelleri atılmıştır (LaMorte ve Lilly, 2013). Teknolojinin ilerlemesi bilgisayar programları destekli YSA teknolojisinin de gelişimine ivme kazandırarak, pratik olarak insan hayatına faydalı olmaya başlamıştır. Bu nedenle Öztemel (2012) de YSA alanındaki çalışmaları, Hamzaçebi (2011) gibi 1970 öncesi ve sonrası dönemlere ayırmış ve 1970 sonrası yapılan çalışmaları aşağıdaki gibi özetlemiştir:

- 1969-1972 - Doğrusal ilişkilendiricilerin geliştirilmesi.
- 1972 - Korelasyon Matriks belleğinin geliştirilmesi.
- 1974 - Geriye yayılım modelinin (çok katmanlı algılayıcının) ilk çalışmalarının geliştirilmesi.

Öğretmensiz öğrenimin geliştirilmesi:

- 1978 - ART modelinin geliştirilmesi.
- 1982 - Kohonen öğrenmesi ve SOM modelinin geliştirilmesi.
- 1982 - Hopfield ağlarının geliştirilmesi.
- 1982 - Çok katmanlı algılayıcının geliştirilmesi.
- 1984 - Boltzman katsayısının geliştirilmesi.
- 1985 - Çok katmanlı algılayıcıların (genelleştirilmiş Delta öğrenme kuralı ile) geliştirilmesi.

- 1988 - RBF modelinin geliştirilmesi.
- 1988 - PNN modelinin geliştirilmesi.
- 1991 - GRNN modelinin geliştirilmesi.
- 1991-Günümüz - Sayısız çalışma ve uygulamalar geliştirilmiştir (Öztemel, 2012).

4.1.5 Yapay Sinir Ağlarının Avantajları

Yapay sinir ağlarının avantajları aşağıdaki gibi sıralanabilir (Kriesel, 2007; Öztemel, 2003; Rojas, 1996):

- ❖ Yapay sinir ağlarının karakteristik özellikleri uygulanan ağ modeline göre değişmektedir.
- ❖ Burada bütün modeller için geçerli olan genel karakteristik özellikler aşağıdaki gibi sıralanmıştır.
- ❖ Yapay sinir ağları çeşitli gerçek dünya problemini çözmek için yararlı bir tekniktir.
- ❖ Yapay sinir ağları problemin çözülebilmesi için eksik ve stabil olmayan bilgiyle başa çıkabilir.
- ❖ Yapay sinir ağları problemin çözümüne sahip adım ve kuralların tam olarak tanımlamadığı gibi durumlarda çok efektif olabilirler.
- ❖ Çevredeki varyasyonlara uyum sağlayabilmeleri özellikleri için öğrenme yetenekleri vardır ve böylece performansını geliştirebilirler.
- ❖ Yapay sinir ağları doğrusal bir programın çalışmadığı bir görevi yerine getirebilir.
- ❖ Herhangi bir yapay sinir ağı elemanında problem olsa bile yapay sinir ağının doğasındaki paralellik dolayısıyla süreç problemsiz devam eder.
- ❖ Yapay sinir ağı öğrenebildiği için tekrar tekrar programlanmaya ihtiyaç duymaz
- ❖ Uyumlu ve zeki bir sistem olarak yapay sinir ağları karmaşık problemleri çözmeye oldukça güçlü ve başarılıdır. Bilim adamlarına göre kullanım avantajları risklerine göre daha ağır basar.
- ❖ Herhangi bir uygulama için uygulanabilir.
- ❖ Yapay sinir ağları uyarlanabilir ve esnekler.

- ❖ Yapay sinir ağıları örüntü tanıma sistemleri, data işleme, robotik ve modellemede kullanılır.
- ❖ Yapay sinir ağıları bilgileri içsel ve dışsal parametrelere uyum sağlayarak elde eder ve yönetilmesi zor karmaşık problemleri çözer.
- ❖ Yapay sinir ağıları bilgiyi genelleyerek bilinmeyen durumlar için yeterli cevaplar üretir.
- ❖ Esneklik-Yapay sinir ağıları esnektir ve bulduklarını temel alarak duruma uyum sağlama, genelleştirme ve öğrenme yeteneği vardır.
- ❖ Nonlineerlik- Bu fonksiyon yapay sinir ağlarına öğrenme sayesinde bilgi edinmeyi verimli bir şekilde yapmasına izin verir. Bu özellik non lineer modelleme ile gelen geleneksel ağlara göre önemli bir avantaj sağlar
- ❖ Yapay sinir ağıları geleneksel ağlara göre hata toleransı çok daha yüksektir.
- ❖ Yapay sinir ağıları uyarlanır öğrenme'yi temel alır.

4.1.6 Yapay Sinir Ağlarının Önemli Dezavantajları

Yapay sinir ağlarının yukarıda belirtilen avantajlarının yanı sıra bazı dezavantajları da vardır. Bunları şöyle sıralayabiliriz (Öztemel, 2003):

- ❖ Yapay sinir ağlarının donanım bağımlı çalışmaları önemli bir sorun olarak görülebilir. Ağların temel var oluş nedenlerinden birisi de paralel işlemciler üzerinde çalışabilmeleridir.
- ❖ Probleme en çok uyan ağ yapısının belirlenmesi çoğunlukla deneme - yanılma yöntemine dayanmaktadır. Genelde en büyük sorun burada oluşmaktadır. Çünkü probleme uygun bir ağ kurulamazsa aslında çözümü olan bir problem çözülemez veya düşük performans gösteren alternatif çözümler üretilebilir.
- ❖ Bazı ağlarda ağın parametre değerlerinin (öğrenme katsayısı vb.), her katmanda olması gereken işlem elemanı (yapay hücrelerin) sayısı, tabaka sayısı vb. belirlenmesinde bir kural olmaması, bu parametrelerin deneme veya tecrübeyle belirlenmesi de bir problem olarak gösterilebilir.
- ❖ Ağın öğreneceği problemin ağa gösterimi de önemli bir sorun teşkil etmektedir.
- ❖ Ağın eğitiminin bitirileceği zamana dair karar vermek için geliştirilmiş bir yöntem yoktur, yine tecrübeye dayalı olarak ağın eğitimi sonlandırılır.

- ❖ Bir diğer sorun ise, belki de yukarıdakilerin en önemlisi daha önce açıklandığı gibi ağın davranışlarının açıklanamamasıdır (Öztemel, 2003).

Yapay sinir ağlarının dezavantajlarından başka bir tanesi de hızlı paralel işlemcilerdir. Özellikle cevap hızının hızlı olması gerektiği uygulamalarda bilgisayar sistemi efektif analiz için hızlı performans göstermelidir. İkinci olarak yapay sinir ağları her tür problemi çözemezler. Bazı problemlerin çözüm kümeleri yapay sinir ağlarıyla elde edilemez veya oluşturulmuş çözüm kümeleri gerçek sonuçlarla bir bağlantı göstermez (Çelik, 2008). Örneğin şans oyunları gibi rasgele bağımsız olayların analizinde istatistiksel metotların sonuçlarına göre daha iyi sonuçlar elde edilemez (Navarro, et al., 2014). Diğer bir dezavantaj ise mimari problemlerdir. Yapay sinir ağlarının yapısıyla ilgili nöron sayısı, katman sayısı ve öğrenme algoritması gibi sübjektif kararlar yüzünden problemin çözümü için en iyi sonuçların seçilmiş olan yapay sinir ağları mimarisine dair bir garanti yoktur. Diğer bir dezavantaj ise yapay sinir ağlarının yorumudur. Klasik tekniklerle elde edilmiş test sonuçları bir dizi test ve stabilite analizleri ile gerçekleştirilse de yapay sinir ağları için böyle bir ihtimal yoktur. Sonuçlara nasıl ulaşıldığıyla ilgili ağ bilinmemektedir. Özellikle belli bir tahminin zorunlu olduğu uygulamalarda yapay sinir ağlarının bu özelliği büyük bir problemdir. Örneğin yapay sinir ağları 51 kanser ile ilgili araştırmada kullanılmıştır ve bu belirsizlik yapay sinir ağlarına olan güveni azaltmaktadır (Çelik, 2008). Son olarak, yapay sinir ağlarının durması diğer bir dezavantajdır. Kabul edilebilir bir hata oranına ulaşıldığında sübjektif bir kararla hazırlanma durur. Hazırlanmanın erken tamamlanması durumunda düşük öngörü performans problemi ve gecikme olması halinde hafızaya alma problemi ortaya çıkar. Hafıza ve optimizasyon problemlerinde herhangi bir tahmin sistemi bilinen örnekler için başarılı sonuçlar verebilir fakat bilinmeyen datalar için sistemin tahmin yeteneği düşer (Pardo, 1992).

4.1.7 Yapay Sinir Ağları Çeşitleri

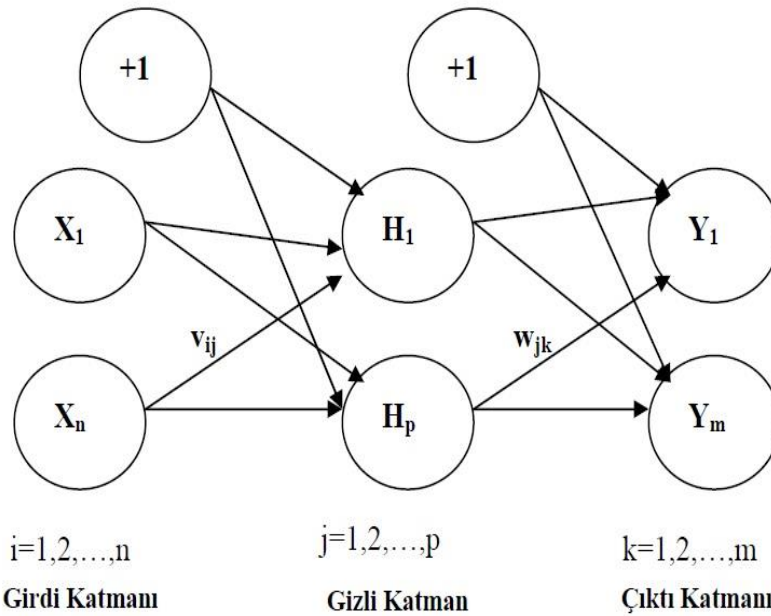
Çok sayıda yapay sinir ağları çeşidi bulunmaktadır. Bu çeşitliliğin temel sebebi, yöntemde kullanılan mimari, gizli tabaka sayısı, öğrenme yöntemi, bağlantı yapısı gibi özelliklerdir. Genel olarak, yapay sinir ağları yöntemi üç esas ölçüte göre çeşitlendirilmektedir. Bunlar, öğrenme yöntemi, ağı kullanıldığı veri ve ağı yapısıyla ilgilidir (Fedakar, 2012).

4.1.7.1 Yapılarına Göre Ağ Çeşitleri

İçerdikleri nöronların birbirlerine bağlantı şekillerine göre yapay sinir ağları, ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (backpropagation veya feedback) ağlar olarak ikiye ayrılır (Fedakar, 2012).

İleri Beslemeli Ağlar

Verilerin girdi birimlerinden çıktı birimlerine yani ileri doğru aktığı ağ yapısıdır. Bu ağ yapısında geri besleme yoktur (Hamzaçebi, 2011). Şekil 9'da ileri beslemeli YSA yapısı gösterilmektedir.

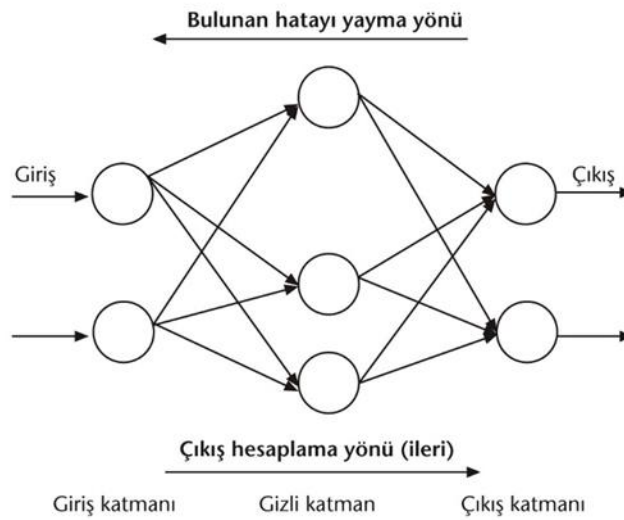


Şekil 9: İleri beslemeli ağ yapısı (Hamzaçebi ve Kutay, 2004).

Genellikle ileri beslemeli ağlarda bulunan işlemci elemanları katmanlardan oluşmaktadır. İşaretler, girdi katmanından çıktı katmanına tek yönlü bağlantılarla iletilmektedir. İleri beslemeli YSA'da, hücreler katmanlar şeklinde düzenlenmekte ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilmektedir. Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan orta (gizli) katmandaki hücrelere iletmektedir. Bilgi, orta ve çıkış katmanında işlenerek ağ çıkışı belirlenmektedir (Rojas, 1996).

Geri Beslemeli Ağlar

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında katmanlar arasındaki bağlantılar iki yönlüdür. Böylelikle ara katmanların ya da çıkış katmanının çıkışları bir önceki katmana giriş olarak gönderilir. Bu ağlar dinamik bir hafızaya sahip olduğundan dolayı bir andaki çıkış hem o an giriş hem de bir önceki giriş olarak kullanılmaktadır. Tipik bir geri beslemeli yapay sinir ağı mimarisi Şekil 10'da gösterilmiştir (Sağıroğlu vd., 2003).



Şekil 10: Geri besleme (URL-1).

Geri beslemeli ağlarda, ağı işlem elemanlarının çıkışları ağa tekrar belli işlemler sonucunda giriş olarak gönderilmektedir. Dinamik sistemler bu geri dönüşüm zaman gecikmesine sebep olmaktadır. Zaman gecikmesi hususunda bazı çalışmalar yapılarak değişik geri dönüşüm ağ modelleri tasarlanmıştır (Sağıroğlu vd., 2003).

4.1.7.2 Öğrenme Algoritmalarına Göre Ağ Çeşitleri

Örneklerden öğrenen sistemler için farklı öğrenme stratejileri kullanılmaktadır. Öğrenmeyi gerçekleştirecek olan sistem ve kullanılan öğrenme algoritması bu stratejilere bağlı olarak değişmektedir (Öztemel, 2006). Yapay sinir ağları öğrenme algoritmalarına göre genel olarak öğretmenli öğrenme, öğretmensiz öğrenme ve takviyeli öğrenme olarak 3 başlık altında sınıflandırılırlar.

Öğretmenli Öğrenme

Öğretmenli öğrenme için, ağın giriş katmanına verilerin girdi ve amaçlanan çıktı değerleri verilmektedir. Böylelikle, ağa girilen veriler yapay sinir ağlarının amaçlanan değere karşı üreteceği değerlerin öğrenmesini sağlamaktadır. Bu öğrenme esnasında amaçlanan değer ile ağın ürettiği değer karşılaştırılır. İki değer arasındaki hata değerinin kabul edilebilir sınırlar içerisinde olup olmadığına karar verilir. Bu öğrenme şeklinde, eğitime esnasında gerçek değerler kullanılmaktadır (Öztemel, 2006; Kosko, 1990).

Öğretmensiz Öğrenme

Bu öğrenme şeklinde, ağın giriş katmanına hiç çıkış bilgisi olmayan giriş değerleri verilmektedir. Yapay sinir ağları yöntemi, bu bilgileri öncelikle kendisine göre işler ve daha sonra gruplara ayırır ve çıkışlar üretir. Eğer farklı gruplar birbirinden ne kadar ayrılırsa ağırlıklarda giriş verilerine göre değişmektedir. İstenilen bilgiler ağa girilmediği için hata dikkate alınmaz ve bundan dolayı bu öğrenme şeklinde istenilen çıkış değerinin bilinmesine ihtiyaç duyulmamaktadır (Afşar, 2008).

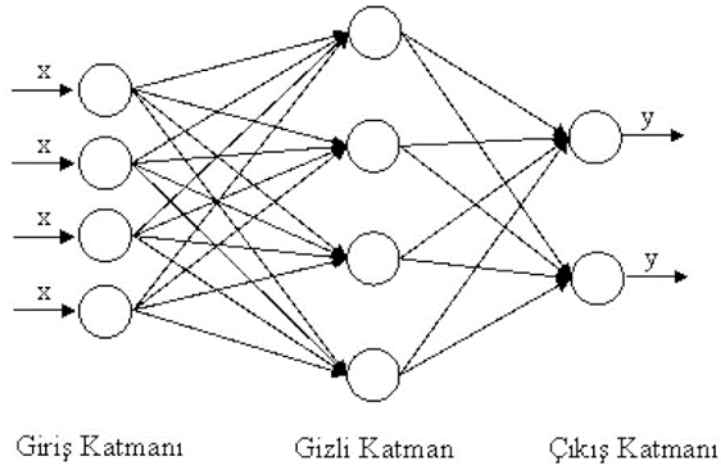
Takviyeli Öğrenme

Takviyeli öğrenme, ağa amaçlanan çıkışlar yerine, ağın çıkışlarının ne kadar doğru olduğunu belirten bir skor veya derece bildirim şeklinde işlemektedir (Hecht-Nielsen, 1989). Bu öğrenme şeklinde, her giriş seti için olması gereken çıkış setini sisteme göstermek yerine kendisine gösterilen girişlere karşılık çıkışını üretmesini bekler ve üretilen çıkışın doğru veya yanlış olduğunu gösteren bir sinyal üretmektedir (Öztemel, 2006).

4.2 Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA)

Çok katmanlı yapay sinir ağları yöntemi, yapay sinir ağları yöntemleri arasında en çok kullanılan yöntemdir ve ÇKYSA modeli her bir katmanında en az bir adet sinir hücresi bulunacak şekilde giriş, bir veya daha çok gizli katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanında bulunan işlemci elemanlar, giriş sinyallerini ara katmanda bulunan işlemci elemanlara dağıtmaktadır. Ara katmanda bulunan işlemci elemanlar ise, bir önceki

katmanın çıkışlarını giriş bilgisi olarak kullanmaktadır. Bütün girişlerle ağırlıklar çarpılarak toplanır ve daha sonra toplamdan elde edilen değer bir transfer fonksiyonundan geçirilir. Böylelikle o sinir hücresinin çıkış değeri hesaplanmış olur. Yapılan bu işlemler, bu katmanda bulunan bütün işlemci elemanlar için tekrarlanır. Çıkış katmanında bulunan işlemci elemanlar ara katmanda bulunan elemanlar gibi davranır ve ağ çıkış değeri hesaplanır. ÇKYSA yöntemin ileri beslemeli yapay sinir ağı yöntemidir ve bu yöntemde değişik öğrenme şekilleri kullanılarak ağın eğitilmesi sağlanmaktadır (Sağiroğlu vd., 2003; Seyman ve Taşpınar, 2009). ÇKYSA örneği Şekil 11’de gösterilmiştir.



Şekil 11: Çok katmanlı ağ yapısı (Fedakar, 2012).

ÇKYSA yönteminde, iki öğrenme algoritması yaygın olarak görülür. Bunlar, standart geri yayılma algoritması ve Levenberg-Marquardt (LM) algoritmasıdır. Standart geri yayılma algoritması, anlaşılması kolay ve matematiksel olarak ispatlanabilir. Bundan dolayı çok fazla tercih edilen öğretim algoritmasıdır. Bu algoritma, hataları çıkıştan girişe doğru azaltmaya çalışmaktadır. ÇKYSA modellerini eğitmek için çok fazla tercih edilmesine rağmen standart geri yayılım algoritması sonuca çok yavaş bir şekilde yaklaşmaktadır ve yerel minimuma yakalanma riski bulunmaktadır. Bundan dolayı, bu tez çalışmasında öğrenme algoritması olarak LM algoritması tercih edilmiştir. LM algoritması Newton metoduna yaklaşım algoritmasıdır. LM algoritması, adım düşme metodunun sağlamlığı ile Newton metodunun hızının bir bileşkesidir. Her bir iterasyon adımı için çözüm parabolik yaklaşımla bulunur. Parabolün minimum noktası çözümü oluşturur (Dur vd., 2009).

Geri yayılım algoritmalarında sezgisel yaklaşım yöntemleri kullanılarak eğitim süresini azaltabiliriz. Sezgisel yöntemler hata oranını daha hızlı bir şekilde azaltmak için

kullanılmaktadır. Hatayı düzeltme ve ağırlıkların değiştirilmesinde bir toparlanma sağlaması için ve toparlanma oranını hızlandırmak için en çok kullanılan yöntemlerden biri momentum katsayısı (γ) yöntemidir. Momentum olmaksızın ağ yerel minimum değerine takılarak salınım yapabilmektedir. Momentum katsayısının kullanılması, öğrenme esnasında ağın salınımını engellemektedir. Momentum değeri 0 ile 1 arasındadır (Çetin, vd., 2006).

Levenberg-Marquardt algoritmasında, çözümlenmesi oldukça karışık olan Hessian matrisi ($H(w)$) kullanılmaktadır ve bu matrisi çözmek için denklem (36)'da verilen eşitlikten yararlanılmaktadır (Marquardt, 1963).

$$H(w) \cong J^T(w)J(w) + \mu I \quad (36)$$

Burada; μ , Marquardt parametresini, I ise birim matrisi ifade etmektedir. Buradaki J matrisi ise, ağ hatalarının ağırlıklara göre birinci türevlerinden elde edilen Jakobien matrisini göstermektedir.

Levenberg-Marquardt algoritmasının en önemli parametresi skaler bir sayı olarak tanımlanan μ parametresidir. Eğer μ sıfıra yakınsarsa, yöntem Newton algoritması gibi işleyişini sürdürmekte; μ büyük bir sayıyı temsil ederse yöntem küçük adımlı gradyen azalması yöntemi haline gelmektedir (Suratgar, Tavakoli ve Hoseinabadi 2005).

Ağın hatasının geri yayılmasında, ilk olarak Jakobien matrisin transpozu ve ağ hataları kullanılarak ağın gradyeni denklem (37)'de verilen eşitlik yardımı ile hesaplanır.

$$\nabla E(w) = J^T(w)e(w) \quad (37)$$

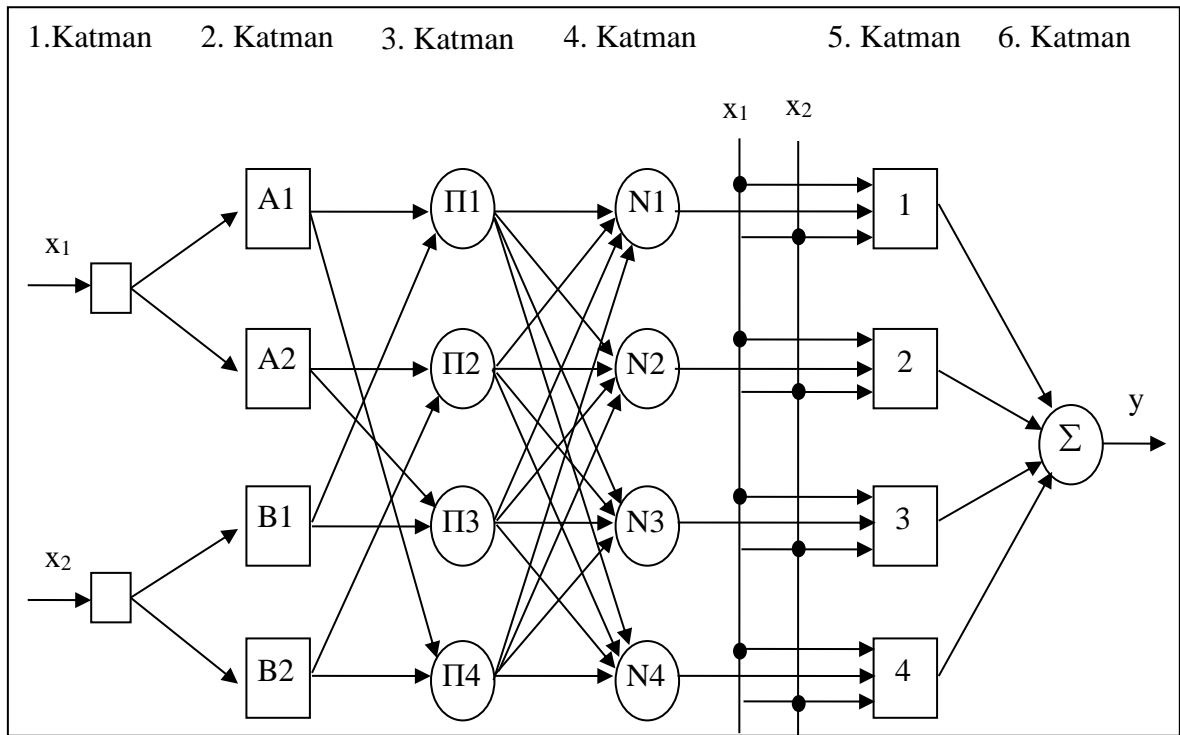
Daha sonra, ağın ağırlıklarındaki vektörel değişim denklem (38)'de görüldüğü gibi, Hessian matrisinin tersi ile ağın gradyanının çarpılmasıyla elde edilir ve ağın ağırlıkları denklem (39)'da ifade edildiği gibi yazılabilir.

$$\Delta w = [H(w)]^{-1} \nabla E(w) \quad (38)$$

$$w_{yeni} = w_{eski} + \Delta w \quad (39)$$

4.3 Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (USBS)

Uyarlamalı sinirsel bulanık mantık çıkarım sistemi (USBS), paralel hesap yapabilme ve öğrenme yeteneğine sahip yapay sinir ağları ile çıkarım yapabilme kabiliyeti olan bulanık mantığın karma olarak kullanılmasıyla oluşturulan yapay zekâ yöntemidir. USBS, bazı kısıtlamalar altında radyal tabanlı yapay sinir ağları ve Takagi Sugeno Kang (TSK) tipi bulanık sistemler arasındaki fonksiyonel eşitliğe dayanır (Lezanski, 2001). Çıkış değerleri, giriş verilerinin bulanık kurallara göre ağırlıklandırılmasıyla doğrudan hesaplanır. Bilgi tabanı olan bu kurallar, sinir ağlarına dayalı bir hesaplamalı algoritma ile belirlenir. USBS'nin öğrenme algoritması, en küçük kareler yöntemi ve geri yayımlı öğrenme algoritmasının birlikte kullanılmasıyla oluşan karma öğrenme algoritmasıdır. Altı tabakadan USBS yapısı Şekil 12'de gösterilmiştir.



Şekil 12: USBS yapısındaki her tabakada işleyiş sırasıyla şöyledir (Demirel vd., 2010; Gemici, 2011).

1.Tabaka: Giriş tabakası olarak ifade edilen bu tabakada her düğümden alınan giriş sinyalleri sıradaki tabakalara yönlendirilir.

2.Tabaka: Bulanıklaştırma tabakasıdır. Burada, her bir düğümün çıkışı, giriş değerlerine ve seçilen üyelik fonksiyonuna bağlı üyelik derecelerinden oluşur. 2. tabakadan bulunan üyelik dereceleri $\mu_{A_j}(x)$ ve $\mu_{B_j}(y)$ biçiminde ifade edilir.

3.Tabaka: Kural tabakasıdır. Bu tabakadaki düğümler, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemine göre belirlenen kuralları ve sayısını gösterir. Her bir kural düğümünün çıkışı μ_i , 2. tabakadan gelen üyelik derecelerinin elde edilişi ise, $(j=1,2)$ ve $(i=1,\dots,n)$ olmak üzere eşitlik 40 ile gösterilir.

$$y_i^3 = \Pi_i = \mu_{A_j}(x) \times \mu_{B_j}(y) = \mu_i \quad (40)$$

Burada, y_i^3 , 3. tabakanın çıkış değerlerini; n ise, bu katmandaki düğüm sayısını göstermektedir.

4.Tabaka: Normalizasyonun yapıldığı tabakadır. Bu tabakadaki düğümler, kural tabakasından gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul eder ve her bir kuralın normalleştirilmiş değerini hesaplar. Bu tabakanın çıkışları, normalize edilmiş ateşleme seviyesi olarak ifade edilir. Bu tabakadaki her bir düğüm, N etiketli bir sabit düğümdür. Normalleştirilmiş ateşleme seviyesi $\bar{\mu}_i$ 'nin hesaplanması ise, eşitlik 41'e göre yapılır.

$$y_i^4 = N_i = \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} = \bar{\mu}_i, \quad (i=1,n) \quad (41)$$

5.Tabaka: Durulaştırma tabakasıdır. Durulaştırma tabakasındaki düğümlerde verilen bir kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanır. 5. tabakadaki i. düğümün çıkış değeri ise eşitlik 42 ile bulunur.

$$y_i^5 = \bar{\mu}_i [p_i x_1 + q_i x_2 + r_i], \quad (i=1,n) \quad (42)$$

Buradaki (p_i, q_i, r_i) değişkenleri, i. kuralın sonuç parametreleri kümesidir.

6. Tabaka: Toplam tabakasıdır. Bu tabakada sadece bir düğüm bulunur ve Σ ile etiketlenmiştir. Burada, 5. tabakadaki her bir düğümün çıkış değeri toplanır ve gerçek çıkış değeri bulunur.

Sistemin çıkış değeri olan y 'nin hesaplanması eşitlik 43 ile yapılmaktadır (Özçalık ve Uygur, 2003).

$$y = \sum_{i=1}^n \bar{\mu}_i [p_i x_1 + q_i x_2 + r_i] \quad (43)$$

BÖLÜM 5

BULGULAR VE TARTIŞMA

Yapay Zeka (yapay sinir ağları ve bulanık mantık vb.) yöntemleri kesin bir formüle sahip olmayan, ampirik uygulamalara dayalı problemlere alternatif bir çözüm yolu oluşturmuştur. Su mühendisliği uygulamalarında problemlerin çoğunluğu deneysel çalışmalarla oluşturulan formüller ile çözülmektedir. Yapay sinir ağları ve bulanık mantık metotları sonucu kesin olmayan bu uygulamalara pratik bir alternatif oluşturmaktadır.

Yapay zekâ modelleri MATLAB dilinde yazılan kodlarla oluşturulmuştur. Yapay zekâ metotlarından Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA), Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (USBS) yöntemleri kullanılmıştır. YSA modellerinin ekstrapolasyon yeteneğini artırmak amacıyla model eğitilmeden önce denklem (44) kullanılarak veriler [0.2, 0.8] aralığında normalize edilmiştir.

Bu aralığın YSA için ekstrapolasyon yeteneğini artırdığı birçok araştırmacı tarafından bildirilmiştir (Kişi, 2008; Akoz vd., 2011).

$$y_n = 0.6(y_i - y_{\min}) / (y_{\max} - y_{\min}) + 0.2 \quad (44)$$

Burada y : normalize edilen giriş - çıkış verisi, y_{\max} : en büyük değere sahip giriş - çıkış verisi, y_i : giriş - çıkış verisi, y_{\min} : en küçük değere sahip giriş - çıkış verisini göstermektedir.

Çalışmada Batı Karadeniz Havzasında bulunan DSİ tarafından ölçüm yapılan 2005-2007 yıllarına ait Devrek ve 2006-2011 yıllarına ait Devrakani Çaylarına ait günlük akım, aylık akım ve günlük taşınan sediment miktarları kullanılmıştır. Modellerin eğitilmesinde Devrekani Çayı verileri kullanılmıştır. Rastgele seçilen verilerden Eğitim aşamasında 37 adet veri kullanırken, model performanslarını test edebilmek için kalan 23 adet veri kullanılmıştır.

Oluşturulan binlerce modelin performansları Ortalama Mutlak Hata (OMH) ,Karekök Ortalama Karesel Hata (KOKH) ve Determinasyon Katsayısı (R^2) kriterlerine göre ölçülmüştür.

OMH, KOKH VE R^2 değerleri sırasıyla Denklem (45), Denklem (46), Denklem (47), kullanılarak bulunmaktadır.

$$OMH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_{\text{sediment,ölçülen}} - y_{\text{sediment,model}}| \quad (45)$$

$$KOKH = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{\text{sediment,ölçülen}} - y_{\text{sediment,model}})^2} \quad (46)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_{\text{sediment,ölçülen}} - y_{\text{sediment,model}})^2}{\sum_{i=1}^N (y_{\text{sediment,ölçülen}} - y_{\text{sediment,ortalama}})^2} \quad (47)$$

Akarsuya ait en uygun sediment taşınım modelinin belirlenebilmesi için, çeşitli kombinasyonlarda çok sayıda model kurularak deneme yoluyla hata değerleri kontrol edilmiştir. Modelin akarsuyu temsil eden en uygun model olduğuna karar verilene kadar deneme işlemleri devam ettirilmektedir.

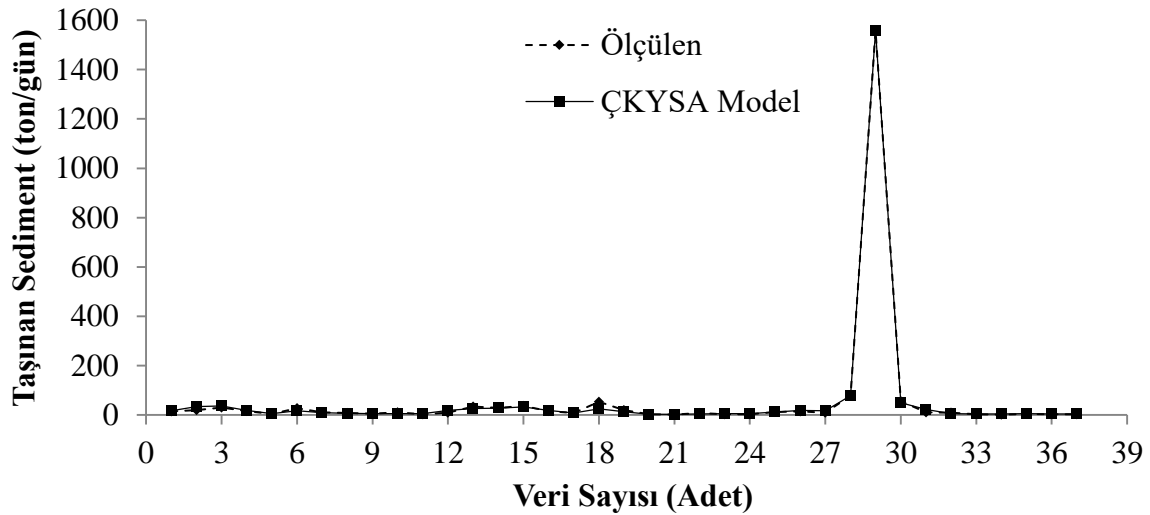
5.1 Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA)

Akarsuyu temsil eden optimum sediment taşınım modelinin kurulması için, kombinasyonlarda çok sayıda farklı model oluşturularak deneme yoluyla hatalar kontrol edilmiştir. Modelin akarsuyu temsil eden en uygun model olduğuna karar verilene kadar deneme işlemleri sürdürülmüştür. Giriş verisi olarak sadece günlük akım hızları kullanılarak oluşturulan Devrekani Çayı modellerinden bazıları Tablo 2’de verilmiştir.

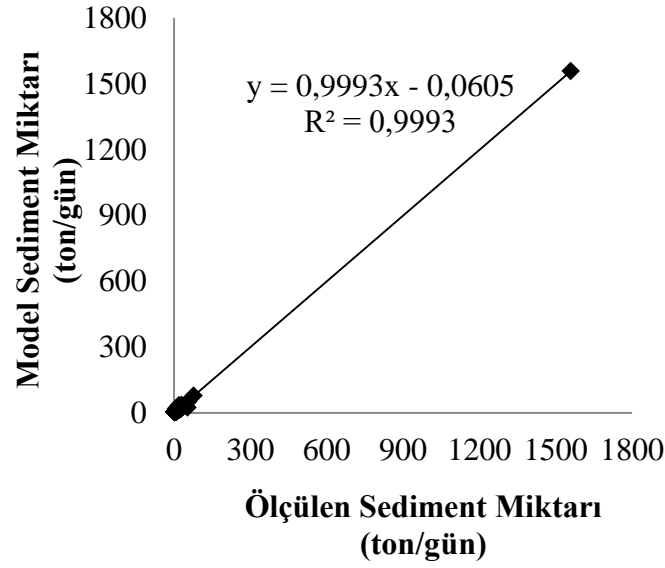
Tablo 2: Devrekani Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için tek giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.

Giriş	Çıkış	Ara Tabaka Aktivasyon Fonksiyonu	Ara Tabaka Sayısı	Çıkış Tabakası Aktivasyon Fonksiyonu	Hatalar					
					Eğitme Aşaması (Devrekani)			Test Aşaması (Devrekani)		
					OMH	KOKH	R ²	OMH	KOKH	R ²
					(ton/gün)	(ton/gün)		(ton/gün)	(ton/gün)	
Günlük Akım	Sediment Miktarı	Tansig	11	Tansig	4.828	7.062	0.999	8.842	15.600	0.891
		Tansig	19	Logsig	4.410	6.846	0.999	6.422	12.767	0.890
		Tansig	11	Purelin	4.340	6.621	0.999	8.246	14.764	0.842
		Logsig	11	Tansig	4.534	7.565	0.999	6.592	13.721	0.879
		Logsig	12	Logsig	4.814	7.369	0.999	7.664	13.493	0.873
		Logsig	7	Purelin	4.762	7.765	0.999	9.074	16.697	0.806

Tablo 2'dan görüldüğü üzere OMH, KOKH ve R² değerleri bakımından Devrekani İstasyonu'nda en iyi sonuçların ara tabaka fonksiyonu olarak tanjant sigmoid aktivasyon fonksiyonu, ara tabaka sayısının 19 adet kullanıldığı, çıkış aktivasyon fonksiyonunun logaritmik sigmoid aktivasyon fonksiyonu olduğu kombinasyonda elde edildiği görülmektedir. Bu model kısaca Devrekani ÇKYSA (1, 19, 1) modeli olarak adlandırılmaktadır. Tek girişli Devrekani İstasyonu için kurulan modelin eğitime işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 12 ve Şekil 13'de verilmiştir.

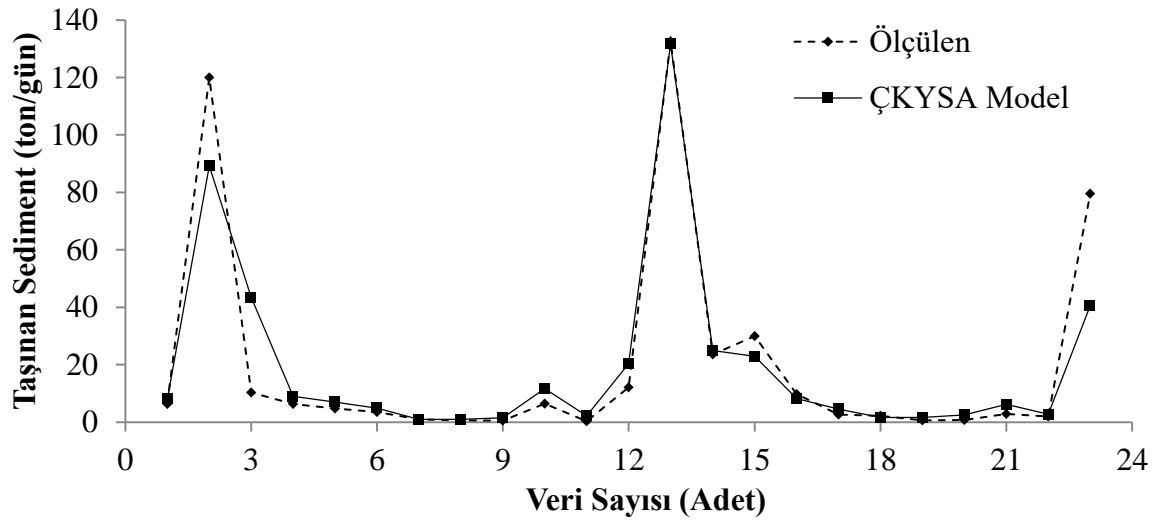


Şekil 13: Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (1,19,1) modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.

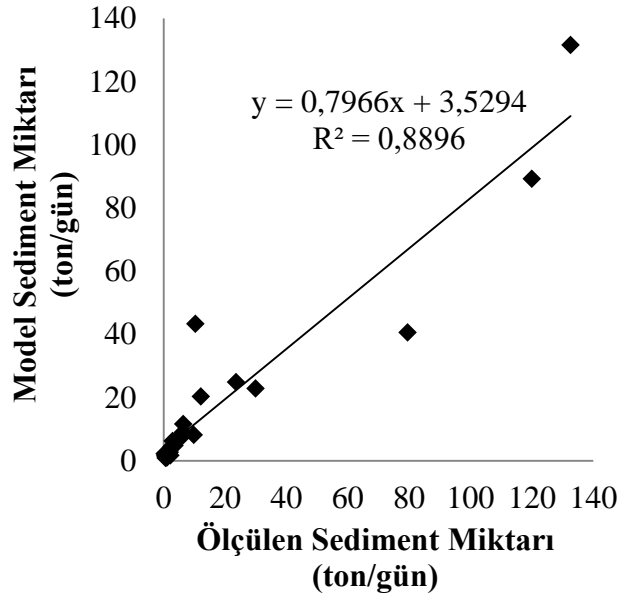


Şekil 14: Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (1,19,1) modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.

Tek girişli Devrekani İstasyonu için kurulan modelin test işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 14 ve Şekil 15’de verilmiştir.



Şekil 15: Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (1,19,1) modeli test aşaması gidiş grafiği.



Şekil 16: Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (1,19,1) modeli test aşaması saçılma grafiği.

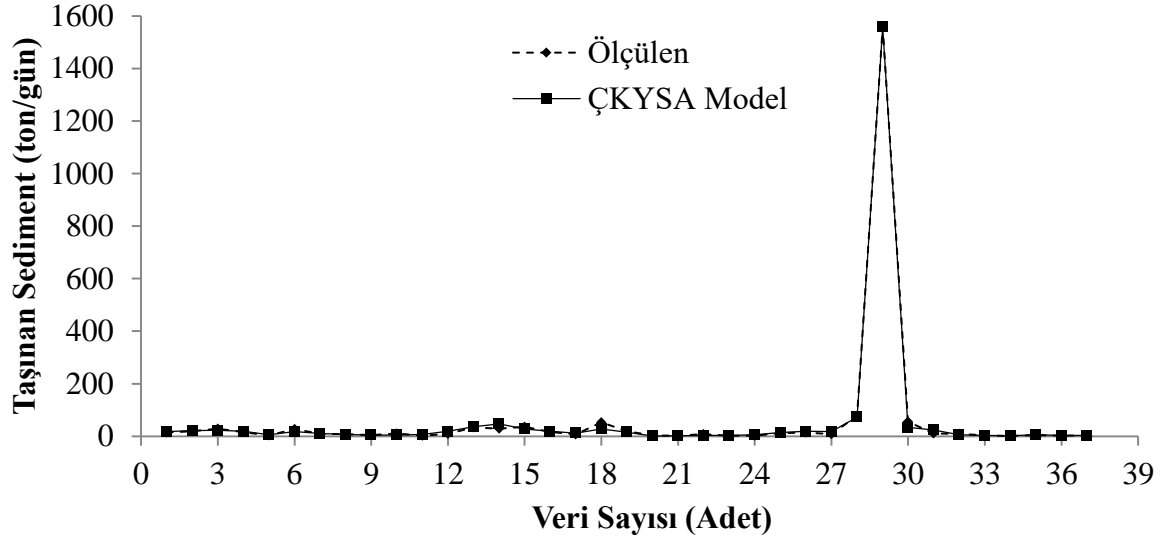
Giriş verisi olarak günlük akım hızları ve aylık toplam akım değerleri kullanılarak oluşturulan Devrekani Çayı modellerinden bazıları Tablo 3’de gösterilmiştir.

Tablo 3: Devrekani Çayı’nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için iki giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.

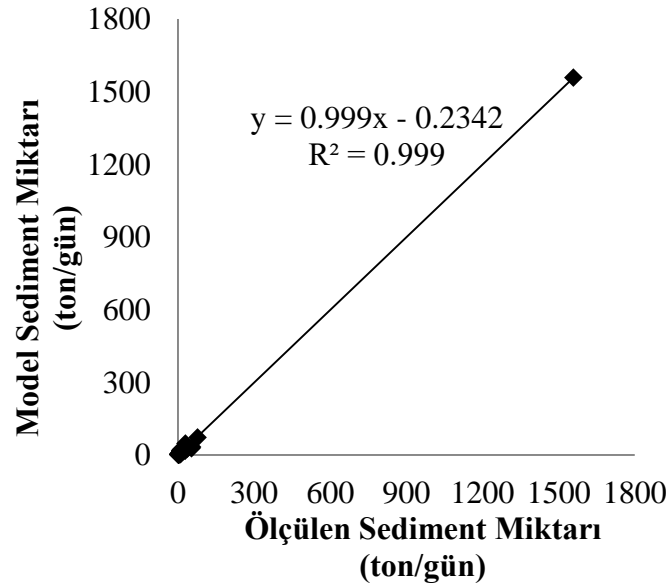
Giriş	Çıkış	Ara Tabaka Aktivasyon Fonksiyonu	Ara Tabaka Sayısı	Çıkış Tabakası Aktivasyon Fonksiyonu	Hatalar					
					Eğitme Aşaması (Devrakani)			Test Aşaması (Devrakani)		
					OMH	KOKH	R ²	OMH	KOKH	R ²
					(ton/gün)	(ton/gün)		(ton/gün)	(ton/gün)	
Günlük Akım, Aylık Toplam Akım	Sediment Miktarı	Tansig	1	Tansig	6.608	9.767	0.998	8.680	13.335	0.888
		Tansig	1	Logsig	6.559	9.708	0.999	9.158	14.064	0.887
		Tansig	1	Purelin	6.570	9.722	0.998	9.066	13.880	0.889
		Logsig	1	Tansig	6.608	9.767	0.998	8.680	13.335	0.888
		Logsig	1	Logsig	6.559	9.708	0.999	9.159	14.065	0.887
		Logsig	8	Purelin	5.076	7.633	0.999	7.150	12.720	0.892

Tablo 3’den görüldüğü gibi OMH, KOKH ve R² değerleri bakımından Devrekani İstasyonu’nda en iyi sonuçların ara tabaka fonksiyonu olarak logaritmik sigmoid aktivasyon fonksiyonu, ara tabaka sayısının 8 adet kullanıldığı, çıkış aktivasyon fonksiyonunun purelin aktivasyon fonksiyonu olduğu kombinasyonda elde edildiği

görülmektedir. Bu model kısaca Devrekani ÇKYSA (2, 8, 1) modeli olarak adlandırılmaktadır. İki girişli Devrekani İstasyonu için kurulan modelin eğitime işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 16 ve Şekil 17’de verilmiştir.

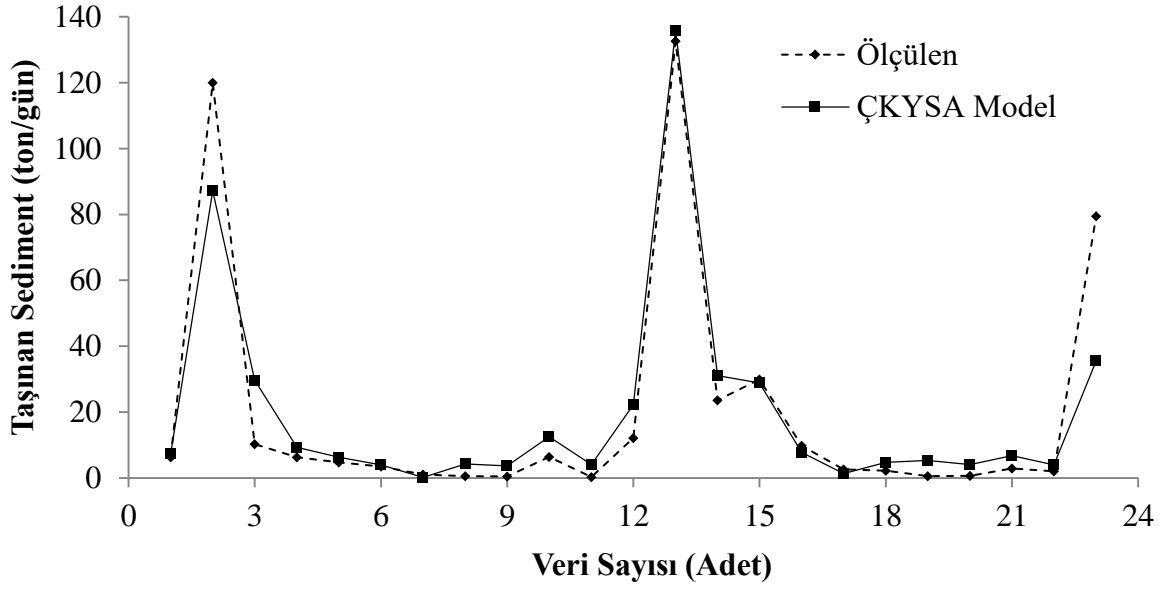


Şekil 17: Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Tansig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (2,8,1) modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.

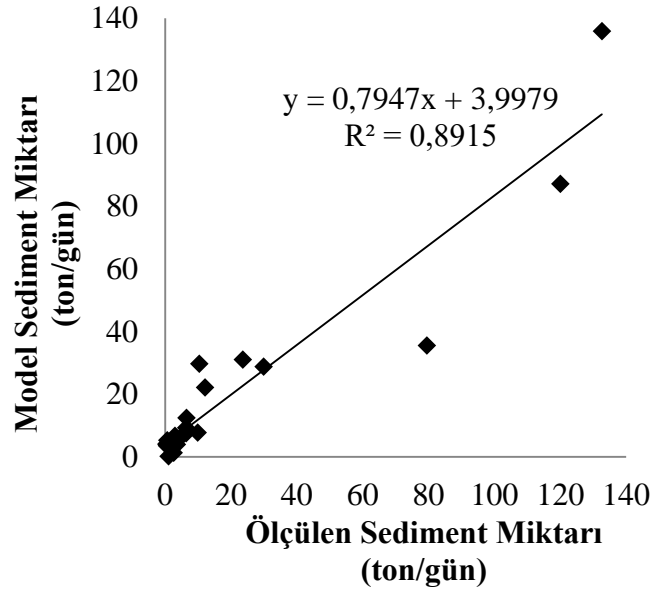


Şekil 18: Devrekani Çayı verileriyle Tansig-Tansig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (2,16,1) modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.

İki girişli Devrekani İstasyonu için kurulan modelin test işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 18 ve Şekil 19’da gösterilmiştir.



Şekil 19: Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (2,8,1) modeli test aşaması gidiş grafiği.



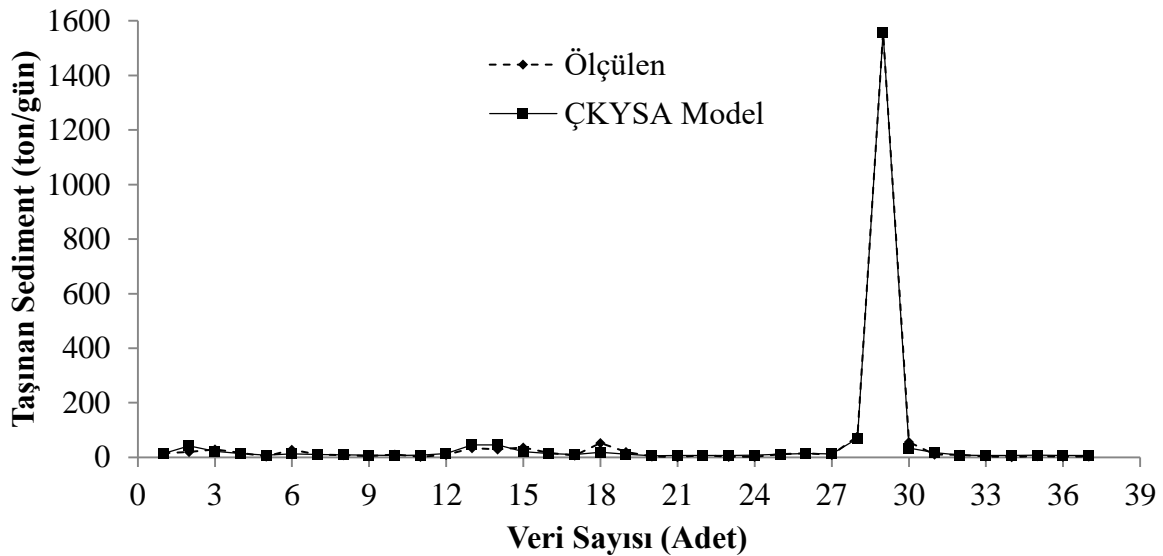
Şekil 20: Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrekani ÇKYSA (2,8,1) modeli test aşaması saçılma grafiği.

Giriş verisi olarak sadece günlük akım hızları kullanılarak oluşturulan Devrek Çayı modellerinden bazıları Tablo 4’de verilmiştir.

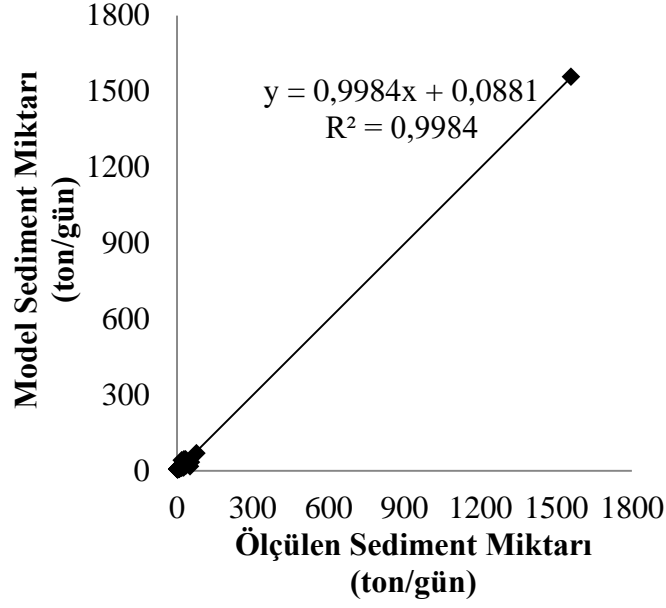
Tablo 4: Devrek Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için tek giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.

Giriş	Çıkış	Ara Tabaka Aktivasyon Fonksiyonu	Ara Tabaka Sayısı	Çıkış Tabakası Aktivasyon Fonksiyonu	Hatalar					
					Eğitime Aşaması (Devrakani)			Test Aşaması (Devrek)		
					OMH	KOKH	R ²	OMH	KOKH	R ²
					(ton/gün)	(ton/gün)		(ton/gün)	(ton/gün)	
Günlük Akım	Sediment Miktarı	Tansig	1	Tansig	6.728	9.981	0.998	11.806	21.249	0.769
		Tansig	1	Logsig	6.623	9.881	0.998	11.726	19.444	0.770
		Tansig	1	Purelin	6.653	9.912	0.998	11.735	19.668	0.769
		Logsig	1	Tansig	6.728	9.981	0.998	11.806	21.249	0.769
		Logsig	1	Logsig	6.623	9.881	0.998	11.726	19.443	0.770
		Logsig	1	Purelin	6.653	9.912	0.998	11.735	19.670	0.769

Tablo 4'den görüldüğü üzere OMH, KOKH ve R² değerleri bakımından Devrek İstasyonu'nda en iyi sonuçların ara tabaka fonksiyonu olarak logaritmik sigmoid aktivasyon fonksiyonu, ara tabaka sayısının 1 adet kullanıldığı, çıkış aktivasyon fonksiyonunun logaritmik sigmoid aktivasyon fonksiyonu olduğu kombinasyonda elde edildiği görülmektedir. Bu model kısaca Devrek ÇKYSA (1, 1, 1) modeli olarak adlandırılmaktadır. Tek girişli Devrek İstasyonu için kurulan modelin eğitime işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 20 ve Şekil 21'de verilmiştir.

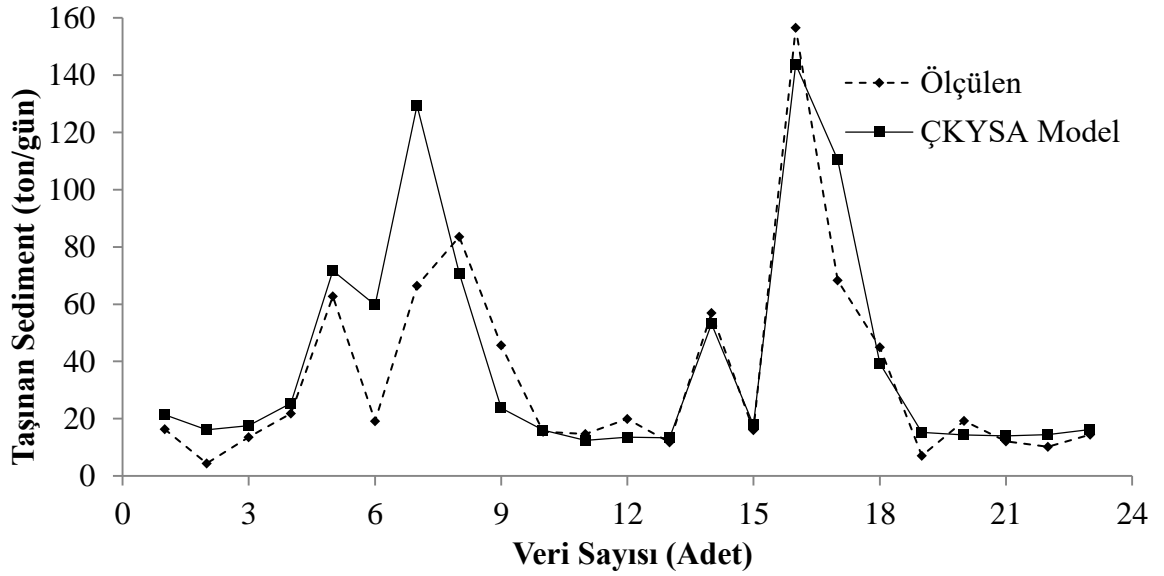


Şekil 21: Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (1,1,1) modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.

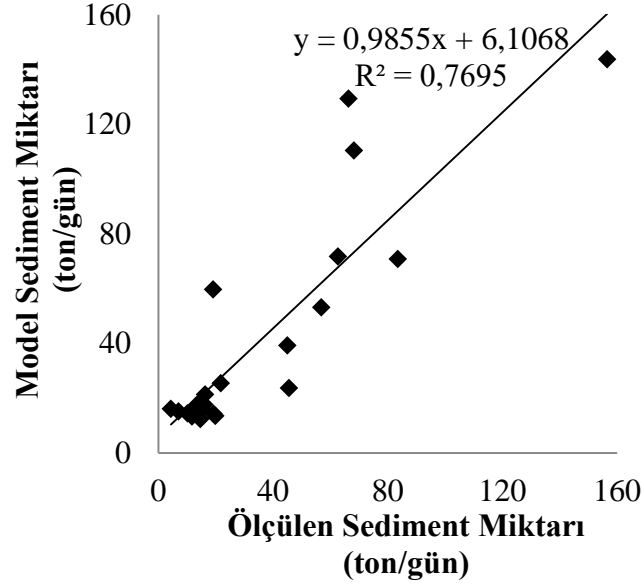


Şekil 22: Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (1,1,1) modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.

Tek girişli Devrek İstasyonu için kurulan modelin test işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 22 ve Şekil 23’de gösterilmiştir.



Şekil 23: Devrek Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (1,1,1) modeli test aşaması gidiş grafiği.

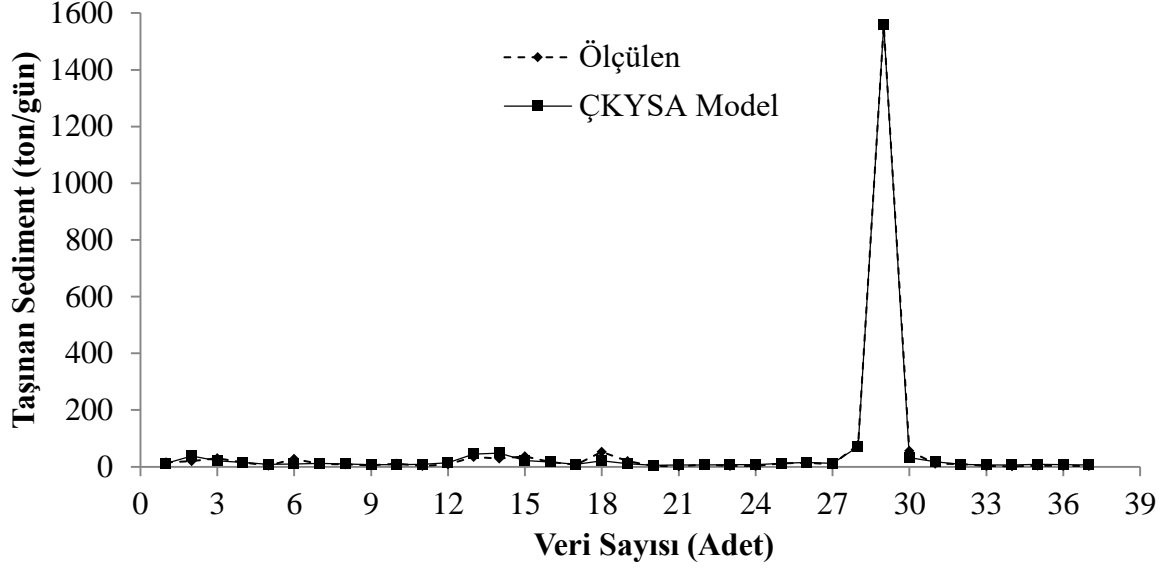


Şekil 24: Devrek Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (1,1,1) modeli test aşaması saçılma grafiği.

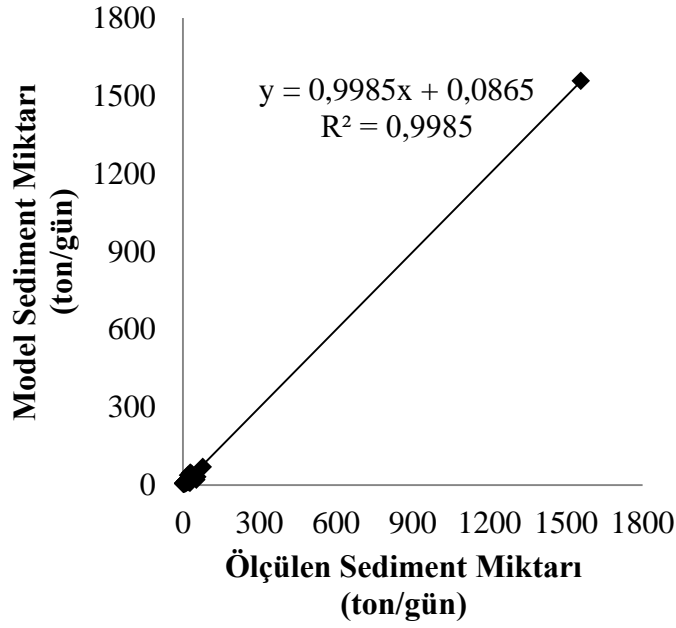
Giriş verisi olarak günlük akım ve aylık toplam akım hızları kullanılarak oluşturulan Devrek Çayı modellerinden bazıları Tablo 5’de verilmiştir.

Tablo 5: Devrek Çayı’nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için iki giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.

Giriş	Çıkış	Ara Tabaka Aktivasyon Fonksiyonu	Ara Tabaka Sayısı	Çıkış Tabakası Aktivasyon Fonksiyonu	Hatalar					
					Eğitme Aşaması (Devrakani)			Test Aşaması (Devrek)		
					OMH	KOKH	R ²	OMH	KOKH	R ²
					(ton/gün)	(ton/gün)		(ton/gün)	(ton/gün)	
Günlük Akım, Aylık Toplam Akım	Sediment Miktarı	Tansig	1	Tansig	6.608	9.767	0.998	10.250	15.692	0.819
		Tansig	1	Logsig	6.559	9.708	0.999	10.271	15.523	0.814
		Tansig	1	Purelin	6.570	9.722	0.998	10.287	15.493	0.815
		Logsig	1	Tansig	6.608	9.767	0.998	10.250	15.692	0.819
		Logsig	1	Logsig	6.559	9.708	0.999	10.271	15.523	0.814
		Logsig	1	Purelin	6.570	9.722	0.998	10.287	15.492	0.815

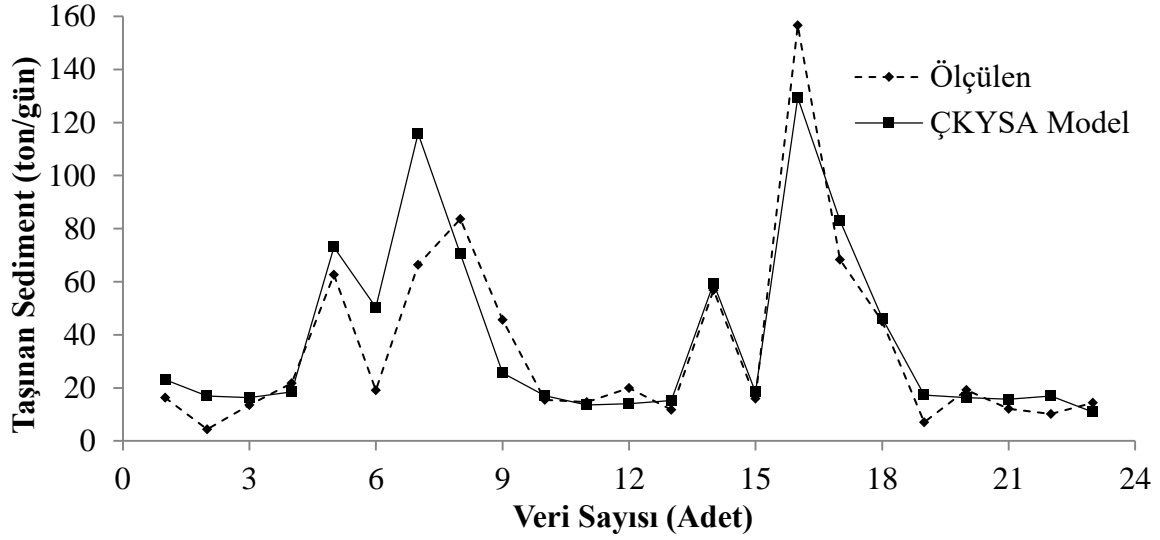


Şekil 25: Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (2,1,1) modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.

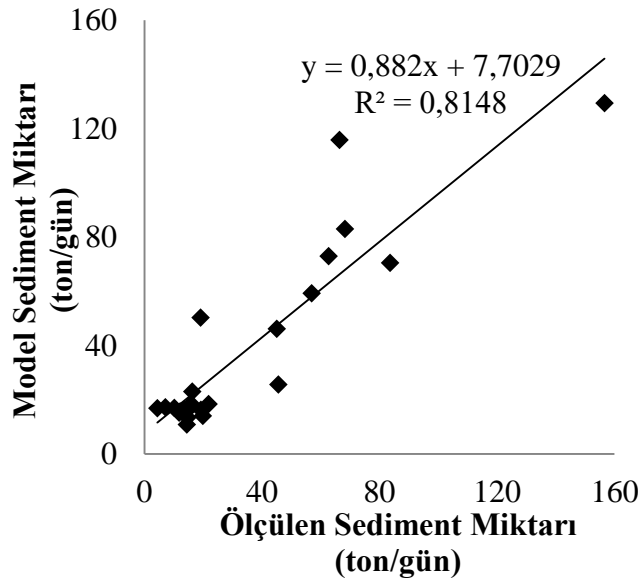


Şekil 26: Devrekani Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (2,1,1) modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.

İki girişli Devrek İstasyonu için kurulan modelin test işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 26 ve Şekil 27'de gösterilmiştir.



Şekil 27: Devrek Çayı verileriyle Logsig-Purelin aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (2,1,1) modeli test aşaması gidiş grafiği.



Şekil 28: Devrek Çayı verileriyle Logsig-Logsig aktivasyon fonksiyonuna sahip Devrek ÇKYSA (2,1,1) modeli test aşaması sağılma grafiği.

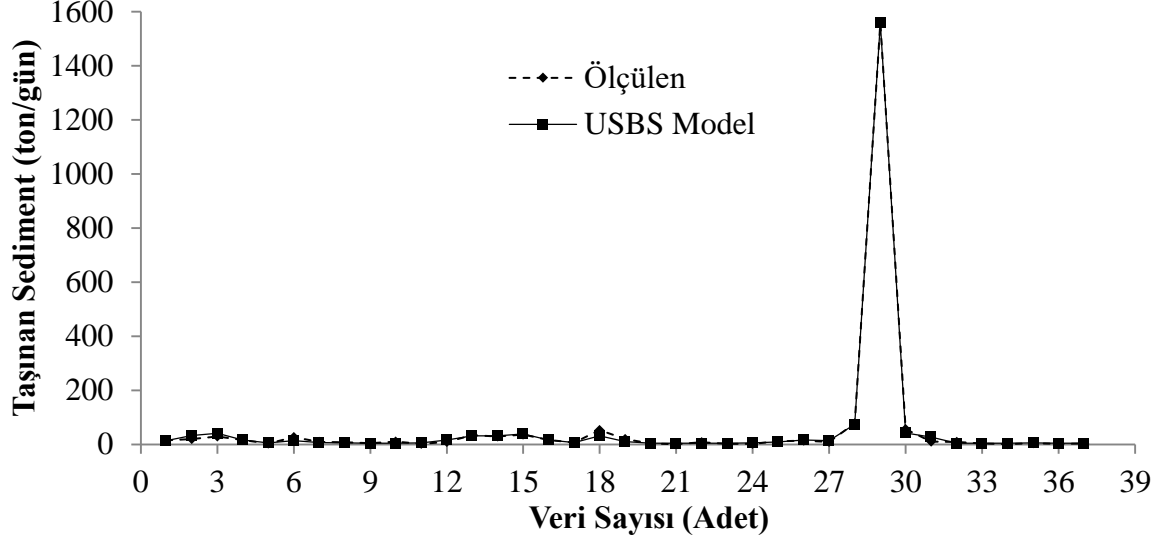
5.2 Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi (USBS)

Akarsuya ait en uygun sediment taşınım modelinin belirlenebilmesi için, çeşitli kombinasyonlarda çok sayıda model kurularak deneme yoluyla hata değerleri kontrol edilmiştir. Modelin akarsuyu temsil eden en uygun model olduğuna karar verilene kadar deneme işlemleri devam ettirilmektedir. Giriş verisi olarak sadece günlük akım hızları kullanılarak oluşturulan Devrekani Çayı modellerinden bazıları Tablo 6'da verilmiştir.

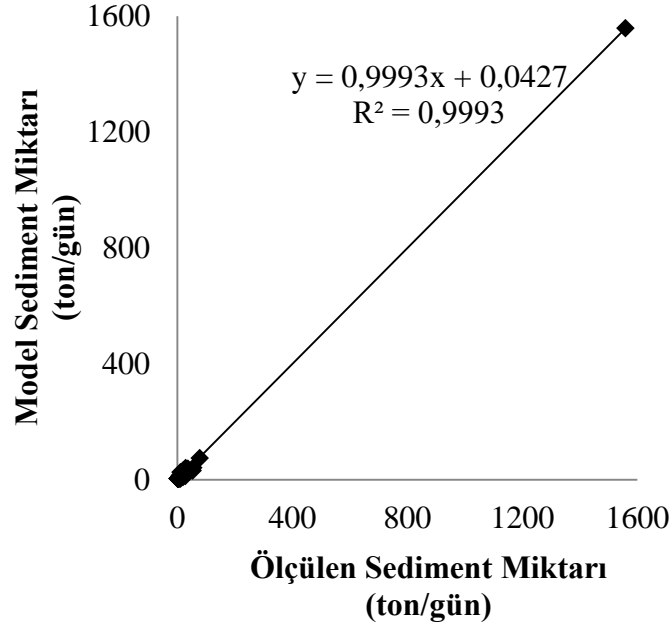
Tablo 6: Devrekani Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için tek giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.

Giriş	Çıkış	Giriş Üyelik Fonksiyonu	G.Ü.F. Sayısı	Çıkış Üyelik Fonksiyonu	Hatalar					
					Eğitme Aşaması (Devrakani)			Test Aşaması (Devrakani)		
					OMH	KOKH	R ²	OMH	KOKH	R ²
					(ton/gün)	(ton/gün)		(ton/gün)	(ton/gün)	
Günlük Akım	Sediment Miktarı	gbellmf	2	constant	6.514	9.769	0.998	11.226	18.204	0.827
		gbellmf	3	constant	3.671	6.065	0.999	8.163	15.411	0.843
		gbellmf	4	constant	3.616	6.064	0.999	8.480	16.010	0.824
		gaussmf	2	constant	6.664	9.923	0.998	11.723	18.868	0.826
		gaussmf	3	constant	4.595	6.828	0.999	8.732	15.051	0.836
		gaussmf	3	linear	3.843	6.161	0.999	7.871	15.993	0.813
		gauss2mf	2	constant	6.924	10.254	0.998	10.874	17.158	0.811
		gauss2mf	3	constant	4.833	7.456	0.999	10.401	19.603	0.845
		pimf	3	constant	4.921	7.506	0.999	10.629	19.756	0.849
		pimf	2	linear	5.704	8.928	0.999	9.651	15.980	0.812
		trimf	2	constant	5.449	8.165	0.999	9.034	15.648	0.820
		trimf	3	constant	6.083	9.486	0.999	12.335	23.521	0.753
		trimf	3	linear	4.316	6.417	0.999	8.575	15.122	0.834
		trapmf	3	constant	5.125	7.814	0.999	10.649	18.639	0.851
		trapmf	2	linear	5.704	8.928	0.999	10.260	16.911	0.795

Tablo 6'dan görüldüğü gibi OMH, KOKH ve R² değerleri bakımından Devrekani İstasyonu'nda en iyi sonuçların giriş üyelik fonksiyonu olarak gauss üyelik fonksiyonu, giriş üyelik fonksiyonunun 3 adet kullanıldığı, çıkış üyelik fonksiyonunun sabit (constant) olduğu kombinasyonda elde edildiği görülmektedir. Bu model kısaca Devrekani USBS Gaussmf-3-Constant modeli olarak adlandırılmaktadır. Tek girişli Devrekani İstasyonu için kurulan modelin eğitme işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 28 ve Şekil 29'da verilmiştir.

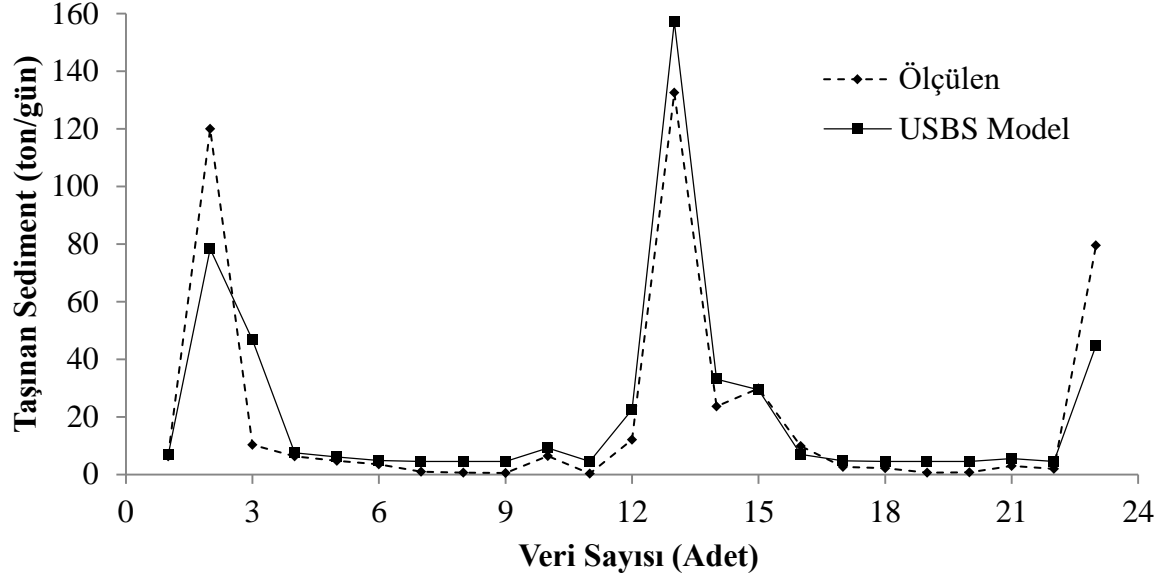


Şekil 29: Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrekani USBS Gaussmf-3-Constant modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.

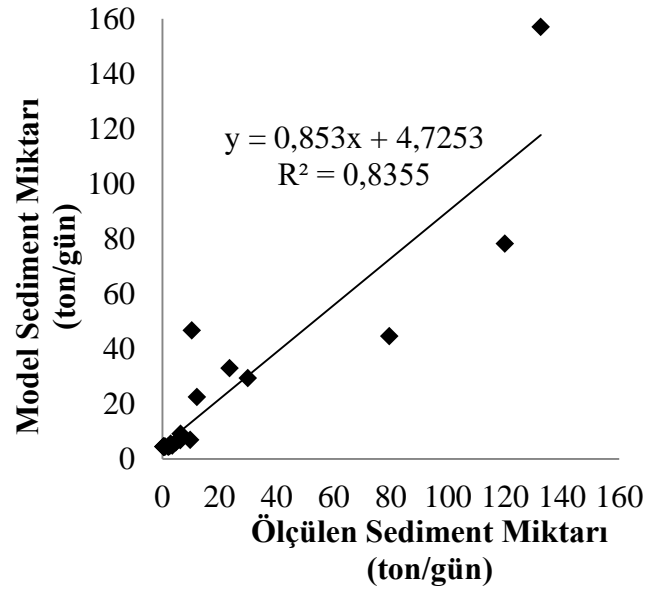


Şekil 30: Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrekani USBS Gaussmf-3-Constant modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.

Tek girişli Devrekani İstasyonu için kurulan modelin test işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 30 ve Şekil 31'de verilmiştir.



Şekil 31: Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrekani USBS Gaussmf-3-Constant modeli test aşaması gidiş grafiği.



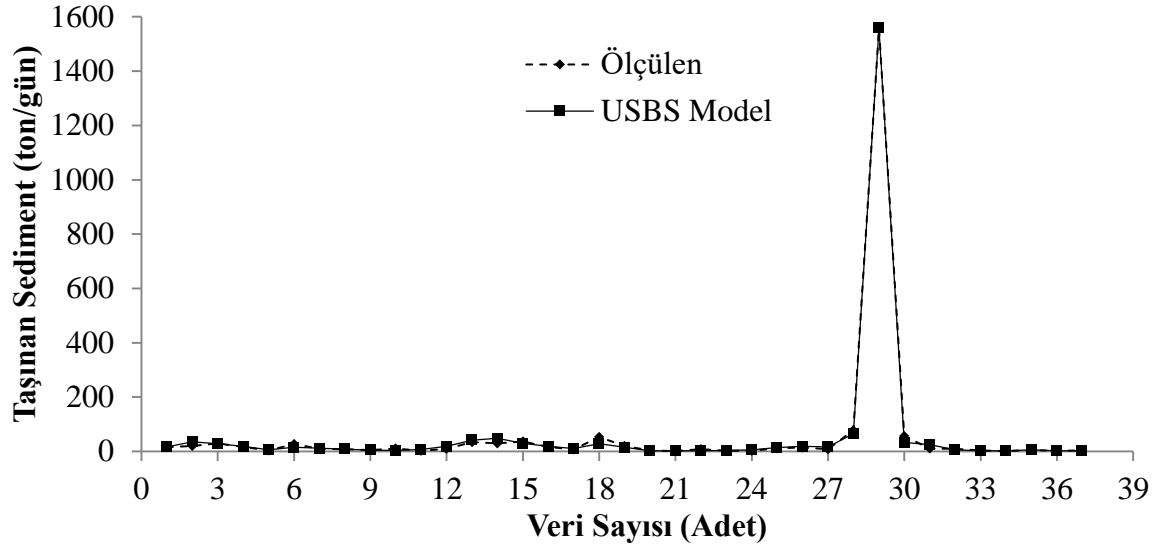
Şekil 32: Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrekani USBS Gaussmf-3-Constant modeli test aşaması saçılma grafiği.

Giriş verisi olarak günlük akım ve aylık toplam akım hızları kullanılarak oluşturulan Devrekani Çayı modellerinden bazıları Tablo 7’de verilmiştir.

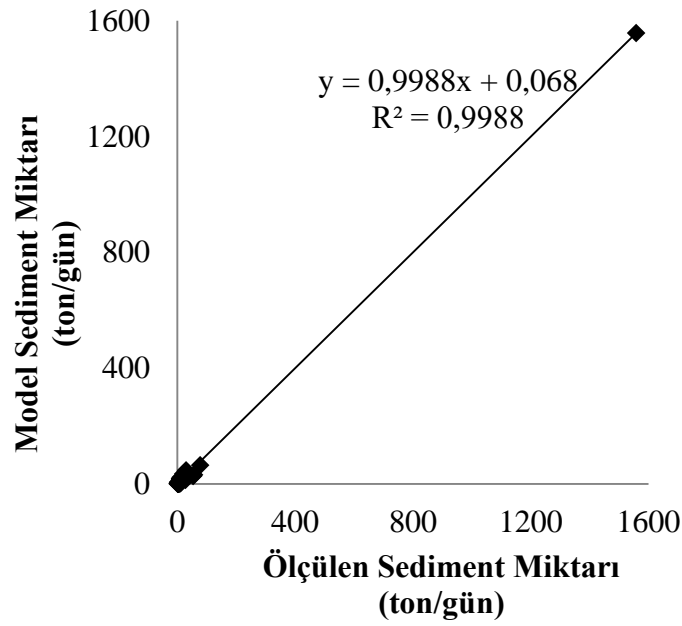
Tablo 7: Devrekani Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için iki giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.

Giriş	Çıkış	1. Giriş Üyelik Fonks.	1. Giriş Üyelik Fonk. Sayısı	2. Giriş Üyelik Fonks.	2. Giriş Üyelik Fonk. Sayısı	Çıkış Üyelik Fonks	Hatalar					
							Eğitme Aşaması (Devrekani)			Test Aşaması (Devrekani)		
							OMH	KOKH	R ²	OMH	KOKH	R ²
							(ton/gün)	(ton/gün)		(ton/gün)	(ton/gün)	
Günlük Akım, Aylık Toplam Akım	Sediment Miktarı	trapmf	4	trapmf	2	constant	6.267	9.031	0.999	8.178	12.064	0.940
		gauss2mf	5	gaussmf	2	constant	4.294	6.601	0.999	7.023	16.072	0.931
		gauss2mf	5	pimf	2	constant	3.005	5.170	1.000	8.020	15.996	0.854
		gauss2mf	3	trapmf	2	constant	3.952	6.782	0.999	7.875	15.915	0.877
		trimf	3	trimf	2	constant	5.852	8.825	0.999	5.934	10.081	0.932
		trimf	4	trapmf	2	constant	5.168	8.109	0.999	6.954	12.009	0.946
		trimf	2	trapmf	4	constant	3.262	5.610	0.999	7.960	15.650	0.864
		gbellmf	2	trapmf	4	constant	3.221	5.602	1.000	7.425	15.645	0.880
		gbellmf	4	pimf	4	constant	3.191	5.528	1.000	7.083	14.427	0.870
		gbellmf	3	pimf	2	constant	4.004	6.949	0.999	8.047	16.094	0.912
		trimf	3	gbellmf	2	constant	5.556	8.451	0.999	7.486	12.647	0.917
		trimf	4	gaussmf	5	constant	2.682	4.465	1.000	7.080	13.681	0.874
		trimf	3	gaussmf	2	constant	5.792	8.619	0.999	5.861	9.870	0.930
		trapmf	4	trapmf	2	constant	6.267	9.031	0.999	8.178	12.064	0.940
		gaussmf	2	pimf	3	constant	4.946	7.311	0.999	8.181	15.461	0.938

Tablo 7'den görüldüğü gibi OMH, KOKH ve R² değerleri bakımından Devrekani İstasyonu'nda en iyi sonuçların birinci giriş üyelik fonksiyonu olarak üçgen üyelik fonksiyonu, birinci giriş üyelik fonksiyonunun 3 adet kullanıldığı, ikinci giriş üyelik fonksiyonu olarak gauss üyelik fonksiyonu, ikinci giriş üyelik fonksiyonunun 3 adet kullanıldığı, çıkış üyelik fonksiyonunun sabit (constant) olduğu kombinasyonda elde edildiği görülmektedir. Bu model kısaca Devrekani USBS Trimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli olarak adlandırılmaktadır. İki girişli Devrekani İstasyonu için kurulan modelin eğitme işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 32 ve Şekil 33'de verilmiştir.

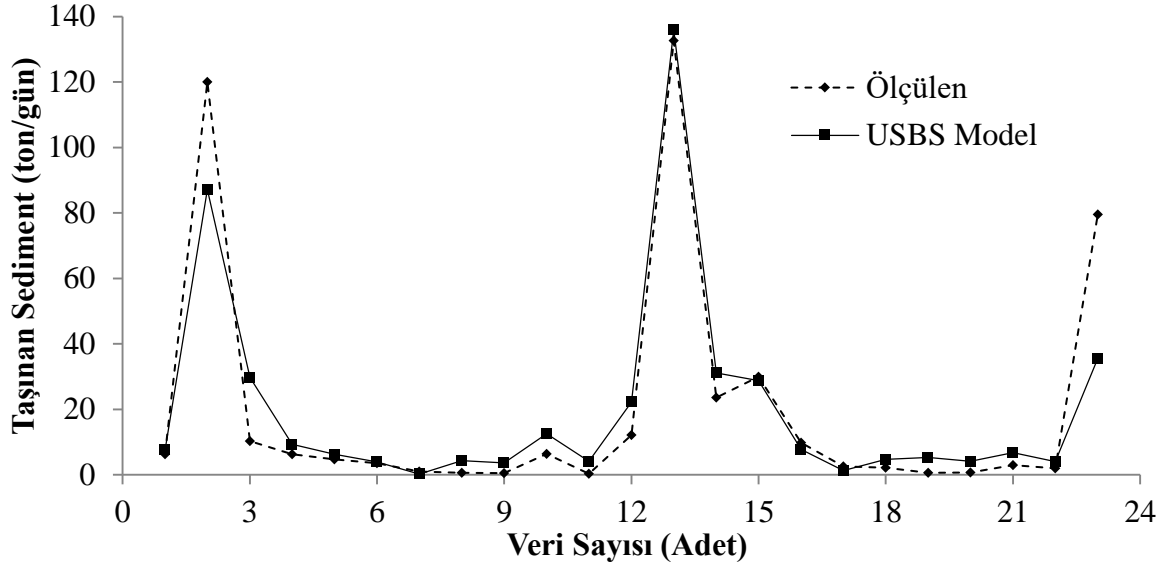


Şekil 33: Devrekani Çayı verileriyle iki girişli Devrekani USBS Trimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli eğitme aşaması gidiş grafiği.

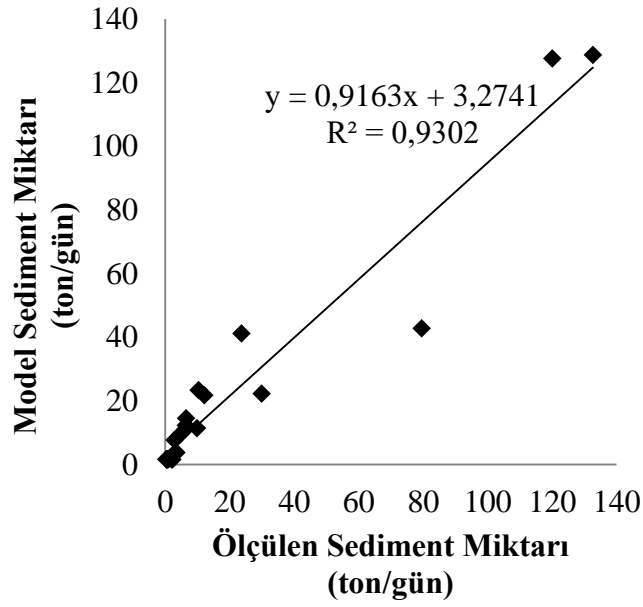


Şekil 34: Devrekani Çayı verileriyle Devrekani USBS Trimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli eğitme aşaması saçılma grafiği.

İki girişli Devrekani İstasyonu için kurulan modelin test işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 34 ve Şekil 35’de gösterilmiştir.



Şekil 35: Devrekani Çayı verileriyle iki girişli Devrekani USBS Trimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli test aşaması gidiş grafiği.



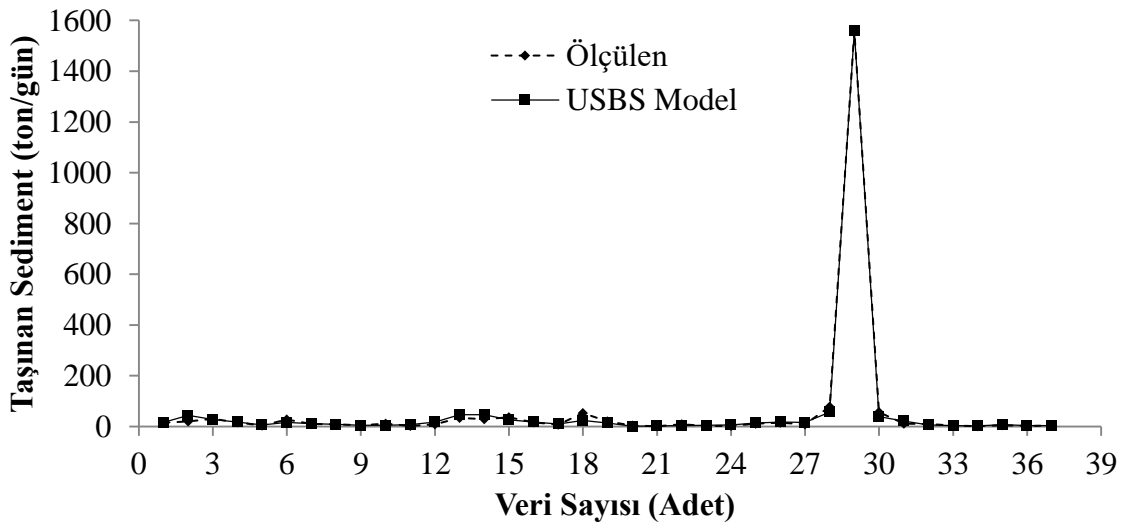
Şekil 36: Devrekani Çayı verileriyle iki girişli Devrekani USBS Trimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli test aşaması saçılma grafiği.

Giriş verisi olarak günlük akım hızları kullanılarak oluşturulan Devrek Çayı modellerinden bazıları Tablo 8’de verilmiştir.

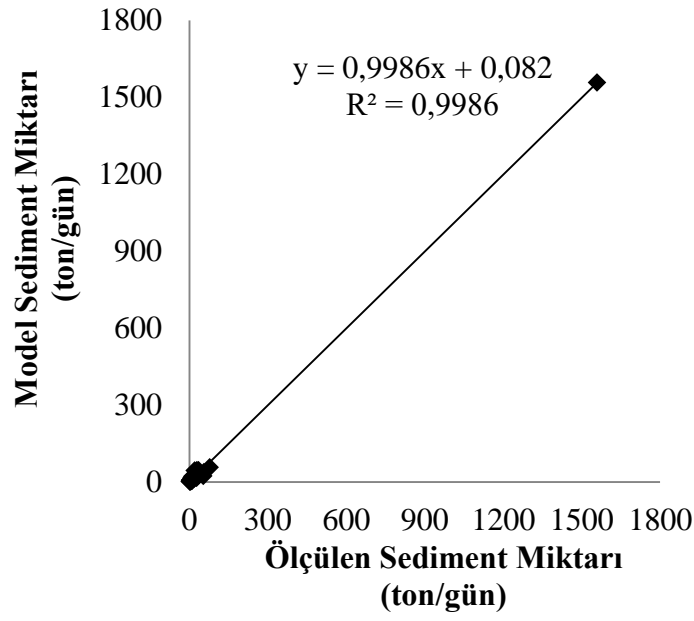
Tablo 8: Devrek Çayı'nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için tek giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.

Giriş	Çıkış	Giriş Üyelik Fonksiyonu	G.Ü.F. Sayısı	Çıkış Üyelik Fonksiyonu	Hatalar					
					Eğitme Aşaması (Devrekani)			Test Aşaması (Devrek)		
					OMH	KOKH	R ²	OMH	KOKH	R ²
					(ton/gün)	(ton/gün)		(ton/gün)	(ton/gün)	
Günlük Akım	Sediment Miktarı	gbellmf	2	constant	6.514	9.769	0.998	17.308	32.430	0.778
		gbellmf	3	constant	3.671	6.065	0.999	18.374	28.909	0.734
		gaussmf	2	constant	6.664	9.923	0.998	11.811	20.903	0.770
		gauss2mf	3	constant	4.833	7.456	0.999	14.251	23.004	0.584
		gauss2mf	3	linear	4.052	6.199	0.999	18.533	28.115	0.715
		pimf	3	linear	4.032	6.191	0.999	25.045	44.539	0.731
		trimf	2	linear	6.117	9.461	0.999	11.972	17.504	0.773
		trimf	3	constant	6.083	9.486	0.999	12.265	21.770	0.693
		trimf	5	constant	4.561	6.821	0.999	18.939	30.183	0.710
		trapmf	3	constant	5.125	7.814	0.999	13.867	20.912	0.657

Tablo 8'den görüldüğü gibi OMH, KOKH ve R² değerleri bakımından Devrek İstasyonu'nda en iyi sonuçların giriş üyelik fonksiyonu olarak üçgen üyelik fonksiyonu (trimf), giriş üyelik fonksiyonununun 2 adet kullanıldığı, çıkış üyelik fonksiyonununun doğrusal (linear) olduğu kombinasyonda elde edildiği görülmektedir. Bu model kısaca Devrek USBS Trimf-2-Linear modeli olarak adlandırılmaktadır. Tek girişli Devrek İstasyonu için kurulan modelin eğitme işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 36 ve Şekil 37'de verilmiştir.

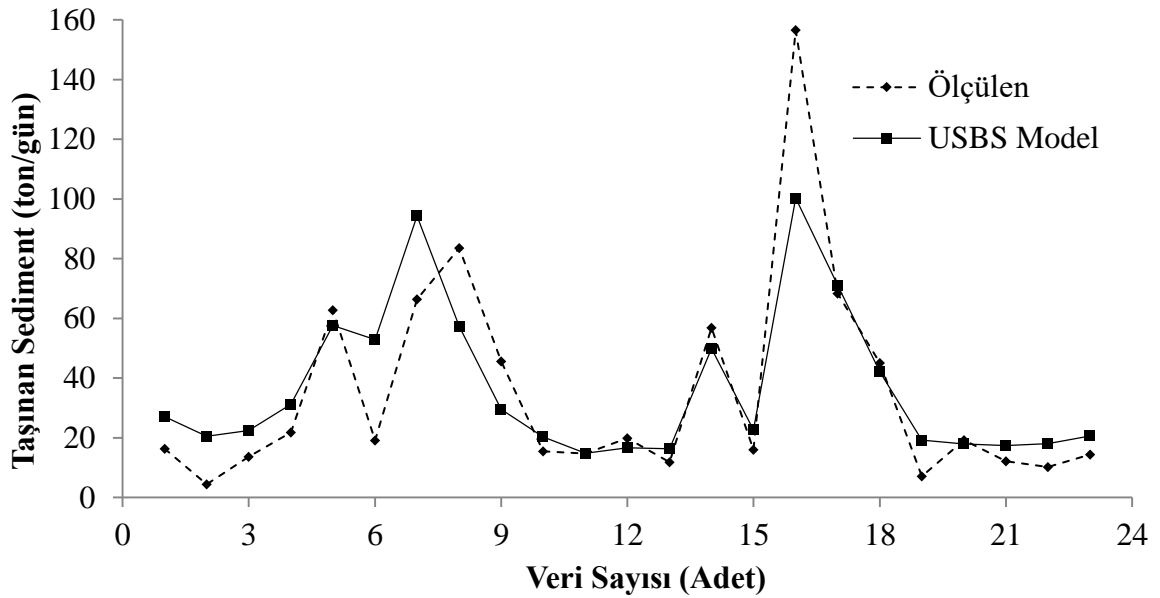


Şekil 37: Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrek USBS Trimf-2-Linear modeli eğitme aşaması gidiş grafiği.

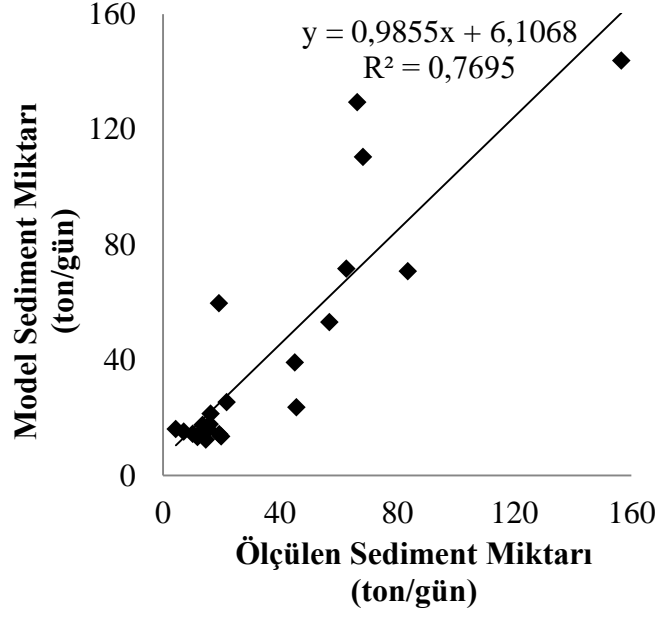


Şekil 38: Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrek USBS Trimf-2-Linear modeli eğitme aşaması saçılma grafiği.

Tek girişli Devrek İstasyonu için kurulan modelin test işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 38 ve Şekil 39'da gösterilmiştir.



Şekil 39: Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrek USBS Trimf-2-Linear modeli test aşaması gidiş grafiği.



Şekil 40: Devrekani Çayı verileriyle tek girişli Devrek USBS Trimf-2-Linear modeli test aşaması saçılma grafiği.

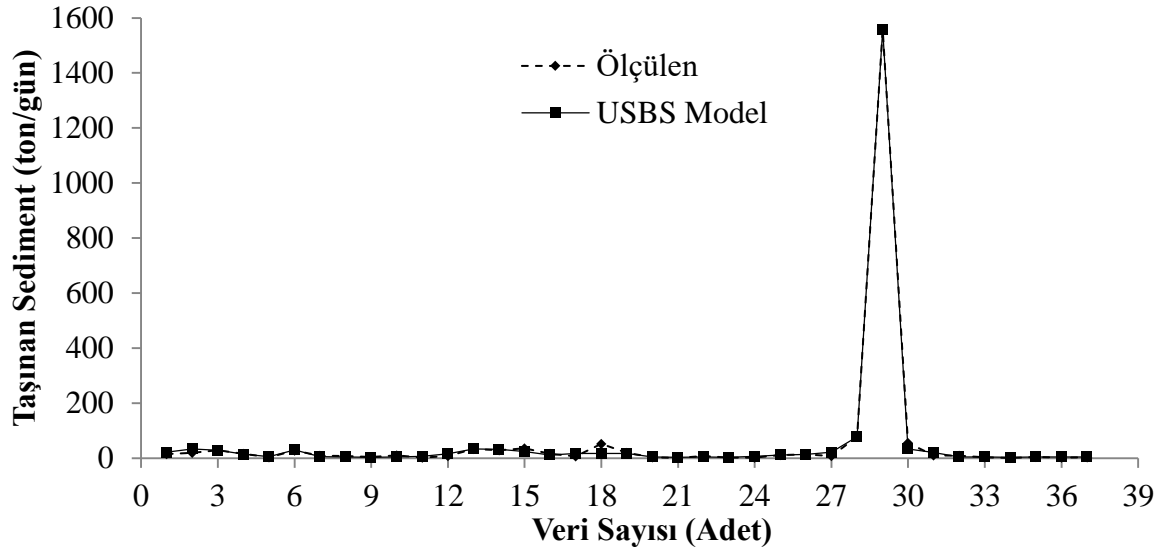
Giriş verisi olarak günlük akım ve aylık toplam akım hızları kullanılarak oluşturulan Devrek Çayı modellerinden bazıları Tablo 9’da verilmiştir.

Tablo 9: Devrek Çayı’nda günlük taşınan sediment miktarı tahmini için iki giriş verisiyle oluşturulan model senaryoları.

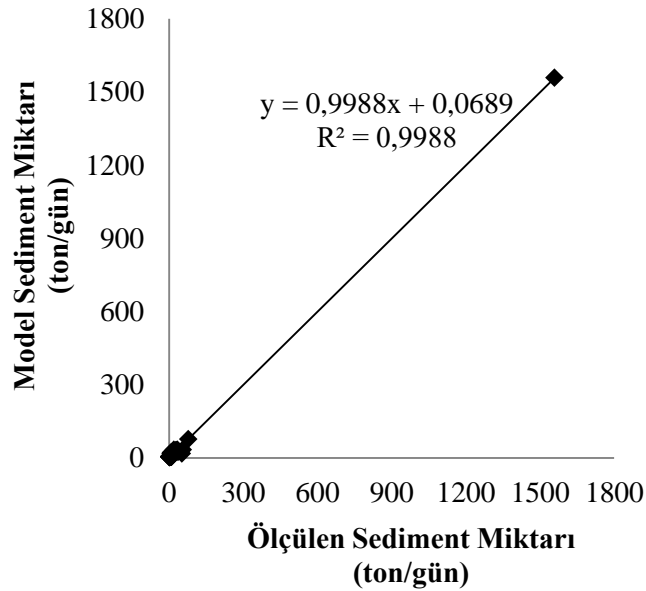
Giriş	Çıkış	1. Giriş Üyelik Fonks.	1. Giriş Üyelik Fonk. Sayısı	2. Giriş Üyelik Fonks.	2. Giriş Üyelik Fonk. Sayısı	Çıkış Üyelik Fonks	Hatalar					
							Eğitme Aşaması (Devrakani)			Test Aşaması (Devrakani)		
							OMH	KOKH	R ²	OMH	KOKH	R ²
							(ton/gün)	(ton/gün)		(ton/gün)	(ton/gün)	
Günlük Akım, Aylık Toplam Akım	Sediment Miktarı	gaussmf	2	gaussmf	2	constant	4.779	7.872	0.999	26.531	49.967	0.758
		trimf	5	gaussmf	2	constant	4.209	6.547	0.999	21.092	36.468	0.766
		trimf	3	gaussmf	2	constant	5.792	8.619	0.999	13.191	23.483	0.594
		trimf	3	gauss2mf	2	constant	5.491	8.387	0.999	13.082	22.817	0.634
		trimf	5	trimf	2	constant	4.148	6.524	0.999	17.359	29.511	0.768
		gauss2mf	3	gauss2mf	2	constant	3.972	6.783	0.999	15.589	23.520	0.554
		trapmf	2	gbellmf	4	constant	4.758	7.947	0.999	22.173	39.052	0.753
		trimf	3	gbellmf	2	constant	5.556	8.451	0.999	12.986	22.787	0.605
		trapmf	3	gaussmf	2	constant	5.136	8.663	0.999	17.130	23.901	0.592
		pimf	3	gaussmf	2	constant	5.124	8.674	0.999	13.857	21.452	0.618

Tablo 9’den görüldüğü gibi OMH, KOKH ve R² değerleri bakımından Devrek İstasyonu’nda en iyi sonuçların birinci giriş üyelik fonksiyonu olarak pi üyelik fonksiyonu, birinci giriş üyelik fonksiyonununun 3 adet kullanıldığı, ikinci giriş üyelik fonksiyonu olarak

gauss üyelik fonksiyonu, ikinci giriş üyelik fonksiyonunun 2 adet kullanıldığı, çıkış üyelik fonksiyonunun sabit (constant) olduğu kombinasyonda elde edildiği görülmektedir. Bu model kısaca Devrek USBS Pimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli olarak adlandırılmaktadır. İki girişli Devrek İstasyonu için kurulan modelin eğitime işleminden elde edilen gidiş ve saçılma grafikleri sırasıyla Şekil 40 ve Şekil 41’de verilmiştir.

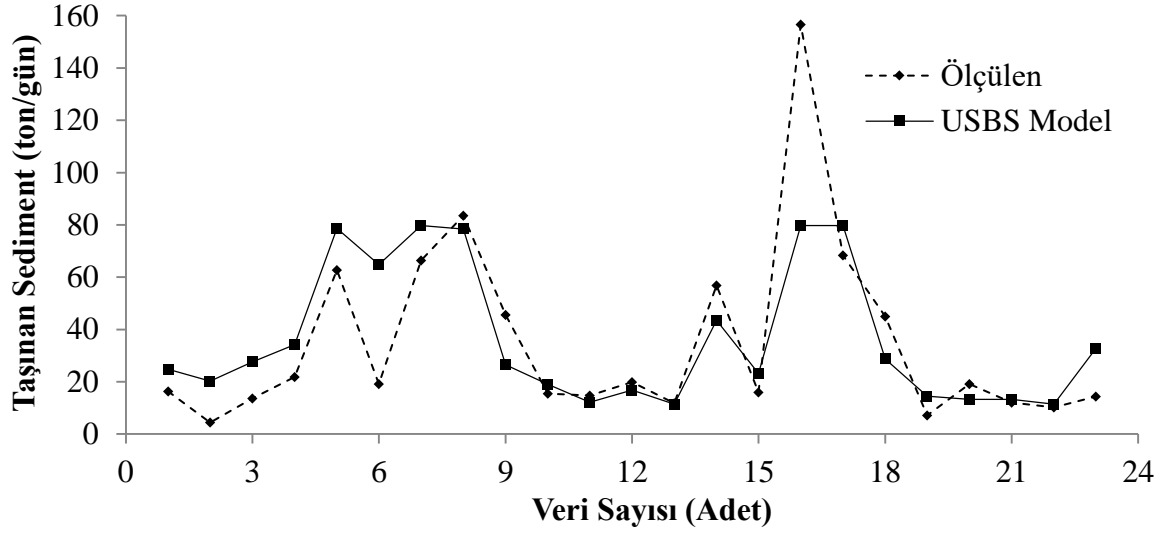


Şekil 41: Devrekani Çayı verileriyle iki girişli Devrek USBS Pimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli eğitime aşaması gidiş grafiği.

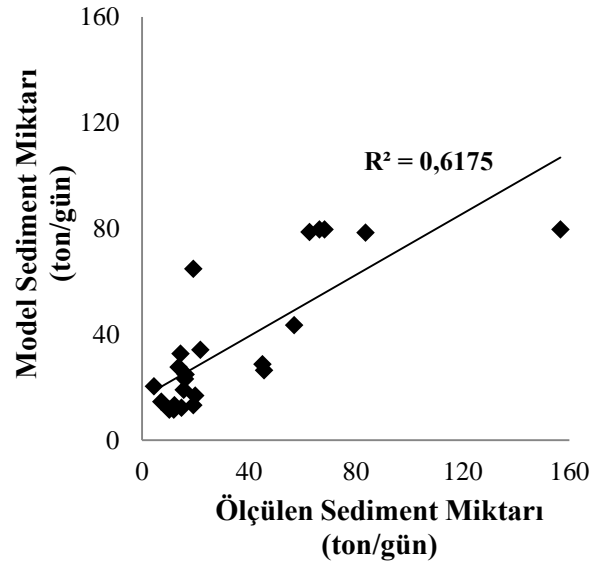


Şekil 42: Devrekani Çayı verileriyle iki girişli Devrek USBS Pimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli eğitime aşaması saçılma grafiği.

İki giriřli Devrek İstasyonu için kurulan modelin test iřleminden elde edilen gidiř ve saçılma grafikleri sırasıyla Őekil 42 ve Őekil 43'de gsterilmiřtir.



Őekil 43: Devrekani Çayı verileriyle iki giriřli Devrek USBS Pimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli test ařaması gidiř grafiđi.



Őekil 44: Devrekani Çayı verileriyle iki giriřli Devrek USBS Pimf-3/Gaussmf-2-Constant modeli test ařaması gidiř grafiđi.

BÖLÜM 6

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, Batı Karadeniz Havzası üzerinde bulunan 2 farklı çay üzerinde DSİ tarafından yapılan günlük akım, aylık toplam akım ve günlük sediment ölçümleri kullanılarak günlük taşınan sediment miktarının tahmini yapılmıştır. Taşınan sediment miktarının tahmininde yapay zekâ yöntemlerinden ÇKYSA ve USBS yöntemlerine başvurulmuştur. Çay üzerinde bulunan köprüye bağlı DSİ istasyonunca ölçülen günlük sediment miktarı ile yapay zekâ modellerinin tahminleri karşılaştırılmıştır. Günlük akım ve aylık toplam akım miktarı verileri giriş parametresi olarak çeşitli senaryolar halinde denenerek, sediment taşınımına etkileri araştırılmıştır. Hazırlanan USBS ve YSA modelleriyle yapılan günlük taşınan sediment tahminlerinin, ölçülen sediment değerlerine anlamlı ölçüde yakınsadığı gidiş ve saçılma grafiklerinden görülmüştür. En iyi model performansları Devrakani Çayı için iki giriş parametresi kullanılan USBS modelinde, Devrek Çayı için ise iki giriş parametresi kullanılan ÇKYSA modelinden elde edilmiştir.

Determinasyon katsayıları (R^2) açısından model test aşaması sonuçlarına göre Devrakani Çayı'nda en iyi sonucu veren iki girişli USBS modelinde $R^2=0.930$ olurken, sırasıyla bu performansı iki girişli ÇKYSA modeli $R^2=0.892$, tek girişli ÇKYSA modeli $R^2=0.890$ ve tek girişli USBS modeli $R^2=0.836$ olarak izlemiştir.

Ortalama mutlak hata değerleri (OMH) bakımından model test aşaması sonuçlarına karşılaştırıldığında Devrakani Çayı'nda en iyi sonucu veren iki girişli USBS modelinde OMH=5.861 olurken, sırasıyla bu değeri tek girişli ÇKYSA modeli OMH=6.422, iki girişli ÇKYSA modeli OMH=7.150 ve tek girişli USBS modeli OMH=8.732 ile takip etmiştir.

Modellerin test aşaması sonuçlarına Karekök ortalama karesel hata (KOKH) değerleri karşılaştırıldığında Devrakani Çayı'nda en iyi sonucu veren iki girişli USBS modelinde KOKH=9.870 olurken, sırasıyla bu performansı iki girişli ÇKYSA modeli KOKH=12.720, tek girişli ÇKYSA modeli KOKH=12.767 ve tek girişli USBS modeli KOKH=15.051 olarak izlemiştir.

Determinasyon katsayıları (R^2) açısından model test aşaması sonuçlarına göre Devrek Çayı'nda en iyi sonucu veren iki girişli ÇKYSA modelinde $R^2=0.815$ olurken, sırasıyla bu performansı tek girişli USBS modeli $R^2=0.773$, tek girişli ÇKYSA modeli $R^2=0.770$ ve iki girişli USBS modeli $R^2=0.618$ olarak izlemiştir.

Ortalama mutlak hata değerleri (OMH) bakımından model test aşaması sonuçlarına karşılaştırıldığında Devrek Çayı'nda en iyi sonucu veren iki girişli ÇKYSA modelinde OMH=10.287 olurken, sırasıyla bu değeri iki girişli ÇKYSA modeli OMH=11.726, tek girişli USBS modeli OMH=11.972 ve iki girişli USBS modeli OMH=13.857 ile takip etmiştir.

Modellerin test aşaması sonuçlarına Karekök ortalama karesel hata (KOKH) değerleri karşılaştırıldığında Devrek Çayı'nda en iyi sonucu veren iki girişli ÇKYSA modelinde KOKH=15.492 olurken, sırasıyla bu performansı tek girişli USBS modeli KOKH=17.504, tek girişli ÇKYSA modeli KOKH=19.443 ve iki girişli USBS modeli KOKH=21.452 olarak izlemiştir.

Uygulamada kullanılan en çok kullanılan ampirik formüllerin akım hızı yanı sıra sediment dane çapı, akarsu taban eğimi, akarsu kesit özellikleri gibi parametreleri de dikkate almasına rağmen çok yüksek hatalar verebilmektedir. Ayrıca taşınan malzemenin cinsi, çapı, akarsu kesit özellikleri gibi parametreler sürekli değişim halinde olduğu için nispeten ölçümü daha kolay olan günlük ortalama akım hızı ile taşınan günlük sediment miktarının belirlenmesi zaman ve ekonomik getirisi bakımından kolaylıklar sağlayacaktır. Ayrıca bu çalışmada aynı havzada bulunan farklı iki çay için Devrakani Çayı verileriyle eğitilen modelin Devrek Çayı'na uygunluğu araştırılmıştır. Sonuçların anlamlı ölçüde iyi performanslar verdiği görülmüştür. Aylık toplam akım verilerinin günlük akım verileri kadar olmasa da taşınan günlük sediment miktarı üzerinde etkili olduğu görülmüştür. Özellikle sediment ölçümü yapılamayan aynı havzada bulunan birçok akarsu olduğu düşünülürse bir akarsu verisiyle başka bir akarsuyun sediment miktarını yaklaşık olarak tahmin edebilmek akarsu üzerinde yapılması planlanan su yapılarının ömrünün tahmininde avantajlar sağlayacaktır.

Sonuç olarak, hem USYS hem de YSA modellerinin sediment tahmininde başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Modellerin eğitilmesi ve test edilmesinde kullanılan veri sayısının artırılması ile model performanslarının daha da başarılı olabileceği öngörülmektedir. Bu çalışmada aynı havzada bulunan, farklı iki çay için Devrekani Çayı verileriyle eğitilen modellerin Devrek Çayı'na uygunluğu araştırılmıştır. Ancak bir akarsu verisiyle eğitilen modelin, başka bir akarsuyun sediment tahmininde kullanılması durumunda, daha iyi performans elde edebilmek için giriş verisi olarak sadece günlük akım verilerinin kullanılması daha uygun olmaktadır. Özellikle sediment ölçümü yapılamayan aynı havzada bulunan birçok akarsu olduğu düşünülürse, bir akarsu verisiyle başka bir akarsuyun sediment miktarını yaklaşık olarak tahmin edebilmek, akarsu üzerinde yapılması planlanan su yapılarının ömrünün tahmininde avantajlar sağlayacaktır.

KAYNAKLAR

- Abrahart, R.J., White, S.M. (2001). Modelling sediment transfer in Malawi: Comparing backpropagation neural network solutions against a multiple linear regression benchmark using small data sets. *Physics and Chemistry of the Earth (B)*, 26 (1): 19-24.
- Afşar, S. (2008). Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Yöntemleri Kullanılarak Tava Buharlaştırma Tahmini Yapılması. Yüksek Lisans Tezi. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri, 81 s.
- Agarwal, A., Mishra, S.K., Ram, S., Singh, J.K. (2006). Simulation of runoff and sediment yield using artificial neural networks. *Biosystems Engineering*, 94 (4): 597-613.
- Akoz M.S., Cobaner M., Kirkgoz M.S., Oner A.A. (2011). Prediction of Geometrical Properties of Perfect Breaking Waves on Composite Breakwaters, *Applied Ocean Research*, 33 (3): 178-185.
- Alp. M., Cıgızoğlu, H.K. (2007). Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydrometeorological data. *Environmental Modelling & Software*, 22: 2-13.
- Amari, S. (1967). A theory of adaptive pattern classifiers. *IEEE Transactions on Electronic Computers*, (3), 299-307.
- Amit, D.J. (1989). *Modelling Brain Function*. Cambridge University Press, New York, 504 pp.
- Başkan, Ö. (2004). İzole Sinyalizasyon Kavşaklarındaki Ortalama Taşıt Gecikmelerinin Yapay Sinir Ağları İle Modellenmesi. Yüksek Lisans Tezi. Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli, 120s.
- Bayazıt, M. (1996). Bed Material Transport, Sediment Transport Technology DSI Proceedings Volume 1, 5: 5.21-5.25.
- Bayram, A. (2011). Harşit çayı su kalitesinin mevsimsel değişiminin incelenmesi ve askı madde konsantrasyonunun yapay sinir ağları yöntemi ile tahmin edilmesi. Doktora Tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon.
- Bolrich, G., Presissler, G. (1992). Technische Hydromechanic, Band 1, Verlag für Bauwesen, Berlin, 680 s.
- Cıgızoğlu, H.K. (2004). Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multilayer perceptrons. *Advances in Water Resources*, 27: 185-195.
- Cıgızoğlu, H.K., Alp, M. (2006). Generalized regression neural network in modelling river sediment yield. *Advances in Engineering Software*, 37: 63-68.
- Cıgızoğlu, H.K., Kisi, Ö. (2006). Methods to improve the neural network performance in

- suspended sediment estimation. *Journal of Hydrology*, 317: 221- 238.
- Çelik, B. (2008). Time Series Analysis with Artificial Neural Networks Methodology: Theory and Application. İstanbul.
- Çetin, M., Uğur, A., Bayzan, Ş. (2006). İleri beslemeli yapay sinir ağlarında backpropagation (geriye yayılım) algoritmasının sezgisel yaklaşımı. *IV. Bilgitek ve Akademik Bilişim Kongresi*, 6-11 Şubat 2006, Denizli.
- Demirel, Ö., Kakilli, A., Tektaş, M. (2010). ANFIS ve ARMA modelleri ile elektrik enerjisi yük tahmini. *Gazi Üniv. Müh. Mim. Fakültesi Dergisi*, 25 (3): 601-610.
- Du Boys, M.P. (1879). Le Rhone et le Rivieres a Lit affouillable. Mem. Doc. An. Pont et Chaussees, Ser.5, Bd.XVIII.
- Dur, E., Temeltaş, H., Kurnaz, S. (2009). Optik akışın hesaplanması ve yapay sinir ağları ile yorumlanarak mobil robotlar için engel tespiti ve kaçınma davranışında kullanılması. *Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi*, 4 (1): 77-87.
- Efe, M.Ö., Kaynak, O. (2000). *Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları*. Boğaziçi Üniversitesi Yayınları. ISBN: 975-518-223-3, İstanbul. 141s.
- Einstein, H.A. (1950). The Bed-Load Function for Sediment Transportation in Open-Channel Flows. U.S. Dept. Of Agri. Techn. Bull. 1026.
- Elmas, Ç. (2007). *Yapay Zeka Uygulamaları*. Seçkin Yayıncılık, Ankara, 421 s.
- Erkek, C., Ağırlioğlu, N. (2002). *Su Kaynakları Mühendisliği*. Beta Yayınları, 975-295-125-2. İstanbul, 360 s.
- Erkek, C., Ağırlioğlu, N. (2010). *Su Kaynakları Mühendisliği*, Altıncı Baskı, Beta Basım, İstanbul.
- Fedakar, H. İ. (2012). Doğal Akarsularda Taşınan Askı Maddesi Konsantrasyonunun Bulanık Genetik Yaklaşımı İle Modellenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri, 94 s.
- Fırat M., Güngör, M. (2004). Askı Maddesi Konsantrasyonu ve Miktarının Yapay Sinir Ağları ile Belirlenmesi, *İMO Teknik Dergi*, 219: 3267 – 3282.
- Fırat, M. (2007). Sinirsel Bulanık Mantık Yaklaşımı ile Havza Modellemesi, Doktora Tezi, Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli, 184 s.
- Forcheimer, P. (1939). *Hydraulik*. Bg. Teubner, Leipzig/Berlin.
- Frijlink, H.C. (1952). Discussion des Formules de débit solide de Kalinske, Einstein et Meyer-Peter et Müller compte tenue des mesures recente de transport dans les rivières néerlandaises. Grenoble, Société Hydrotechnique de France, 2éme. Journee Hydraulique.

- Gabor, D. (1954). Communication Theory and Cybernetics. IRE Transactions on Circuit Theory, CT-1 (4): 19-31.
- Gemici, E. (2011). Doğal Akarsularda Akımın Deneysel ve Bilgisayar Destekli Modellenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri, 81 s.
- Gülbağ, A. (2006). Yapay Sinir Ağı ve Bulanık Mantık Tabanlı Algoritmalar ile Uçucu Organik Bileşiklerin Miktersal Tayini. Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, 164s.
- Güngör, M. (1997). Akarsu Kıvrımlarına Yerleştirilen Köprü Kenar Ayakları Etrafında Meydana Gelen Yerel Oyulma Derinliğinin Belirlenmesi, Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 112 s.
- Hagan, M. T., Demuth, H. B., Beale, M. (1996). *Neural Network Design*, PWS, Boston.
- Hamzaçebi, C., Kutay, F. (2004). Yapay sinir ağları ile Türkiye elektrik enerjisi tüketiminin 2010 yılına kadar tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 19 (3).
- Hamzaçebi, C. (2011). *Yapay Sinir Ağları: Tahmin Amaçlı Kullanımı Matlab ve Neurosolutions Uygulamalı*, Ekin Yayınevi, Bursa, 14-45.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Macmillian College, New York.
- Hebb, D. O. (1949), *The Organization of Behavior*. John Wiley & Sons. New York.
- Hecht-Nielsen, R. (1989). *Neurocomputing*. Addison-Wesley Publishing Company, Boston, Massachusetts, 433 pp.
- Kalinske, A.A. (1947). Movement of Sediment as Bed-Load in Rivers. *Transactions, American Geophysical Union*, 28 (4):615-620.
- Karaboran, O. (2013). Serbest Akiferlerdeki yer altı su seviyeleri ile meteorolojik veriler arasındaki ilişkinin yapay sinir ağları ile belirlenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.
- Kişi, Ö. (2008). Daily Pan Evaporation Modelling Using Multi-layer Perceptrons and Radial Basis Neural Networks, *Hydrological Processes*, 23: 213-223.
- Kosko, B. (1990). Unsupervised learning in noise. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1: 44-57.
- Kriesel, D. (2007). A brief Introduction on Neural Networks.
- LaMorte, C., Lilly, J. (t.y.)(2017). Computers: History and Development, Jones Telecommunications and Multimedia Encyclopedia.

http://www.dia.eui.upm.es/asignatu/sis_op1/comp_hd/comp_hd.htm (Son Erişim Tarihi: 09.10.2017)

- Lezanski, P. (2001). An Intelligent System for Grinding Wheel Condition Monitoring. *Journal of Materials Processing Technology*, 109: 258-263.
- Marquardt, D. (1963). An algorithm for least squares estimation of non-linear parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11 (2): 431-441.
- Mcculloch, W. S., Pitts, W. (1943), A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. In, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol.5, pp.115-133.
- Mehrotra, K., Mohan, C. K., Ranka, S. (1997). *Elements of Artificial Neural Networks*, MIT Press.
- Meyer-Peter. E.; MÜLLER. R. (1949). Eine Formel zur Berechnung des Geschiebetriebes. *Schweizer Bauzeitung*, 67. Jg., Nr.3.
- Minsky, M., Paperts, S. (1969), *Perceptrons*, Cambridge, MA, Mit Press.
- Nagy, H.M., Watanabe, K., and Hirano, M. (2002). Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial neural network model. *Journal of Hydr. Engineering*, 128: 588-595.
- Navarro, H., Bennun, L. (2014). Descriptive Examples of the Limitations of Artificial Neural Networks Applied to the Analysis of Independent Stochastic Data.
- Newham, L.T.H., Norton, J.P., Prosser, I.P, Croke, B.F.W., Jakeman, A.J. (2003). Sensitivity analysis for assessing the behaviour of a land-scape based sediment source and transport model. *Environmental Modelling & Software*, 18: 741-751.
- Öcal, O. (2007). Yapay sinir ağları algoritması kullanılarak akarsu havzalarında yağış-akış-katı madde ilişkisinin belirlenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli.
- Özbek, T., Özcan, Ç. (2001). *Akarsularda Katı Madde*. TMMOB İnşaat Mühendisleri Odası, Ankara.
- Özçalık, H. R., Uygur, A. F. (2003). Dinamik sistemlerin uyumlu sinirsel-bulanık ağ yapısına dayalı etkin modellenmesi. *KSÜ Fen ve Mühendislik Dergisi*, 6 (1): 36-46.
- Özpolat, E. (2008). Hidrolik Yapıların Havalandırma Verimlerinin Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi İle Modellenmesi. Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ. 97s.
- Öztemel E. (2003). *Yapay Sinir Ağları*. Papatya Yayıncılık, İstanbul, 232s.
- Öztemel, E. (2006). *Yapay Sinir Ağları*. Papatya Yayıncılık, İstanbul, 220 s.

- Öztemel, E. (2012). *Yapay Sinir Ağları*, 3. Basım, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 25-61.
- Pardo, R. (1992). *Design, Testing and Optimization of Trading Systems*. USA: John Wiley Sons Inc.
- Rojas, R. (1996). *Neural Networks-A Systematic Introduction*, Springer-Verlag, Berlin.
- Rosenblatt, F. (1958), The Perceptron, a Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. In, *Psychological Review*, vol.65, pp.386-408.
- Rosenblatt, F. (1962). *Principles of neurodynamics: Perceptrons and the theory of brain mechanisms*. Spartan Books, Washington, 616 pages.
- Sağiroğlu, Ş., Beşdok, E., Erler, M. (2003). *Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I*. Yapay Sinir Ağları, Ufuk Kitabevi, Kayseri, 422 s.
- Sarangi, A., Bhattacharya, A.K. (2005). Comparison of Artificial Neural Network and regression models for sediment loss prediction from Banha watershed in India. *Agricultural Water Management*, 78: 195-208.
- Schoklitsch, A. (1934). Der Geschiebetrieb und Geschiebefracht. *Wasserwirtschaft*, p.341
- Sentürk, F., Sentürk A. (1998). Askıdaki Tasınım Malzemesinin Hesabı İçin Yeni Formül. *DSİ Teknik Bülteni*, 88: 3-6.
- Seyman, M. N., Taşpınar, N. (2009). Çok katmanlı yapay sinir ağları kullanılarak OFDM sistemlerinde kanal dengeleme. *5.Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09)*, 13-15 Mayıs, 2009, Karabük, 630-633 s..
- Shields, A. (1936). Anwendung der Ähnlichkeitsmechanik und der Turbulenzforschung auf die Geschiebebewegung. "Mitteilungen der Preussischen Versuchsanstalt für Wasser -, Erd- und Schiffbau", Nr.26.
- Sudheer, K. P., Nayak, P. C., Ramasastri, K. S. (2003). Improving peak flow estimates in artificial neural network river flow models. *Hydrological Processes*, 17(3), 677-686.
- Suratgar, A. A., Tavakoli, M. B., Hoseinabadi, A. (2005). Modified levenbergmarquardt method for neural networks training. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 6 (6): 46-48.
- Şen, Z. (2004). *Yapay Sinir Ağları İlkeleri*. Su Vakfı Yayınları, İstanbul, 183 s.
- Terzi, Ö., Baykal, T. (2012). Akarsulardaki Katı Madde Miktarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmini: Kızılırmak Nehri Örneği. *Sdu International Journal of Technological Science*, 4 (3):8-14.
- Tsoukalas, L.H., Uhrig, R.E. (1997). *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*, John Wiley & Sons, Inc. Publishing, New York, USA, 566 pp.

- Tuskan, Y. (2012). Yapay Sinir Ağlarının Geoteknik Alanında Kullanımı. Yüksek Lisans Tezi, Celal Bayar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Manisa.
- URL-1 (2017). <http://www.yapaysiniraglari.com/Content/img/geribesleme.jpg> (Son Erişim Tarihi: 09.10.2017).
- Ülke, A., Özkul, S., Tayfur, G. (2011). Ampirik yöntemlerle Gediz Nehri için askıda katı madde yükü tahmini. *Teknik Dergi*, 22 (2): 5387-5407.
- Vollmers, H., Pernecker, L. (1965). Neue Betrachtungsmöglichkeiten des Feststofftransportes in offenen Gerinnen. *Die Wasserwirtschaft*, 55.Jg.
- Yaşar, M. (2004). Günlük Akışlardaki Boşlukların Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tamamlanması. Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü. Denizli, 112s.
- Zanke, U. (1982). Grundlagen der Sedimentbewegung, Springer – Verlag, Berlin, Heidelberg, 402 s.
- Zhu, Y.M., Lu, X.X., Zhou, Y. (2007). Suspended sediment flux modeling with artificial neural network; An Example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. *Geomorphology*, 84: 111-125.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı : Abdurrahman AĞTAŞ
Doğum Yeri : Sivas

İletişim

E-Posta Adresi : abdurrahmanagtas@gmail.com

Eğitim Durumu

Lisans Öğrenimi : Bartın Üniversitesi Müh. Fak. İnşaat Müh. Bölümü
Yüksek Lisans Öğrenimi : Bartın Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Müh.
Anabilim Dalı
Bildiği Yabancı Diller : İngilizce
Bilimsel Faaliyet/Yayımlar : A. Ağtaş, E. Gemici, (2017). Devrek ve Devrakani
Çaylarında Taşınan Sediment Miktarının Uyarlamalı
Sinirsel Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi ile Tahmini.
*International Conference on Advanced Engineering
Technologies, ICADET'17, 21-23 Semptember 2017,
Bayburt, TURKEY.*

İş Deneyimi

Stajlar : Sivas Belediyesi (SİBESKİ)
Çalıştığı Kurumlar : Bartın Üniversitesi