

**T.C.  
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**AKARSULARDA TAŞINAN ASKI MADDESİ  
MİKTARININ YAPAY SİNİR AĞLARI  
METODU İLE TAHMİNİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**İnş.Müh. Hüseyin GÖKÇE**

**Enstitü Anabilim Dalı : İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ**

**Enstitü Bilim Dalı : HİDROLİK**

**Tez Danışmanı : Prof. Lütfi SALTABAŞ**

**Mart 2009**

T.C.  
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

AKARSULARDA TAŞINAN ASKI MADDESİ  
MİKTARININ YAPAY SİNİR AĞLARI METODU İLE  
TAHMİNİ


YÜKSEK LİSANS TEZİ

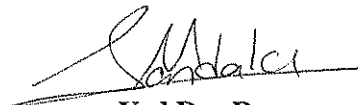
İnş.Müh. Hüseyin GÖKCE

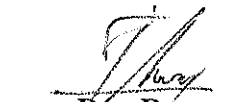
Enstitü Anabilim Dalı : İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ

Enstitü Bilim Dalı : HİDROLİK

Bu tez 12 / 03 /2009 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Oybirliği ile kabul edilmiştir.

  
Prof.  
Lütfü SALTABAŞ  
Jüri Başkanı

  
Yrd.Doç.Dr.  
Mehmet SANDALCI  
Üye

  
Doç. Dr.  
İbrahim YÜKSEL  
Üye

## **TEŐEKKÜR**

Bu alıŐmayı yÖneten ve alıŐmanın her aŐamasında deęerli bilgilerinden istifade ettięim, yakın ilgisini esirgemeyen saygı deęer hocam Prof. LÖtfi SALTABAŐ' a teŐekkÖrlerimi arz ederim.

Bu alıŐmada en az benim kadar emeęi olan, gerek tez konusu belirlemede ve gerekse tezin adım adım her aŐamasında yer alan, bir hocadan ok bize aęabey gibi yaklaŐan, bilgi ve tecrÖbesini bizden esirgemeyen deęerli hocam Dr. Emrah DOęAN' a teŐekkÖrlerimi arz ederim.

YÖksek lisans eęitimi sÖresince tanıdığım deęerli arkadaŐlarıma, 6zellikle 6zkan AKTAę arkadaŐıma teŐekkÖrlerimi arz ederim.

Benden desteklerini esirgemeyen aileme, niŐanlıma ve canımdan ok sevdiğim babama bu alıŐmayı ithaf ediyorum.

**HÖseyin GÖKCE**

# İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	ii
İÇİNDEKİLER .....	iii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	vi
ŞEKİLLER LİSTESİ .....	viii
TABLOLAR LİSTESİ.....	ix
ÖZET.....	x
SUMMARY.....	xi
BÖLÜM 1.	
GİRİŞ.....	1
1.1. Konunun Önemi.....	1
1.2. Çalışmanın Amacı ve Kapsamı.....	2
1.3. Çalışma Düzeni.....	4
1.4. Literatür Özeti.....	4
BÖLÜM 2.	
LİTERATÜR TARAMASI.....	5
2.1. Akarsularda Katı Madde Hareketi.....	5
2.2. Katı Madde Hareketindeki Boyutsuz Büyüklükleri.....	6
2.3. Taban Hareketinin Başlaması.....	10
2.4. Askı Maddesinin Taşınımı.....	14
2.5. Sürüntü Maddesi Taşınımı.....	20
2.6. YSA İle Yapılmış Katı Madde Tahmin Çalışmaları.....	21
BÖLÜM 3.	
MATERYAL VE YÖNTEM.....	29

3.1. Giriş.....	29
3.2. Çoklu Lineer Regresyon Analizi (ÇLRA).....	30
3.3. Yapay Sinir Ağları (YSA).....	31
3.3.1. Biyolojik sinir sistemi.....	33
3.3.2. Yapay nöronlar.....	34
3.3.3. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu.....	36
3.4. YSA’larda Öğrenme Algoritmaları.....	37
3.4.1. Hatayı geriye yayma algoritması.....	37
3.4.1.1. Çıktı katmanındaki ağırlıkların düzenlenmesi .....	40
3.4.1.2. Gizli katman ağırlık değerlerinin yeniden düzenlenmesi	44
3.4.1.3. Algoritma sorunları ve çözüm önerileri.....	46
3.4.2. Levenberg-Marquardt algoritması.....	47
3.5. YSA’larda Öğrenme .....	48
3.5.1. Denetimli öğrenme.....	48
3.5.2. Denetimsiz öğrenme.....	49
3.5.3. Takviyeli öğrenme.....	49
3.6. YSA Mimarileri .....	50
3.6.1. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (GBYSA) .....	50
3.6.2. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları (İBYSA).....	51
3.6.3. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları (RTYSA).....	52
3.6.4. Diğer Yapay Sinir Ağı mimarileri.....	52

#### BÖLÜM 4.

AKIM MODELLERİNİN UYGULAMASI.....	53
4.1. Sakarya Nehrinin Genel Özellikleri.....	53
4.1.1. Uygulama sahasının tanıtımı.....	53
4.2. Çoklu Lineer Regresyon Analizi (ÇLRA) İle Askı Maddesi Miktarının Tahmin Edilmesi.....	56
4.2.1. 1243 Nolu Botbaşı İstasyonu için Çoklu Lineer Regresyon Analizi ( ÇLRA ) ile askı maddesi miktarının tahmin edilmesi.....	56

4.2.2.1242 Nolu Kargı İstasyonu için Çoklu Lineer Regresyon Analizi ( ÇLRA) ile askı maddesi miktarının tahmin edilmesi.....	57
4.3. YSA Veri Setleri ve Senaryoları.....	59
4.4. İBGYSA Uygulaması.....	61
4.4.1. 1243 nolu Botbaşı İstasyonu İBGYSA uygulaması.....	61
4.4.2. 1242 nolu Kargı İstasyonu İBGYSA uygulaması.....	65
<b>BÖLÜM 5.</b>	
<b>SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....</b>	<b>70</b>
<b>KAYNAKLAR.....</b>	<b>73</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ.....</b>	<b>75</b>

## SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

AGİ	: Akım Gözlem İstasyonu
C	: Askı Maddesi Konsantrasyonu
Ca	: İntegrasyon Sabiti
Cd	: Sürünme Kuvveti Direnç Katsayısı
Cl	: Kaldırma Kuvveti Direnç Katsayısı
Co	: Ortalama Konsantrasyon
D	: Dane Çapı
D.M.İ	: Devlet Meteoroloji İşleri
dk	: Gerçek Çıktı Değeri
E.İ.E.İ.	: Elektrik İşleri Etüd İdaresi
$F_D$	: Hidrodinamik sürüklenme kuvveti
$F_L$	: Hidrodinamik kaldırma kuvveti
Fr	: Froude sayısı
g	: Yerçekimi ivmesi
GYA	: Geri yayılım algoritması
h	: Su derinliği
h	: Gizli katman
I	: Akarsu taban eğimi
KHOK	: Karesel Hatanın Ortalama Karekökü
$k_s$	: Pürüzlülük yüksekliği

L	: Akarsu boyuna eğimi
LM	: Levenberg - Marquardt algoritması
MLR	: Çok değişkenli lineer regresyon
OMRH	: Ortalama mutlak rölatif hata
$Q_A$	: Askı maddesi debisi
$q_A$	: Askı maddesi birim debisi
$q_s$	: Sürüntü maddesi birim debisi
R	: Korelasyon
R	: Hidrolik yarıçap
Re	: Reynoulds sayısı
$R^2$	: Belirleme katsayısı
RTYSA	: Radyal tabanlı yapay sinir ağları
İBGYSA	: İleri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağları



## ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1	Katı maddenin su derinliğine bağlı dağılımı.....	6
Şekil 2.2	Dengedeki dane.....	9
Şekil 2.3	Shields eğrisi.....	11
Şekil 2.4	Akarsu tabanındaki bir daneye etkiyen kuvvetler.....	12
Şekil 2.5	Bir akarsu en kesitindeki hız, katı madde konsantrasyonu ve katı madde debisinin derinliğe göre değişimi.....	16
Şekil 2.6	Askı maddesi hesabında kullanılan rölatif konsantrasyon değerleri.....	19
Şekil 3.1	X ve Y Rastgele İki Değişkenin Birbirlerine Göre Regresyon Çizgisi.....	31
Şekil 3.2	Biyolojik sınır hücresi ve bileşenleri.....	34
Şekil 3.3	Yapay nöronun genel yapısı.....	35
Şekil 3.4	Sigmoid tipli aktivasyon fonksiyonu.....	37
Şekil 3.5	YSA'lardaki katmanlar.....	38
Şekil 3.6	Denetimli öğrenme yapısı.....	48
Şekil 3.7	Denetimsiz öğrenme yapısı.....	49
Şekil 3.8	Takviyeli öğrenme yapısı.....	50
Şekil 3.9	Geri beslemeli iki katmanlı YSA yapısı.....	51
Şekil 3.10	İleri beslemeli üç katmanlı YSA yapısı.....	51
Şekil 3.11	RTYSA yapısı.....	52
Şekil 4.1	Sakarya Nehrinde yer alan ve çalışmada yararlanılan akım, sediment ve meteoroloji istasyonlarının konumları.....	54
Şekil 4.2	Sakarya Nehri-Botbaşı- Sediment Anahtar Eğrisi.....	55
Şekil 4.3	Sakarya Nehri-Kargı- Sediment Anahtar Eğrisi.....	55
Şekil 4.4	1243 Nolu Botbaşı İstasyonu için ÇLRA yöntemiyle hesaplanan konsantrasyon değerlerinin performans grafiği ....	57

Şekil 4.5	1242 Nolu Kargı İstasyonu için ÇLRA yöntemiyle hesaplanan konsantrasyon değerlerinin performans grafiği.....	58
Şekil 4.6	1243 nolu Botbaşı İstasyonu Veriseti II Senaryo III-3 'a ait tahmin edilen ve ölçülen Qs değerleri.....	64
Şekil 4.7	1243 Botbaşı İstasyonu Veriseti II S III- 3 için determinasyon grafiği.....	64
Şekil 4.8	1242 nolu Kargı İstasyonu Veriseti II Senaryo III-3 'a ait tahmin edilen ve ölçülen Qs değerleri.....	68
Şekil 4.9	1242 Kargı İstasyonu Veriseti II S III- 3 için determinasyon grafiği.....	68

## TABLolar LİSTESİ

Tablo 2.1	Katı madde hareketinde fiziksel büyüklükler.....	6
Tablo 4.1	YSA Girdi Senaryoları.....	60
Tablo 4.2	1243 Nolu Botbaşı İstasyonu İçin Senaryo I, II ve Senaryo III Veri Seti I Sonuçları.....	62
Tablo 4.3	1243 Nolu Botbaşı İstasyonu İçin Senaryo I, II ve Senaryo III Veri Seti II Sonuçları.....	63
Tablo 4.4	1242 Nolu Kargı İstasyonu İçin Senaryo I, II ve Senaryo III Veri Seti I Sonuçları.....	66
Tablo 4.5	1242 Nolu Kargı İstasyonu İçin Senaryo I, II ve Senaryo III Veri Seti II Sonuçları.....	67
Tablo 5.1	1243 No'lu Botbaşı İstasyonu için Kullanılan Yöntemlerin Sonuçlarının Karşılaştırılması .....	71
Tablo 5.2	1242 No'lu Kargı İstasyonu için Kullanılan Yöntemlerin Sonuçlarının Karşılaştırılması.....	71

## ÖZET

Anahtar kelimeler: Askı Maddesi, Yapay Sinir Ağları, Akarsu

Akarsular tarafından taşınan katı madde miktarlarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi barajların, biriktirme haznelerinin planlanması ve işletilmesi, içme ve kullanma suyu temini problemleri, akarsu taşımacılığı, hidroelektrik teçhizatların emniyeti, havzanın erozyon karakteristiklerinin belirlenmesi açısından büyük önem taşımaktadır. Taşınan katı madde miktarının bilinmesi su kaynaklarının yönetimi ve planlanması içinde önem arz etmektedir.

Yukarıda bahsedilen bu sorunlardan dolayı yağış, akış ve katı madde taşınması gibi hidrolojik olaylar arasındaki doğrusal olmayan dinamik ilişki doğru ve güvenilir bir biçimde belirlenmelidir. Son yıllarda Yapay Sinir Ağları (YSA), hidrolik ve hidroloji mühendisliklerinde sıkça kullanılmaya başlanmıştır. Bu çalışmada yapay sinir ağları akarsularda taşınan katı madde miktarının tahmin edilmesinde kullanılmıştır. Uygulama alanı olarak Sakarya Nehri seçilmiştir. Yapay sinir ağları yöntemi ile bu nehirde farklı giriş senaryolarına sahip katı madde tahmin modelleri geliştirilmiştir. Yapay sinir ağları sonuçları, gözlem değerleri ile karşılaştırılmış ve performansları değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar Yapay Sinir Ağlarının taşınan katı madde tahmininde daha başarılı bir yöntem olarak uygulanabileceğini göstermiştir.

# **PREDICTION OF SUSPENDED SEDIMENT LOAD BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS ON RIVERS**

## **SUMMARY**

Key Words: Sediment Yield, Artificial Neural Networks, River

Correct estimation of sediment volume carried by a river is very important with water resources, dams, reservoirs planning and managements, water supply problems, channel navigability, hydroelectric equipment longevity and river aesthetics and scientific interests.

Because of these problems which were explained above, the nonlinear dynamic relationship between hydrological events such as rainfall, runoff and sediment yield, have to be determined truly and certainly. Computation on hydrology and hydraulic engineering has concentrated primarily on Artificial Neural Networks (ANN) in the past few years. In this study, ANN works for the estimation of sediment volume carried by a river. For application area Sakarya River was selected. Sediment yield forecasting models having various input structures were developed using Artificial Neural Networks. The results of the neural networks, Multiple Linear Regression (MLR) and observed values were compared and performances were assessed by fitness criteria. The results of ANN models have shown that ANN can be applied successfully and provides high accuracy and reliability for sediment yield forecasting.

# BÖLÜM 1. GİRİŞ

## 1.1. Konunun Önemi

Akarsular üzerinde, gerek içme ve kullanma, gerekse enerji üretimi ve taşkın kontrolü gibi çok çeşitli amaçlarla barajlar yapılmaktadır. Hangi amaca yönelik olursa olsun, katı madde bilgisinin azlığından dolayı bu yapıların havzalarını besleyen akarsuların getirdiği toprak, kum, çakıl, silt ve kil gibi katı maddeler baraj göllerini doldurmakta, depolama kapasitelerini azaltmakta ve bunun sonucu olarak ekonomik ömürleri kısaltmaktadır. Ayrıca, tarımsal ekonomimizin en önemli üretim kaynaklarından birisi olan toprağın üst tabakasının yok olmasına da neden olmaktadır. Bu olayların doğal sonucu olarak ta, çıplaklaşan ve çoraklaşan ülke topraklarındaki taşınım olayları ile birlikte işlenebilir tarım arazilerinin yok olması, çok amaçlı su yapılarının elden çıkması ve çevre kirliliği gibi sorunlar gündeme gelmektedir[1].

Unutulmamalıdır ki akarsular tarafından taşınan katı madde miktarlarına ait değerler, öncelikle baraj, bağlama ve mahmuzlar gibi su yapılarının boyutlandırılmasında ve ölü hacmin hesaplanmasında kullanılmaktadır. Ayrıca katı madde miktarı, havzanın erozyon karakteristiklerinin belirlenmesine de ışık tutmaktadır.

Yukarıda bahsedilen bu sorunlardan dolayı yağış, akış ve katı madde taşınımı gibi hidrolojik olaylar arasındaki doğrusal olmayan dinamik ilişki doğru ve güvenilir bir biçimde belirlenmelidir. Bu ilişkideki her bir hidrolojik olguyu etkileyen birçok değişkenin oluşu problemi daha karmaşık bir hale getirmektedir.

Son yıllarda bu şekilde karmaşık ve doğrusal olmayan olayların çözümünde yapay zekâ teknikleri olarak ta bilinen yapay sinir ağları ve bulanık mantık gibi yöntemler kullanılmaktadır.

Bu yöntemler, veri kümesinin karakteristiğine bağlı olarak istenen sonuçları öğrenme yoluyla elde eden tekniklerdir. Bu özellikleri sayesinde havzaya ait fiziksel özelliklere ihtiyaç duyulmamaktadır.

Su kaynaklarının geliştirilmesi planlanması ve yönetiminde hidrolojik verilerin toplanması ve analizi büyük önem taşır. Mevcut veriler genellikle sürecin toplumu tam olarak yansıtmadığından, daha güvenilir kararlar alabilmek için sürecin modellenmesi gerekmektedir. Modeller planlama ve tasarım için veri üretmek ya da süreçlerin gelecekteki değerlerini tahmini için kullanılabilir[1].

Bir akarsudaki akım havzaya düşen yağışa bağlı olmakla birlikte yağış olayının görülmesi ile akımın oluşması arasında belli bir gecikme vardır. Akım tahminlerini yaparken bu gecikmeden yararlanılır[1].

Kısa süreli tahminler taşkın uyarıları ve su kaynakları sistemlerinin gerçek zamanda işletilmesi açısından önem taşır. Uzun süreli tahminler ise daha çok akarsuların sağlayabileceği su miktarının belirlenmesi ve kurak dönemlerde su kısıtlama planlarının uygulanması bakımından da önemlidir.

## **1.2. Çalışmanın Amacı ve Kapsamı**

Yapılan bu tez çalışmasında, Sakarya Nehrinde taşınan askıda katı madde miktarının yağış ve akış gözlemlerine bağlı olarak YSA yöntemiyle tahmin edilmesi amaçlanmaktadır.

Çalışmada literatürdeki akım modelleri incelenerek, yapay sinir ağları (YSA) metodların akım modellenmesine uygulanması sureti ile en sağlıklı sonucu veren modelin bulunması istenmektedir.

Çalışmalar kapsamında kullanılan akım ve katı madde ölçümleri Elektrik İşleri Etüt İdaresi'nden (E.İ.E.İ) ve yağış ölçümleri de Devlet Meteoroloji İşleri'nden (D.M.İ) temin edilmiştir.

Tez çalışması genel anlamda giriş, akarsularda katı madde taşınımını konu alan literatür bilgisi, kullanılan materyal ve yöntem, çalışma alanı ve veriler, yağış ve akış gözlemlerine bağlı katı madde tahmin modelleri ile sonuçlar kısmından oluşmaktadır.

Çalışmanın ilk kısmında akış verilerinin geçmiş günlere bağlı etkisi ile yağışın akışa geçiş süresini dikkate almak için serilerin geçmiş zamanlara ait verileri de dikkate alınmış ve bu şekilde ağların girdi değişkenleri belirlenmiştir.

İstatistik yöntemlerle askı maddesi miktarı tahmini yapılmış ve sonuçlar elde edilmiştir. Sonuçların verimliliği ve diğer yöntemler ile karşılaştırması hedeflenmiştir.

Yapay sinir ağları (YSA), insan beyninin biyolojik sinir ağlarından esinlenen, bazı performans karakteristiklerine sahip paralel dağılımlı bir bilgi işleme sistemidir. YSA metodunun en önemli özelliği, herhangi bir oluşumda fiziksel özelliklerine bakmaksızın, sadece girdi ile çıktı arasındaki ilişkiyi ortaya koyma ve nonlineer modelleme yapabilme yeteneğidir.

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[2].

Bu çalışmada, ileri beslemeli geri yayılım (İBGYSA) metodunda, farklı öğrenme oranı ve momentum parametrelerini içeren eğitim fonksiyonları kullanılarak kurulan ağlarda, yağış ve akış verilerinin farklı kombinasyonlarıyla oluşturulan çeşitli senaryolar altında, Sakarya Nehri EİE Sediment Gözlem İstasyonlarından 1243 nolu Botbaşı ve 1242 nolu Kargı sediment gözlem istasyonu için askıda katı madde miktarı tahmin edilmeye çalışılmıştır.



### 1.3. Çalışma Düzeni

Birinci bölümde konunun önemi, çalışmanın amacı ve kapsamı, literatür özetine, çalışma düzenine yer verilmiştir. İkinci bölümde ise akarsularda madde taşınımı hakkında genel bilgi verilmiştir. Üçüncü bölümde istatistik yöntemlerden Çoklu lineer regresyon analizi (ÇLRA) hakkında bilgi verilmiş, Yapay Sinir Ağları (YSA) ve modellerinden bahsedilmiştir, dördüncü bölümde ÇLRA uygulaması ve YSA metotlarından İBGYSA'nın uygulamasına, beşinci bölümde de sonuçlara ve sonuçların karşılaştırılmasına yer verilmiştir.

### 1.4. Literatür Özeti

Akım modelleri ile tahmin konusunda literatürde çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Literatürde bulunan akım modellenmesi ile ilgili bazı çalışmalar aşağıda gösterilmiştir.

Emrah DOĞAN, Sabahattin IŞIK ve Mustafa ŞAŞAL Esnek Modelleme yöntemlerini kullanarak nehirdeki askı maddesi miktarı tahmini konusunda çalışma yapmışlardır.

Özgür KİŞİ, yapay sinir ağlarını kullanarak nehir akımlarını modellemiştir.

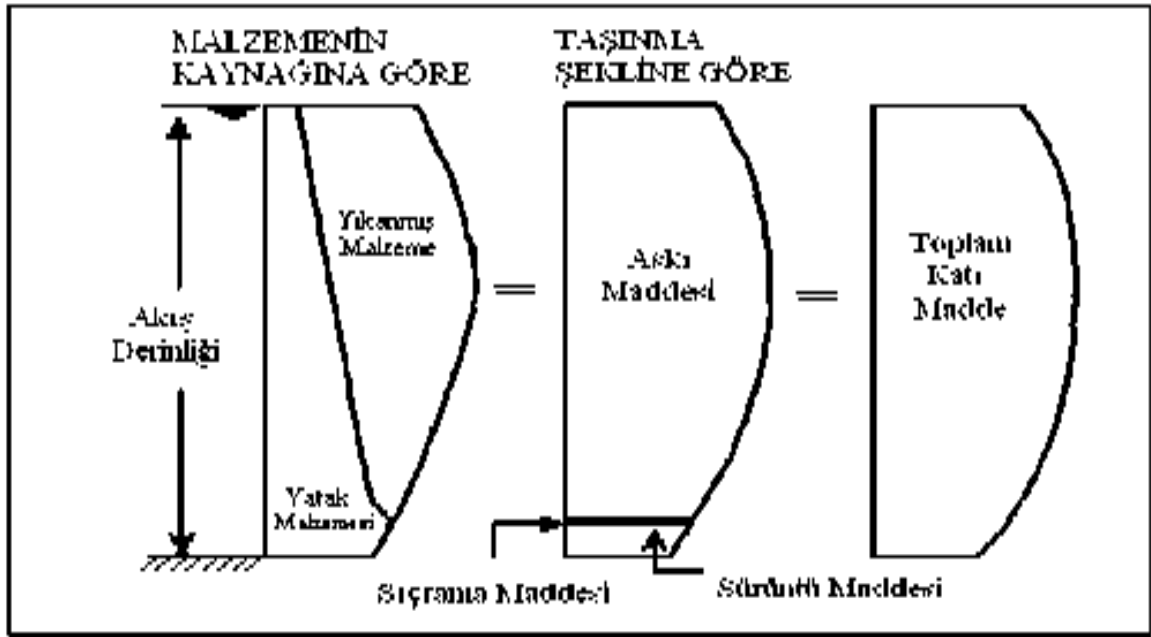
Aslı ÜLKE, YSA ile Gediz Nehri için askıda katı madde miktarı tahmini konusunda çalışma yapmıştır.

## BÖLÜM 2. LİTERATÜR TARAMASI

### 2.1. Akarsularda Katı Madde Hareketi

Akarsuların taşıdığı 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 erozyonundan gelen ve yatak malzemesinden 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 eden yuvarlanan küçük parçalardan oluşur. Bu daneler yatağın üst yüzeyi ile devamlı temas halindedir. Eğer akımın hızı daha yüksek değerlere ulaşırsa bazı daneler sıçramaya başlar. Yuvarlanarak, kayarak ve sıçrayarak hareket halinde bulunan bu daneler bir süre sonra durgunlaşır. Askı maddesi daha küçük çaplı olmakla birlikte, bunu sürüntü maddesinden ayıran belli bir dane çapı yoktur. Çünkü katı madde hareketi yalnızca dane çapı ile ilgili olmayıp akım durumuna da bağlıdır. Hızlı akım olan bir bölgede askı halinde ilerleyen bir parçacık daha durgun akan bir bölgeye gelince sürüntü maddesi durumuna geçebilir. Bu ayırım için geliştirilen bağıntılardan birinde  $Fr^2 = V^2/gD$  ifadesini 360 yapan çap, sürüntü maddesi ile askı maddesini ayıran bir ölçüt olarak alınmaktadır.



Şekil 2.1. Katı maddenin su derinliğine bağlı dağılımı

## 2.2. Katı Madde Hareketindeki Boyutsuz Büyüklükler

Katı madde hareketindeki mekanik olay oldukça fazla sayıdaki fiziksel büyüklük ile tanımlanabilir. Bunlardan önemli olan fiziksel büyüklükler Tablo 1’de gruplar halinde verilmektedir.

Tablo2.1. Katı madde hareketinde fiziksel büyüklükler

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

Çizelgede “ $\nu$ ” ile gösterilen sürüklenme hızı, akarsuda katı madde hareketinde önemli bir rol oynayan bir parametredir. “ $I$ ” ile taban eğimi, “ $R$ ” ile hidrolik yarıçap gösterildiğinde tabandaki kayma gerilmesi:

$$\tau_0 = \gamma RI \quad (2.1)$$

bağıntısı ile bulunur. Sürüklenme hızı ( $v^*$ ), denklem (2.1)'de ifade edilen sürüklenme gerilmesinden ( $\tau_0$ ) türetilmiş bir büyüklük olup denklem (2.2)'deki gibi,

$$v^* = \sqrt{\frac{\tau_0}{\rho}} = \sqrt{gRI} \quad (2.2)$$

ifade edilebilir. Tablo 2.1'de gösterilen parametreler dışında dane dağılımının homojen olmadığını belirten bazı büyüklükler de vardır. Bu parametreler ile taşınan sürüntü maddesi birim debisi ( $q_s$ ) beraber gösterildiğinde fonksiyonel bağıntı denklem (2.3)'teki gibi yazılabilir:

$$f(\rho_s, \rho, v, g, D, h, \bar{v}, v^*, q_s) = 0 \quad (2.3)$$

“D”, “ $\rho$ ” ve “ $v$ ” tekrar eden değişkenler olarak seçilip “Buckingham it Teoremi” aracılığı ile boyut analizi yapıldığında ve bazı yaklaşımlar ile yukarıdaki bağıntı denklem 2.4'teki hali alır:

$$f(\text{Re}^*, \text{Fr}^*, \phi) = 0 \quad (2.4)$$

Bu bağıntıdaki “ $\text{Re}^*$ ” ve “ $\text{Fr}^*$ ” boyutsuz büyüklükleri, sırası ile dane sürüklenme Reynoulds sayısı ve dane sürüklenme Froude sayısı olup sırasıyla ne anlama geldikleri denklem 2.5 ve denklem 2.6 ile verilmektedir.

$$Re^* = \frac{v^* D}{\nu} \quad (2.5)$$

$$Fr^* = \frac{v^{*2}}{gD(\rho_s - \rho) / \rho} = \frac{v^{*2}}{\Delta g D} \quad (2.6)$$

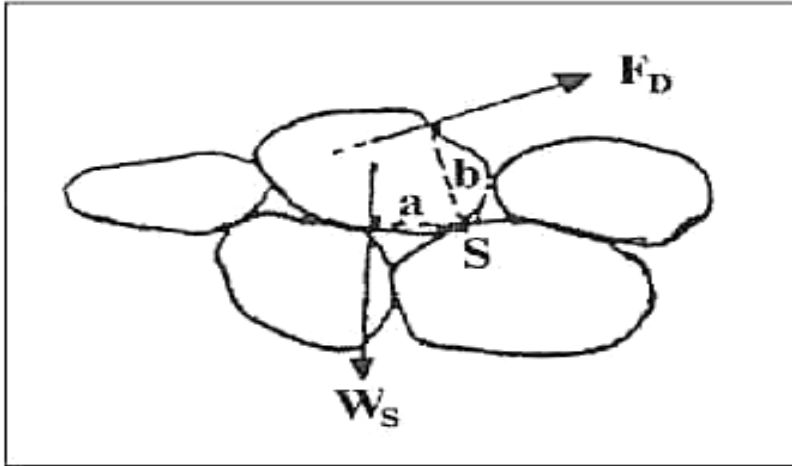
Denklem 2.7’de verilen ve boyutsuz olarak sürüntü maddesi debisini veren “0” değeri, hareketin olmadığı bir akarsu yatağında sifıra eşit olmaktadır.

$$\phi = \frac{q_s}{\sqrt{\Delta g D^3}} = 0 \quad (2.7)$$

Diğer taraftan akarsu yatağındaki kohezyonsuz bir danenin dengesi düşünülürse, 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 gösterildiğinde, denge durumunda denklem (2.8)’deki eşitlik yazılabilir.

$$W_s . a = F_D . b \quad (2.8)$$

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



Şekil 2.2. Dengedeki dane

$$F_D = \frac{1}{2} \rho v^{*2} C_D \frac{\pi D^2}{4} \quad (2.9)$$

denklem (2.9)'da belirtildiği gibi yazılabileceğinden, danenin su içindeki ağırlığı

$$W_s = g(\rho_s - \rho) \frac{\pi D^3}{6} \quad (2.10)$$

Denklem (2.10)'daki gibi alınıp denge denkleminde yerine konduğunda

$$v^* \rho = \frac{4}{3} \frac{D}{C_D} g(\rho_s - \rho) \frac{a}{b} \quad (2.11)$$

Denklem (2.11) bulunur. Yeniden düzenlenme yapılırsa hareket sayısı “ $\psi$ ” denklem (2.12)'de belirtildiği gibi yazılabilir:

$$\psi = \frac{\tau_0}{g(\rho_s - \rho)D} = \frac{v^{*2} \rho}{g(\rho_s - \rho)D} = \frac{v^{*2}}{g(\rho_s - \rho) / \rho} = \frac{v^*}{\Delta g D} \quad (2.12)$$

Düzenlemeler sonucu  $v^{*2} = gRI$  bağıntısı ile birlikte  $\psi$ , denklem (2.13)'de görüleceği üzere farklı biçimlerde gösterilebilir. Ayrıca, denklem (2.6) ile karşılaştırıldığında bu sayının dane sürüklenme Froude sayısı ile eşdeğer olduğu görülecektir.

$$\psi = Fr^* = \frac{\tau_0}{g(\rho_s - \rho)D} = \frac{v^{*2}}{\Delta g D} = \frac{RI}{\Delta D} = \frac{\tau_0}{\Delta \rho g D} \quad (2.13)$$

Denklem (2.13)'de dört farklı yazılım şekli verilen “y” hareket sayısı, hareketin olup olmadığını belirleyen bir parametre olduğu gibi ayrıca katı madde miktarının belirlenmesinde de etken bir boyutsuz büyüklüktür.[3]

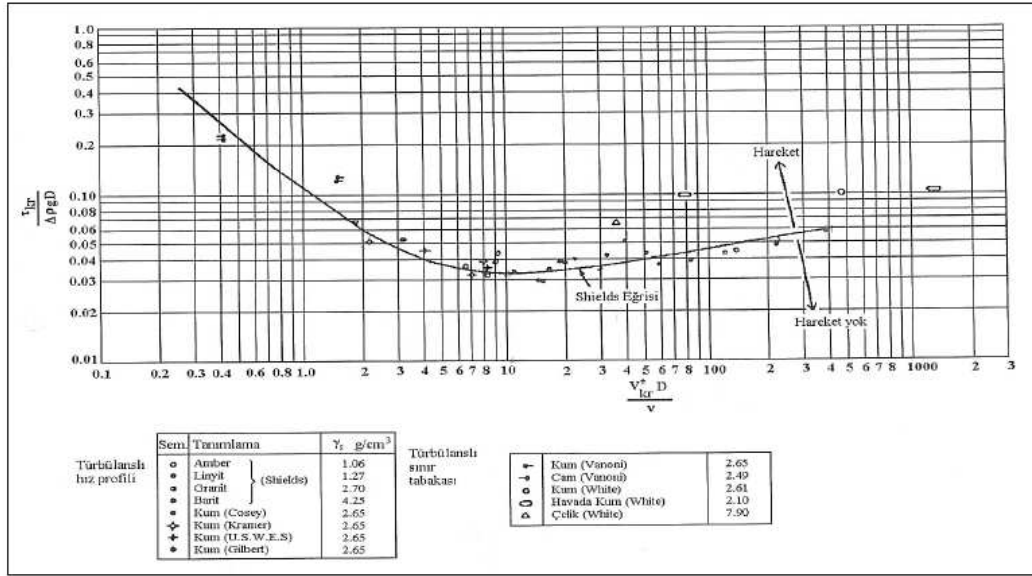
### 2.3. Taban Hareketinin Başlaması

Katı madde hareketinin olmadığı sınır denge durumunda  $q_s = 0$  olduğundan denklem (2.4)'ü denklem (2.14) şeklinde dönüştürmek mümkündür

$$f(Re^*, Fr^*) = 0 \quad (2.14)$$

Tabandaki hareketin başlangıcı ile ilgili ilk çalışmayı Shields yapmıştır. Harekete başlama durumu için Reynolds sayısı ile Shields Parametresi,  $\psi$  arasındaki bağıntıyı incelemiş ve  $1,06 < \rho_s / \rho < 4,25$  arasında yapmış olduğu deneysel çalışmalarda denge durumu için denklem (2.15)'i geliştirmiştir.

$$\psi = Fr^* = f(Re^*) \quad (2.15)$$



Şekil 2.3 Shields eğrisi

Bu bağıntı çeşitli araştırmacıların sonradan yaptığı deneylerle de doğrulanmış olup hala güncelliğini korumaktadır.

Hareket ile hareket olmaması durumları arasındaki sınır, “denge durumu” olarak tanımlandığında, Şekil 2.3’deki eğri üzerinde bulunan noktalar tabanda oluşan kayma gerilmesinin ( $\tau_0$ ) kritik sürüklenme gerilmesine ( $\tau_{kr}$ ) 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 (2.13)’de verildiği gibi, farklı şekiller ile ifade edilen boyutsuz kayma gerilmesi ( $\psi$ ) 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.

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.

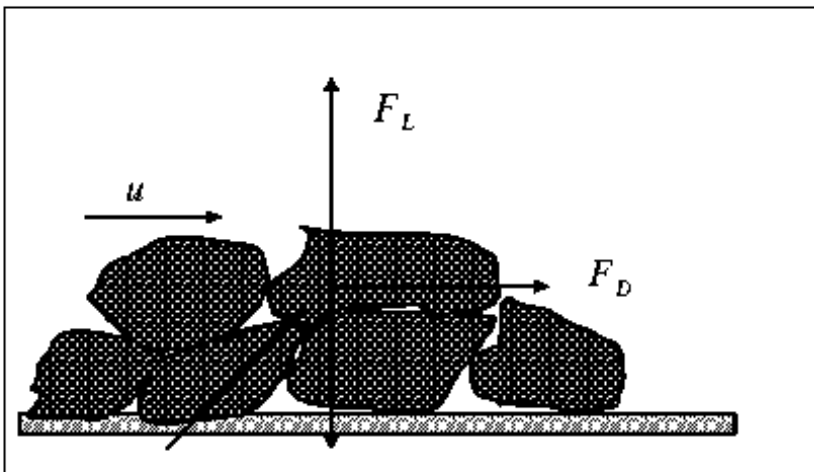
$$\delta = 11,6 \frac{\nu}{v^*} \quad (2.16)$$

Denklem (2.16)'da “  $\delta$ ” ile laminer sınır tabakası kalınlığı ifade edildiğine göre denklem (2.4) ile ifade edilen “ $Re^*$ ”, sayısı laminer tabaka kalınlığı cinsinden ifade edilmek istendiğinde aşağıdaki şekli alır.

$$Re^* = 11,6 \frac{D}{\delta} \quad (2.17)$$

$ks=D$  ile gösterildiğinde  $ks > 6\delta$  olduğunda akım yüzeyi pürüzlü olarak tanımlandığından  $ks=6\delta$  alınıp denklem (2.17)'de yerine konduğunda, bulunan  $Re^* > 70$  ile tanımlanan kesimin hidrolik pürüzlü kısmı içerdiği ve bu kesimin akarsular için geçerli olduğu ortaya çıkar.

Bir tabanın akımla temas eden üst yüzeyindeki bir daneye etki eden kuvvetler Şekil 2.4'de verilmektedir.



Şekil 2.4 Akarsu tabanındaki bir daneye etkiyen kuvvetler

- a) Ağırlık kuvveti (danenin su altındaki ağırlığı),  $G'$
- b) Hidrodinamik kaldırma kuvveti,  $F_L$
- c) Hidrodinamik sürüklenme kuvveti,  $F_D$
- d) Bu taneyle temasta olan tanelerin etkisinden doğan reaksiyon kuvvetleri,  $R$ .

*Hidrodinamik Kaldırma Kuvveti:* Danenin üst tarafında akım çizgilerinin eğriliği sebebiyle basıncın azalmasından ileri gelir. Danenin alt tarafındaki ve hemen hemen hareketsiz olduğu için eğriliği dolayısıyla, basınç hidrostatik değerinin altına düştüğü için daneye yukarıya yönelmiş (FL) kaldırma kuvveti etki eder. Bu kuvvet denklem (2.18)'deki gibidir.

$$F_L = \frac{\rho \cdot u^2 \cdot A \cdot C_L}{2} \quad (2.18)$$

*Hidrodinamik Sürüklenme Kuvveti:* Viskoziteden ve sınır tabakasının ayrılmasından ileri gelir. Taban yakınlığında akım laminer ise, bu kuvvet sadece viskoz etkilerden doğar. Deneylede taban yakınındaki laminer alt tabaka daneleri örtüyorsa bu durum görülür. Danelerin arkasında sınır tabakası ayrılmaz. Yüksek Reynolds sayılarında laminer alt tabaka kalınlığı azalınca daneler bu tabakanın dışına çıkar. Dane yakınında akım çizgileri yer değiştirir. Danenin arkasında bir ayrılma bölgesi meydana gelir. Bu bölgenin büyüklüğü dane üzerinde sınır tabakasının ayrılma noktasına bağlı olup bu da danenin ön ve arkasında basınçlar farklı değerler alır, daneyi akım yönünde hareket ettirici bir kuvvet doğar. Sonuç olarak, (FD) sürüklenme kuvveti, denklem (2.19)'da verilen yüzeysel direnç(sürtünme) ve denklem (2.20)'de verilen biçim direnci(basınç) bileşenlerinden meydana gelir.

$$F_D = \frac{\rho \cdot u^2 \cdot A \cdot C_D}{2} \quad (2.19)$$

$$F_L = \frac{\rho \cdot u^2 \cdot A \cdot C_L}{2} \quad (2.20)$$

Daneyi etkileyen kuvvetlerden ağırlığın akım doğrultusuna dik bileşeni daneyi yerinde tutmaya, kaldırma kuvveti, sürüklenme kuvveti ve ağırlığın akım doğrultusundaki bileşeni ise daneyi harekete geçirmeye çalışmaktadır. Herhangi bir değme noktasına göre, alınan bileşke momentin sıfır olduğu anda dane yuvarlanarak harekete geçer. Parçacığa etki eden kuvvetlerin büyüklüğü, parçacığın büyüklüğüne, yatağın pürüzlülüğüne, etrafındaki suyun ortalama hızına bağlıdır[3].

#### 2.4. Askı Maddesi Taşınımı

Taban malzemesinin askı haline geçişi çeşitli şekillerde olur. Bunlar;

- 1) Sürüntü hareketi yapan danelerden üstte olanlar türbülans çevrilerine kapılarak yukarı fırlarlar. Türbülans nedeniyle yukarı doğru yönelmiş hareket miktarının, aşağı doğru yönelmiş olan hareket miktarından fazladır. Bu fazlalık çökme hızları sebebiyle aşağı doğru hareket eden daneler tarafından karşılanır ve kesit içerisinde zamanla değişmeyen bir askı maddesi dağılımı meydana gelir.
- 2) Sıçrama hareketi yapan danelerin akımın yukarı bölgelerine çıkmaları,
- 3) Danelerin başka daneler ile çarpışması sonucu yukarı doğru fırlamaları,
- 4) Bir taban dalgasının memba yüzü boyunca hareket eden danelerin dalganın tepesine ulaştınca yukarı doğru hareket etmeleri şeklinde verilebilir. Kısacası askı maddesinin mekanizmasının temelini türbülans hareketi oluşturmaktadır.

Yani katı maddeler tabandan yukarı doğru yükselince, onları taşıyabilecek büyüklük ve şiddette türbülans çevrilerinin bulunduğu bölgeye girmiş olurlar ve bu bölgede danelerin tabana doğru çökme hızlarını türbülans hızının yukarıya doğru olan bileşeni karşılayarak bir kısım danelerin askı halinde kalmaları sağlanmış olur. Askı malzemesi, parçacığın boyutuna, fiziksel ve kimyasal özelliğine ve akım özelliğine bağlı olarak 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 prensibi sağlanmalıdır

Bir akarsuda; herhangi bir “h” derinliğinde ve “V” hacmindeki bir numunede denklem (2.21)’de

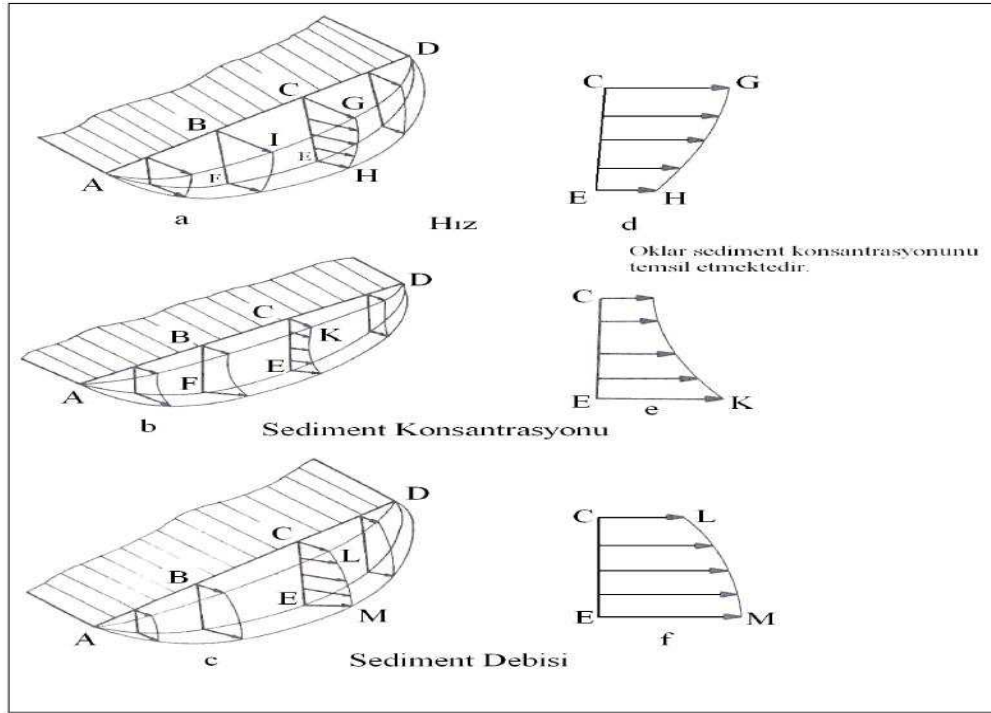
$$C = \lim \frac{V_s}{V} \quad (2.21)$$

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/l) cinsinden verilir. Askı maddesi birim debisi;

$$q_A = \int_0^h C(z)v(z)dz \quad (2.22)$$

denklemini 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 2.5’te gösterilmiştir.



Şekil 2.5 Bir akarsu en kesitindeki hız, katı madde konsantrasyonu ve katı madde debisinin derinliğe göre değişimi

Yerçekimi ve difüzyon teorilerinden yararlanılarak, çökme hızı ile aşağı inen ve türbülans ile yukarı çıkan maddelerin dengesi için denklem (2.23)'teki eşitlik yazılabilir.

$$\omega C + \varepsilon_s \frac{\partial c}{\partial z} = 0 \quad (2.23)$$

Bu eşitlikte birinci terim ( $\omega$ = düşme hızı,  $C$  = askım maddesi konsantrasyonu), akımın çökelmeye olan etkisini, ikinci terim ise türbülansın difüzyon etkisini tanımlamaktadır. “ $\varepsilon_s$ ” 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 “ $\varepsilon_s$ ” değeri sabit değildir. Boussinesq’e göre “ $\varepsilon_s$ ”, denklem (2.24) ile tanımlanmaktadır.

$$\frac{\tau}{\rho} = \varepsilon_s \frac{dv}{dz} \quad (2.24)$$

Plandtl - Karman'ın logaritmik hız dağılımı kabulü ile hızın değişimi denklem (2.25)'teki gibi,

$$\frac{dv}{dz} = \frac{v^*}{\kappa \cdot z} \quad (2.25)$$

tanımlanabilir. Burada;

$$v^* = \sqrt{\tau_0 / \rho}$$

“K” Karman sabiti olup 0,4 alınabilir. Kayma gerilmesi,

$$\tau = \rho g(h - z) \quad (2.26)$$

Denklem (2.26) şeklinde ifade edilebilir. Denklem (2.22), (2.23) ve (2.24)'den

$$\varepsilon_s = \kappa v^* \frac{z}{h} (h - z) \quad (2.27)$$

denklem (2.27) elde edilir. Denklem (2.25) ve (2.27), denklem (2.23)'de yerine konup integrali alındığında;

$$\frac{C(z)}{C_a} = \left( \frac{h-z}{z} \cdot \frac{a}{h-a} \right)^\alpha \quad (2.28)$$

denklem (2.28) bulunur. Burada “ $C_a$ ” integrasyon sabitidir. “ $\alpha$ ” katsayısı ise;

$$\alpha = \frac{\omega}{\kappa v^*} \quad (2.29)$$

denklem (2.29)'da ifade edilmiştir.

Askı maddesinin hesabı için aşağıda verilen sıra izlenir

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. Çökelme hızı ve çökelme hızı parametresi (denklem 2.29) belirlenir.

Daha sonra, denklem (2.28) 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.

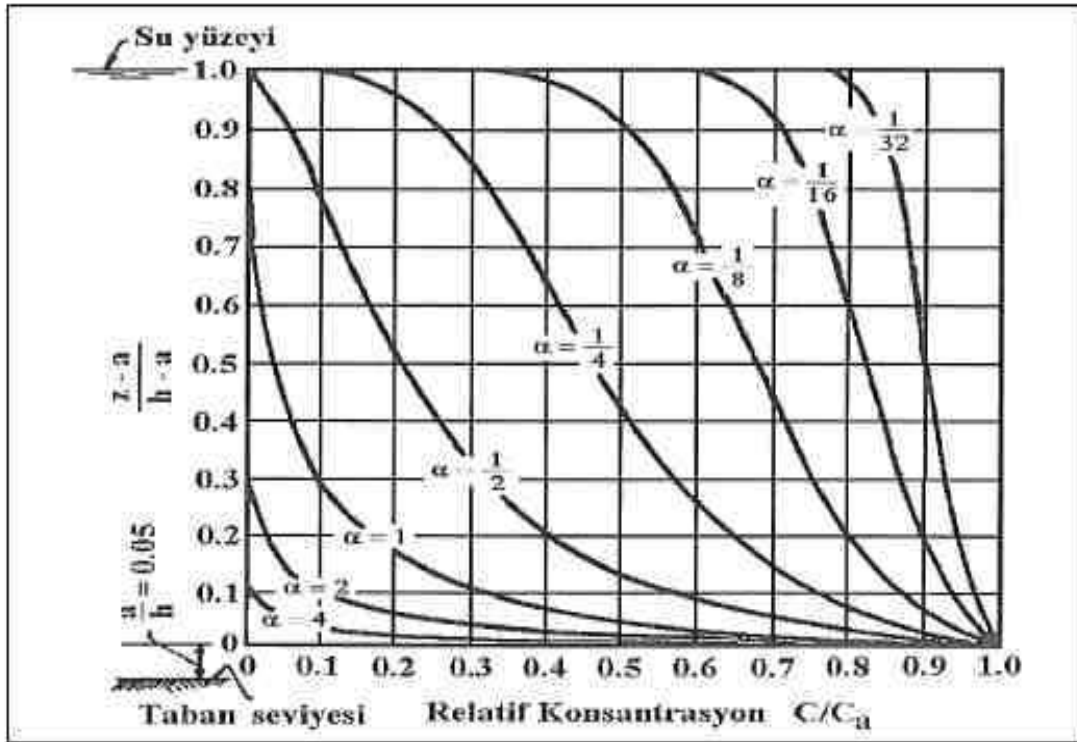
Denklem (2.28) için Plandtl yaklaşımını dikkate alındığında aşağıdaki durumlar için geçerli olmaktadır.

Denklem (2.27) askı maddesi hareketinin sıvı hareketi ile uygun olması durumunda geçerli olmaktadır. Ancak bu yaklaşım sadece çok büyük partiküller için geçerli olabilir.

Denklem (2.28)'deki " $\alpha$ " sayısının belirlenmesinde kullanılan " $K$ " sayısı yeni araştırmalara göre askı maddesi konsantrasyonu ile ilintilidir. Askı maddesinin varlığının türbülanslı akımlarda difüzyon katsayısını azaltıcı etkisi vardır.  $K = 0,4$  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.

- a) Konsantrasyon değeri diye adlandırılabilen  $\alpha$  sayısının belirlenmesinde kullanılan " $\omega$ " çökelme hızı durgun sular için geçerli olup türbülanslı akımlarda gerçeği yansıtmadığı hususu gözden uzak tutulmamalıdır.
- b) Denklem (2.28)'den tabanda ( $h=0$  için) konsantrasyon değerini sonsuza yaklaştığı görülmektedir. Bu gerçeği yansıtmadığı için,  $a = 2D_{65}$  veya

$a = 0,05h$  alınıp ölçümler yapılır. “ $C/C_a$ ” rölatif konsantrasyon değeri  $z-a/h-a$  değerinin fonksiyonu olup, “ $\alpha$ ” katsayısına bağlı olarak Şekil 2.6’dan



Şekil 2.6. Askı maddesi hesabında kullanılan rölatif konsantrasyon değerleri

alınabilir.”  $C_0$ ” ortalama konsantrasyon değeri ile;

$$q_A = \int_0^h C(z)v(z)dz = qC_0 \quad (2.30)$$

denklem (2.30)’daki gibi ifade edilebileceğinden, askı maddesi debisi “ $Q_A$ ” aşağıdaki şekli alır, bulunan bu daneler bir süre sonra durgunlaşır.

$$Q_A = \int_0^b \int_0^h Q(z)C(z)dzdx = QC_0 \quad (2.31)$$

Denklem (2.31)’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 (2.28), 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 bağlı 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 olduğundan, bu yükseklikte yapılacak ölçümün derinliği karakterize ettiği varsayılp;

$$Q_A = C_0 Q \quad (2.32)$$

bağıntısından yararlanılmaktadır.

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:

$$Q_A = b Q^n \quad (2.33)$$

denklem (2.33)'teki şekli almaktadır.

Bu çalışmaların dışında askı maddesi miktarını veren bir takım analitik yaklaşımlarda geliştirilmiştir[3].

## 2.5. 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 araştırmacı tarafından deneysel çalışmalar yapılmış ve ampirik bağıntılar geliştirilmiştir. Bunlar Du Boys (1879), Schocklitsch (1934), Schields (1936), Kalinske (1947), Meyer-Peter ve Müller (1949), Einstein (1950), Frijlink (1952), Vollmers ve Pernecker (1965) ve Zanke (1982) şeklinde verilebilir. Aynı akarsu için, aynı şartlar altında ve de aynı daneleri kullanmak suretiyle farklı neticeler elde edildiği görülmektedir. Bu bakımdan ampirik formüllerin direk olarak alınması yerine mevcut bağıntılar kontrol edilmeli ve katsayıları hesabı yapılan akarsu kesitine göre düzenlenmelidir. Ayrıca katı madde debisiyle, akarsuyun hız, debi ya da derinliği arasında sadece o akarsuda geçerli olacak bir ilişkinin kurulması da mümkün olabilir. Bilindiği gibi sürüntü hareketi, taban kayma gerilmesi ile doğrudan ilişkili olup sadece danelerin direncine etkileyen kısmın belirlenmesi oldukça güçtür. Bu nedenle kayma gerilmesi yerine ortalama akım hızı kullanmak daha uygundur[3].

## **2.6. YSA ile Yapılmış Katı Madde Tahmin Çalışmaları**

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

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 kullanılmışlardır. Burada, ilk önce veriler ağ eğitimiye 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 ( $\lambda$ ), hız oranı ( $\langle p \rangle$ ), 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 ( $\zeta$ ) 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 bağıntularla 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) Schuykill Nehri'ndeki üst ve alt havzaya ait iki AGİ'deki günlük ortalama akım ve askıda taşınan katı madde verileri 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<sup>3</sup>/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 ta OMRH seçilmiştir ve sonuçlar regresyon analizi sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak YSA'nın regresyon analizine göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür

Sarangı 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<sup>3</sup>/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 (m<sup>3</sup>/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) Schullkill 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  $St-1$  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  $0-aX_{ort}$ ,  $aX_{ort} - bX_{ort}$  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 gözlenmiş, 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 Penslyvania'daki (A.B.D) 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. Sinir 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 Cıgızoğlu (2007) yaptıkları çalışmada geri beslemeli YSA kullanarak geçmiş günlük ve aylık katı madde miktarı ile nehir akımı verilerine bağlı günlük toplam askıda taşınan katı madde miktarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Üç farklı giriş yapısı (sadece yağış, sadece akış ve hem yağış hem akış) ağ için düşünülmüştür. Geliştirilen geri beslemeli YSA, RYSA ve lineer regresyon modeli ile karşılaştırılmıştır. Junita Nehri'ne, Pennsylvania (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 değer bir çarpıklığın olduğu ve ayrıca akış ve katı madde değerleri için otokorelasyonların t-2 gün önceye kadar belirgin bir anlamlılık hesaplanmıştır. Çalışma kapsamında erken durdurma tekniği 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 değişkeni alınmıştır. Çok değişkenli lineer regresyon modelleri ile geliştirilen ağ yapıları ortalama karesel hata ve R<sup>2</sup> uygunluk ölçütlerine göre irdelenmiştir. Çalışmanın sonucunda yağış değerlerinin, katı madde tahmin modelinde etkili bir değişken olmadığı görülmüştür. Giriş değişkenlerine eklenen evvelki günlere ait akım değerlerini ağ performansını arttırdığı görülmüştür[3].

## **BÖLÜM 3. MATERYAL VE YÖNTEM**

### **3.1.Giriş**

Hidrolojide karşılaşılan iki ya da daha fazla sayıda rastgele değişkenin aynı gözlem sırasında aldıkları değerler arasındaki bağıntıları belirlemek pratik açıdan önemli bir sorundur. Lineer analiz yöntemleri ile hidrolojik çalışmalar arasında uzun soluklu bir bağ vardır.

Bir rastgele değişkenin değerini bir veya daha fazla sayıda rastgele değişkenlerin değerlerine bağlı olarak en iyi şekilde tahmin etmek için istatistik yöntemlerde lineer analiz önemli bir yer teşkil etmektedir.

İnsanın düşünme yapısını anlamak ve bunun benzerini ortaya çıkaracak bilgisayar işlemlerini geliştirmeye çalışmak olarak tanımlanan yapay zekâ, aslında programlanmış bilgisayarlara düşünme yeteneği sağlama girişimidir. Yapay zekânın mümkün olabilirliği tartışmaları bir yana bırakılırsa bu konudaki çalışmalar bu alanı destekleyen farklı alanlardaki çalışmalarla birlikte devam etmektedir.

Yapay zekâ çalışmaları kapsamında ortaya çıkan ve bir noktada yapay zekâ çalışmalarına destek sağlamakta olan farklı alanlardan bir tanesi de YSA'lardır. Dolayısıyla, yapay zekâ alanının bir alt dalını oluşturan YSA teknolojisi, öğrenebilen sistemlerin temelini oluşturmaktadır. İnsan beyninin temel işlem elemanı olan nöronu şekilsel ve işlevsel olarak basit bir şekilde taklit eden YSA'lar, bu yolla biyolojik sinir sisteminin basit bir simülasyonu için oluşturulan programlardır. Bu şekilde insanoğluna özgü deneyerek öğrenme yeteneğini bilgisayar ortamına taşıyabildiği düşünülen YSA teknolojisi bir bilgisayar sistemine inanılmaz bir "girdi veriden öğrenme" kapasitesi sağlamaktadır. Çeşitli avantajlar sunan be gün geçtikçe gelişen bu teknoloji, günümüzde birçok alanda faydalanılmaktadır[3].

### 3.2. Çoklu Lineer Regresyon Analizi (ÇLRA)

İstatistik yöntemler denince akla birçok yöntem gelmektedir. Bu çalışmada çoklu lineer regresyon analizi yöntemi (ÇLR), diğer bir deyişle Multiply Lineer Regresyon yöntemi (MLR) kullanıldı.

Hidrolojide karşılaşılan iki ya da daha fazla sayıda rastgele değişkenin aynı gözlem sırasında aldıkları değerler arasındaki bağıntıları belirlemek pratik açıdan önemli bir sorundur. Söz konusu değişkenler arasında anlamlı bir bağıntının var olduğu saptanır ve bu bağıntının biçimi belirlenirse değişkenlerden birinin herhangi bir gözlem sırasındaki değerini diğerlerinin bilindiği kabul edilen değerlerine göre tahmin etmek mümkün olabilmektedir. İstatistikte rastgele değişkenler arasındaki bağıntıyı ifade eden matematik ifadeye Regresyon Denklemi denilmektedir.

Bir rastgele değişkenin değerini bir veya daha fazla sayıda rastgele değişkenlerin değerlerine bağlı olarak en iyi şekilde tahmin etmeye yarayan regresyon denkleminin belirlenmesine de Regresyon Analizi denilmektedir.

Regresyon analizinde incelenecek bağıntıda göz önüne alınacak değişkenler belirlenir. Buna göre bağıntı iki değişkenli ya da çok değişkenli olabilir.

Göz önüne alınan değişkenler arasındaki ilişkiyi gösteren regresyon denkleminin tipi, doğrusal ya da doğrusal olmayan şeklinde belirlenebilir.

Regresyon bağıntılarının en basit şekli iki rastgele değişken arasındaki doğrusal bağıntılardır. X ve Y rastgele değişkenlerinin birbirine karşı gelen  $X_j$ ,  $Y_i$  değerlerini X-Y düzleminde noktalayalım. X ile Y arasında fonksiyonel bir bağıntı söz konusu olmadığına göre  $X = X_j$  değerine karşı Y değişkeni çeşitli değerler alabilir. Bu değerlerin ortalaması olan  $Y_i = E(Y/X = X_i)$  değerinin hesaplandığını düşünelim. Bu şekilde belirtilen Y, noktalarıyla elde edilen çizgiye Y'nin X'e göre Regresyon Çizgisi denir.

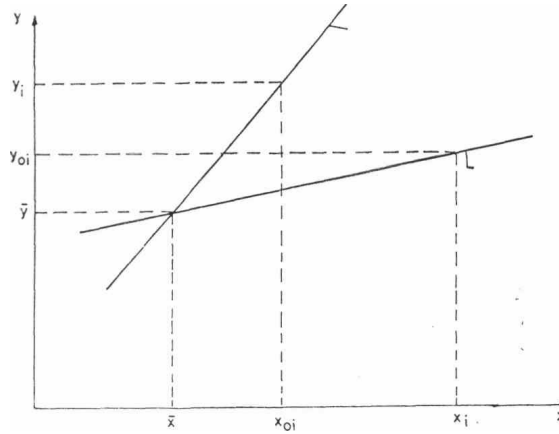
$Y=Y_j$  değerine karşılık X'in aldığı değerlerin ortalaması olan değeri hesaplandığında hesaplanan  $X_i$  noktalarıyla elde edilen çizgi X'in Y'ye göre Regresyon çizgisi adını alır. Y'nin X'e göre regresyon çizgisi genel olarak

birbirinden farklı çizgilerdir. Ancak aradaki bağıntının fonksiyonel olması halinde bu iki çizgi çakışır (Şekil 3.1).

Y'nin X' e göre Regresyon Denklemi doğru denklemi olup;

$$Y = n.a_0 + a_1.X_1 + a_2.X_2 + a_3.X_3 \quad (3.1)$$

şeklindedir[3].



Şekil 3.1 X ve Y Rastgele İki Değişkenin Birbirlerine Göre Regresyon Çizgisi

### 3.3. Yapay Sinir Ağları (YSA)

YSA, insan beyninin çalışma mekanizması taklit edilerek geliştirilen ve biyolojik olarak insan beyninin yaptığı temel işlemleri belirli bir yazılımla gerçekleştirmeyi amaçlayan bir mantıksal programlama tekniğidir. YSA birçok basit işlemci elemanından oluşurlar. Bu elemanlar farklı formlarda ifade edilebilen nümerik verileri taşıyan bağlantılar ve ağırlıklar ile birbirlerine bağlıdırlar. YSA'daki gelişmelerin ana kaynağı, insan beyninin rutin olarak gerçekleştirdiği karmaşık hesapları yapabilen yapay sistemlerin yapılabileceği ümididir.

Literatürdeki YSA tanımlarına bakıldığında YSA'nın herkes tarafından kabul edilmiş genel bir tanımı bulunmamakla birlikte, yaygın olarak kullanılan ve kabul görmüş bazı tanımlar şunlardır;

Kang vd (1992) YSA'yı, insan beyni gibi biyolojik sinir sisteminden ilhamla alınan bir bilgi işlem paradigması olarak; bu paradigmanın anahtar elemanı ise bilgi işlem sisteminin yapısı olarak tanımlanmıştır.

Haykin (1999) ise, sinir ağlarına detaylı bir bakış (Neural Networks: A Comprehensive Foundation), isimli kitabında yapay sinir ağını, "Bir sinir ağı, bilgiyi depolamak için doğal eğilimi olan basit birimlerden oluşan paralel dağıtılmış bir işlemcidir." şeklinde tanımlamaktadır.

YSA modelleri, biyolojik sinir ağlarının çalışma biçimlerinden esinlenerek ortaya çıkarılmıştır. YSA, biyolojik olmayan yapı taşlarının düzgün bir tasarımla birbirlerine yoğun olarak bağlanmalarından oluşmaktadır. Sinir sisteminin modellenmesi için yapılan çalışmalar sonucu oluşturulan YSA, biyolojik sinir sisteminin aşağıdaki üstünlüklerine sahiptir.

- 1) Yapısının paralel olmasından dolayı katmanlar arasında zaman bağımlılığı yoktur, bu nedenle hız konusunda oldukça büyük üstünlük sağlamaktadır.
- 2) YSA'larda her bir işlem birimi, çözülecek problemin tümü ile ilgilenmek yerine, sadece problemin gerekli parçası ile ilgilenmektedir ve problemin bir parçası işlemektedir. Hücrelerin çok basit işlem yapmalarına rağmen, sağlanan görev paylaşımı sayesinde, çok karmaşık problemler çözülebilmektedir.
- 3) YSA'lar sınırsız sayıda değişken ile çalışabilmektedir.
- 4) YSA'ların en önemli özelliklerinden birisi gerçek hayattaki olası doğrusal olmayan olayları da dikkate alabilmesidir.
- 5) YSA'ların hatayı hoş görme yeteneği yüksektir. Eğitilmiş bir YSA'nın bazı bağlarının ya da hücrelerinin etkisiz hale gelmesi ağın doğru bilgi üretmesini önemli ölçüde etkilemez.
- 6) YSA'lar öğrenme yeteneği sayesinde bilinen örnekleri kullanarak daha önce

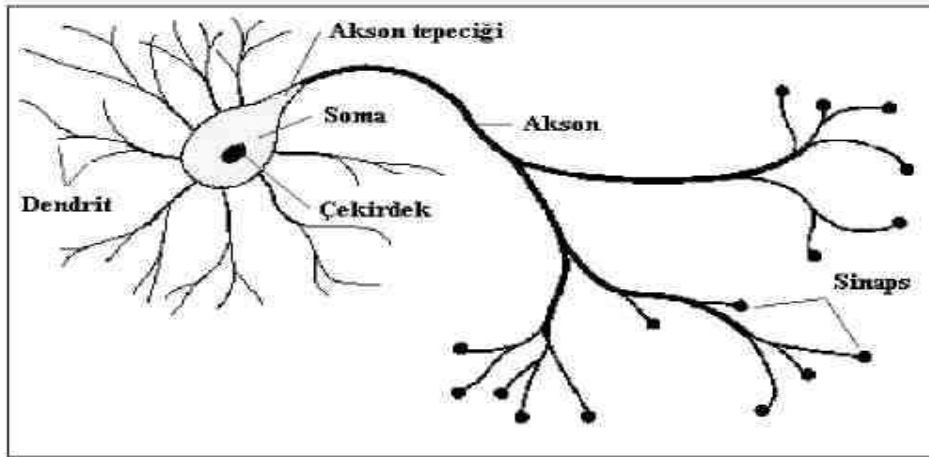
karşılaşılmamış durumlarda genelleme yapabilmektedir.

- 7) YSA' ların diğ er bir önemli avantajı öğrenebilme yetenekleridir. Ağ yapısı, istenilen davranışı gösterecek şekilde ilgilendiğ i problem den aldığı eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenir.
- 8) YSA değ işkenleri değ işen probleme veya sisteme uygun çözümler sağlamak için tekrar eğitilebilir.

Halen uygulanabilirliğ i ve gelecekte uygulanabileceğ i hususunda ümit veren aktif çalışmalar göz önünde bulundurulduğ unda, YSA' ların kullanım alanları ve uygulamaları çok geniştir. Tıp, biyoloji gibi sađlık bilimlerinde hastalıkların teşhisi ve biyomedikal cihazların geliştirilmesi şeklinde faydalanılabildiğ i gibi iş dünyasında da satış ve pazarlama, eylemsel analizler, insan kaynakları yönetimi ve finans gibi kollarda etkin bir şekilde faydalanılmaktadır. YSA' ların son yıllarda çok sıkça kullanıldığı alanların başında elektronik ve savunma sanayi gelmektedir.

### **3.3.1. Biyolojik sinir sistemi**

İnsanın beyinsel gücünün yapıtaşları olan nöronlar birkaç genel işleve sahiptirler. Bir biyolojik nöron, temel olarak, diğ er kaynaktan girdileri alır, belirli bir şekilde bunları birleştirir, sonuç üzerinde bir işlem (genelde doğrusal olmayan) uygular ve nihai sonucu verir. Şekil 3.1' de bir nöronun dört temel elemanından oluşan genel yapısını ve bu dört eleman arasındaki ilişkiyi göstermektedir.



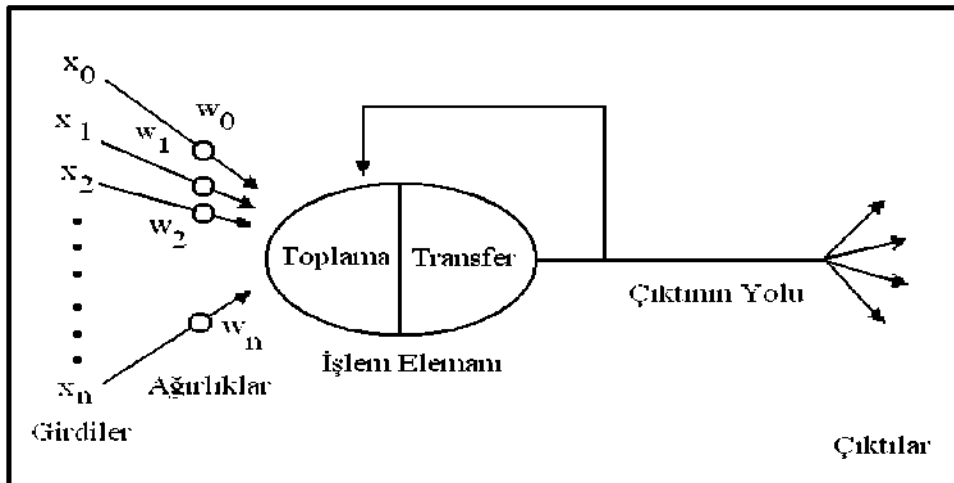
Şekil 3.2 Biyolojik sinir hücresi ve bileşenleri

Şekil 3.2’den de görüldüğü gibi, tüm doğal nöronlar dört temel bileşene sahiptir. Bu bileşenler dendrit, çekirdek, akson ve bağlantı (sinaps) dır. Dendritler girdi kanalları olarak işlev görürler. Bu girdi kanalları diğer nöronların sinapsları aracılığıyla girdilerini alırlar. Belirli bir sürede bir hücreye gelen girişlerin değeri, belirli bir eşik değerine ulaştığında hücre bir tepki üretir. Daha sonra çekirdek, gelen bu sinyalleri zaman içinde işler. Çekirdek, bu işlenmiş değeri bir çıktıya dönüştürdüktan sonra bu çıktıyı akson ve sinapslar aracılığıyla diğer nöronlara gönderir.

Biyolojik sinir sistemi, merkezinde sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin (merkezi sinir ağı) bulunduğu üç katmanlı bir sistem olarak açıklanmaktadır. Alıcı sinirler (receptor), organizma içerisinden ya da dış ortamlardan algıladıkları uyarıları, elektriksel sinyallere dönüştürerek beyne iletirler. Tepki sinirleri (effector) ise, beynin ürettiği elektriksel sinyalleri organizma çıktısı olarak uygun tepkilere dönüştürür.

### 3.3.2. Yapay nöronlar

YSA’ nın temel işlem elemanı olan yapay nöronlar, doğal nöronun yukarıda bahsedilen dört temel fonksiyonunu taklit ederler. Bir yapay nöronun temel yapısı aşağıdaki Şekil 3.3’de görülmektedir.



Sekil 3.3. Yapay nöronun genel yapısı

Bir yapay nöronunda temel olarak dış ortamdan ya da diğer nöronlardan alınan veriler yani girişler, ağırlıklar, toplama işlevi, aktivasyon işlevi ve çıktılar bulunmaktadır. Girdi değerlerinin her biri bir bağlantı ağırlığı ile çarpılmaktadır. Bu ağırlıklar  $w(i)$  ile gösterilmektedir. Bu ağırlıklar ilgili girişin olay üzerindeki etkisini belirlemektedir. Toplanan bu çarpımlar bir transfer fonksiyonuna gönderilerek sonuç üretilir. Genelde aktivasyon işlemi doğrusal olmayan bir işlemdir. Temelde biyolojik nörona benzer şekilde, aktivasyon işlemi sonucunda bulunan değer aktivasyon işlevinin eşik değerini aşması durumunda çıktı sinyali verilir. Bu matematiksel modelin gösterimi denklem (3.1)'deki gibidir.

Buradaki  $W$  ağırlıklar matrisi,  $X$  ise girişler matrisidir. Toplam

$$o = f(W.X + \theta) \quad (3.1)$$

işlevi denklem (3.2),

$$S = \sum_{j=0}^n w_{ij} x_j - \theta_i \quad (3.2)$$

şeklinde yazılabilir. Çıktı değeri de ;

$$Y_i = \varphi\left(\sum_{j=0}^n w_{ij} x_j - \theta_i\right) \quad (3.3)$$



şeklindedir.

Denklem (3.3)'te  $w_{ij}$ ; i. nöronu j. nörona bağlayan ağırlık katsayısı,  $\theta$  ise i. nörona ait aktivasyon işlevinin eşik değeridir. Denklem (3.4)'te transfer fonksiyonuna bağlı olarak çıkış değeri gösterilmiştir

$$o = \varphi(S) \quad (3.4)$$

$x_i$  = Giriş değerleri

$w_{ij}$  = j. nöronu i. nörona bağlayan ağırlık değeri

$o$  = Çıkış değeri

$\theta$  = Eşik

$\varphi(S)$  = Transfer (Aktivasyon) işlevi

Girdilerde meydana gelen değişimler sonucu nöron çıkışlarında belirli bir değişme olmaktadır. Bu değişimin miktarı, o girdinin etkin olduğu ağlardaki ağırlık katsayılarına (girdinin etki derecesi), eşik değerine ve nöron aktivasyon işlevinin tipine bağlıdır. Eşik değerinin kullanımı, pratikte (-1) yada (+1) değerine sahip sabit bir girdinin ( $\theta$ ) ağırlığına sahip bir bağıntı ile toplayıcıya girmesi şeklindedir.

### 3.3.3. Sigmoid aktivasyon fonksiyonu

Sigmoid aktivasyon fonksiyonu, toplama fonksiyonundan gelen ve toplam olarak gösterilen değeri alır ve sıfır ile bir arasında bir değere dönüştürür. Sıfır ile bir arasındaki bu değer transfer fonksiyonun ve dolayısıyla işlem elemanın çıktısıdır ve dış ortama veya girdi olarak bir başka nörona iletilir.

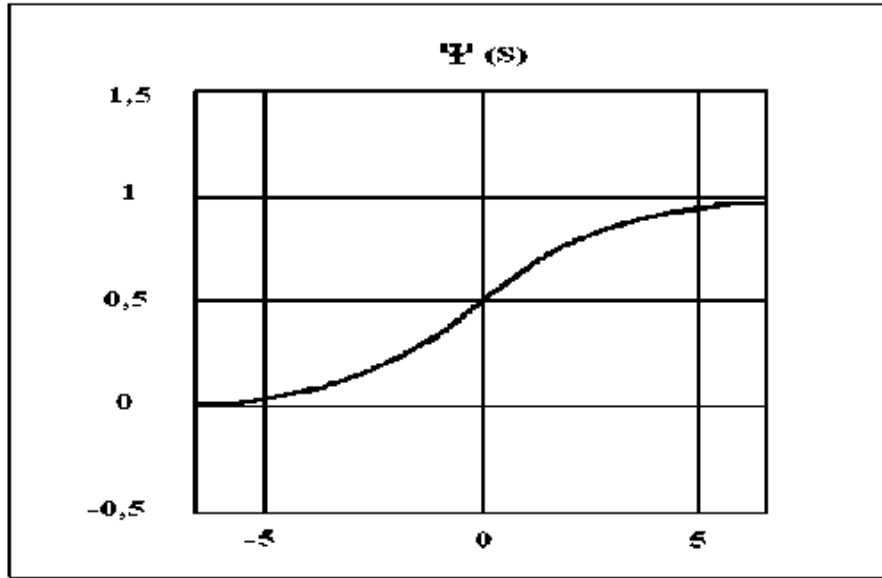
Lojistik işlev olarak da adlandırılan bu işlevin lineer olmamasından dolayı türevi alınabilmekte ve geriye yayma algoritmasında da kullanılabilirler. Nöron cevabının, girdilerin sürekli bir fonksiyonu olmasını gerektiren durumlarda kullanılır.

Sigmoid tipi aktivasyon fonksiyonu denklem (3.5)'deki gibidir.

$$\Psi(S) = \frac{1}{1 + e^{-S}} \quad (3.5)$$

$\Psi(S)$  = Aktivasyon fonksiyonu

S = Toplam fonksiyonu

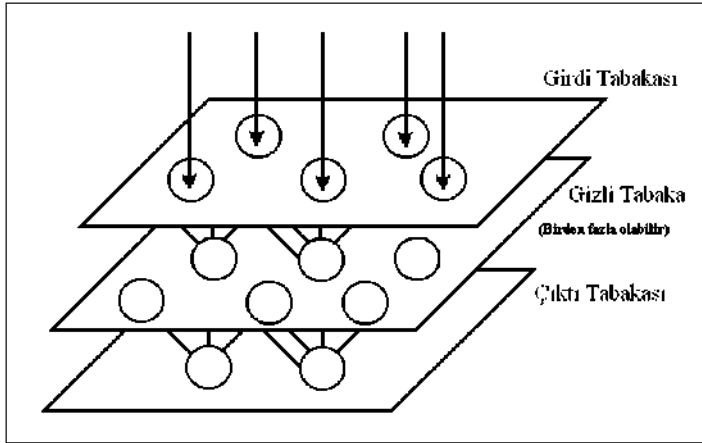


Şekil 3.4 Sigmoid tipli aktivasyon fonksiyonu

### 3.4. YSA'larda Öğrenme Algoritmaları

#### 3.4.1. Hatayı geriye yayma algoritması

Yayınma ve uyum gösterme olmak üzere iki aşamada işlemleri gerçekleştiren geriye yayma algoritması katmanlar arasında tam bir bağlantının bulunduğu çok katmanlı, ileri beslemeli ve denetimli olarak eğitilen bir yapay sinir ağı modelidir.



Şekil 3.5 YSA'lardaki katmanlar

Bu model içerisinde girdi, gizli ve çıktı olmak üzere üç katman bulunmakla birlikte, problemin özelliklerine göre gizli katman sayısını arttırabilmek mümkündür (Şekil 3.5). Geri besleme bağlantılarının bulunmadığı bu modelde, bir katmandan bir başka katmana, aradaki katmanı atlayarak geçebilmek mümkün değildir. Bir girdi örüntüsü ağın ilk katmanında yer alan düğümlere uygulandığında, en üst katman olan çıktı katmanına erişilinceye kadar, bu örüntü üzerinde çeşitli işlemler gerçekleştirilir. Bu işlemlerin sonucunda elde edilen çıktı, olması gereken çıktı ile karşılaştırılır. Ağın bulduğu değerler ile olması gereken değerler arasındaki fark, her çıktı düğümü için bir hata sinyali olarak hesaplanır. Hesaplanan hata sinyalleri, her çıktı düğümüne karşı gelen ara katmandaki düğümlere aktarılır. Böylece ara katmandaki düğümlerin her biri toplam hatanın sadece hesaplanan bir kısmını içerir. Bu süreç her katmandaki düğümler toplam hatanın belirli bir kısmını içerecek şekilde girdi katmanına kadar tekrarlanır. Elde edilen hata sinyalleri temel alınarak, bağlantı ağırlıkları her düğümde yeniden düzenlenir. Bu düzenleme tüm örüntülerin kodlanabileceği bir duruma doğru ağın yakınsamasını sağlar. Girdileri ve çıktıları arasında işlevsel bir ilişkiyi hesaplayabilen YSA haritalama ağı olarak isimlendirilmektedir.

Ağın eğitimindeki bu süreç ara katmanlardaki düğümlerin, farklı düğümlerin toplam girdi uzayının farklı özelliklerini tanıyacak şekilde, kendilerini organize etmeleri sağlanmaktadır. Eğitim sonrasında bozuk veya tam olmayan rasgele girdi örüntüleri verildiğinde, ağın gizli katmanlarındaki düğümler, yeni girdi eğitim sırasında öğrenilen örüntüleri anımsatacak bir örüntüye sahipse, aktif bir çıktı ile cevap

vermektedir. Ancak yeni girdi örüntüsü, gizli katman düğümlerinin eğitim sırasında tanıdığı özellikleri içermiyorsa, bu düğümler çıktıyı engelleyici bir eğilime sahip olmaktadır.

$x_p=(x_{p1},x_{p2}, \dots,x_{pN})$  şeklindeki bir girdi vektörü, ağırlık girdi katmanındaki düğümlere uygulandığında, gerekli hesaplamalar yapılarak elde edilen değerler gizli katman düğümlerine yayınırlar.  $h$  gizli katmanı,  $w_{ji}^h$  düğümün  $i$ . girdi katman düğümü ile olan bağlantı ağırlığını,  $\theta_j^h$  eğim değerini göstermek üzere, gizli katmanda  $j$ . düğümün net girdi değeri,

$$net_{pj}^h = \sum_{i=1}^N w_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h \quad (3.6)$$

denklem (3.6)'dan hesaplanmaktadır. Bu düğüm için faaliyet değerlerinin net girdi değerlerine eşit olduğu kabul edildiğinde, bu düğümün çıktı değeri,

$$i_{pj} = f_j^h (net_{pj}^h) \quad (3.7)$$

denklem (3.7) şeklinde bulunacaktır.  $o$  gizli katmanı,  $w_{kj}^o$   $k$ . düğümün  $j$ . gizli katman düğümü ile olan bağlantı ağırlığını,  $\theta_k^o$  eğim değerini göstermek üzere, çıktı katmanı için  $k$ . düğümün net girdi ve çıktı değeri denklem (3.8) ve denklem (3.9)'daki

$$net_{pk}^o = \sum_{j=1}^L w_{kj}^o x_{pj} + \theta_k^o \quad (3.8)$$

$$o_{pk} = f_k^o (net_{pk}^o) \quad (3.9)$$

eşitliklerden hesaplanacaktır.

Katmanlarda yer alan düğümler arası bağlantı ağırlıklarının başlangıç değerlerinin belirlenmesi, problemin çözümüne giden yolda ilk adımdır. Bazı yöntemlerin aksine,

burada açıklanan teknik iyi bir ilk tahmin yapılmasına bağımlı değildir. Başlangıç ağırlık değerlerinin seçilmesinde, çeşitli yol gösterici yöntemler bulunmaktadır. Ağın eğitimi için izlenmesi gereken temel süreç sırasıyla şu aşamalardan meydana gelmektedir.

Ağa bir girdi vektörü uygulanır ve buna ilişkin çıktı değeri hesaplanır.

Olması gereken çıktı değeri ile fiili çıktı değeri karşılaştırılır ve elde edilen fark hata ölçüsü olarak yorumlanır.

Hata değerini azaltabilmek için, her ağırlığın hangi yönde (- veya + yönde) değişmesi gerektiği belirlenir.

Her ağırlık değerinin değişmesi gereken miktarı hesaplanır ve bu miktarlara göre ağırlık değerleri yeniden düzenlenir.

Eğitim kümesindeki vektörler için hata değeri kabul edilebilir bir düzeye erişinceye kadar, yukarıdaki adımlar tekrarlanır.

En küçük kareler öğrenme kuralının temel denklemi,

$$w(t + 1)_i = w(t)_i + 2\mu \epsilon_k x_{ki} \quad (3.10)$$

Denklem (3.10) şeklindedir. Bu denklemde  $\mu$  pozitif sabit,  $x_{ki}$  k. eğitim vektörünün i. elemanını,  $\epsilon_k$  ise gerçek çıktı ile tahmin edilen çıktı arasındaki farkı ( $\epsilon_k = dk - y_k$ ) göstermektedir. Benzer bir eşitlik ağın daha fazla katmandan meydana gelmesi ve çıktı fonksiyonunun doğrusal olmaması halinde de kurulabilmektedir.

#### 3.4.1.1. Çıktı katmanındaki ağırlıkların düzenlenmesi

k. girdi vektörü için,  $dk$  gerçek çıktıyı değerini,  $y_k$  tahmin edilen çıktı değerini gösterdiğinde,  $\epsilon_k = dk - y_k$  eşitliği ile elde edilen hata değeri, en küçük kareler

kuralının türevi alınarak hesaplanmaktadır. Ancak geriye yayılım ağı çok katmanlı olduğu için, ek şeklindeki tek bir hata değerinin kullanılması yeterli olmayacaktır. Kullanılan simgeler değiştirilerek tek bir çıktı düğümünün hatası,  $\delta_{pk} = (y_{pk} - o_{pk})$  şeklinde ifade edilecektir. Burada  $p$ ,  $p$ . eğitim vektörünü;  $k$  ise  $k$ . çıktı düğümünü göstermektedir. Bu durumda  $y_{pk}$ , olması gereken çıktı değerini,  $o_{pk}$  ise tahmin edilen çıktı değerini göstermektedir. Burada minimize edilecek hata, tüm çıktı düğümleri için elde edilen hataların karelerinin toplamı olacaktır.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \delta_{pk}^2 \quad (3.11)$$

Bu eşitlikte kullanılan  $1/2$  faktörü daha sonraki türev hesaplamalarında kolaylık sağlaması amacı ile ilave edilmektedir. En son elde edilecek sonuçta keyfi bir sabit olarak kalacağı için kullanımı sonucu etkilemeyecektir.

Ağırlıkların hangi yönde değişeceğinin belirlenmesi için,  $w_{kj}$  ağırlıklarını göz önüne alarak,  $E_p$  değerinin negatif gradyeni olan  $\nabla E_p$  değerinin hesaplanması gerekmektedir.

Daha sonra toplam hatayı azaltacak, ağırlık değişikliklerinin hesaplanması gerekmektedir.  $E_p$  'yi ağırlık uzayında bir yüzey olarak düşünmekte yarar bulunmaktadır.

Olayları basitleştirebilmek için  $\nabla E_p$  'nin her elemanının ayrı ayrı göz önüne alınması gerekmektedir. 3.11 eşitliğinden ve  $\delta_k$  'nın tanımından denklem (3.12)

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (y_{pk} - o_{pk})^2 \quad (3.12)$$

ve denklem (3.13)

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^o} = -(y_{pk} - o_{pk}) \frac{\partial f_k^o}{\partial (net_{pk}^o)} \frac{\partial (net_{pk}^o)}{\partial w_{kj}^o} \quad (3.13)$$

yazılabilir. Bu eşitliklerde opk çıktı değeri için denklem (3.9) ve kısmi türev kuralları uygulanmaktadır. Bu aşamada fko 'nın türevinin alınması yerine basit olarak, türevi fko ( netopk ) şeklinde ifade edilmesi yoluna gidilmektedir. (3.13) eşitliğindeki son işlem,

$$\frac{\partial (net_{pk}^o)}{\partial w_{kj}^o} = \frac{\partial}{\partial w_{kj}^o} \sum_{j=1}^L w_{kj}^o i_{pj} + \theta_k^o = i_{pj} \quad (3.14)$$

denklem (3.14)'ten elde edilmektedir. (3.13) ve (3.14) eşitlikleri birleştirilerek negatif gradyenin hesaplanabilmesi için,

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{kj}^o} = (y_{pk} - o_{pk}) f_k^{\prime o} (net_{pk}^o) i_{pj} \quad (3.15)$$

denklem (3.15) elde edilir. Ağırlık değerlerindeki değişme miktarı, (3.15) eşitliğinin negatif gradyeni alınarak hesaplanır. Böylece çıktı katmanındaki ağırlıklar,

$$\Delta_p w_{kj}^o(t) = \eta (y_{pk} - o_{pk}) f_k^{\prime o} (net_{pk}^o) i_{pj} \quad (3.16)$$

denklem (3.16)'daki gibi olmak üzere,

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \Delta_p w_{kj}^o(t) \quad (3.17)$$

denklem (3.17)'ye göre yeniden düzenlenir. Burada da η değeri genellikle pozitif ve birden küçük olarak tanımlanan öğrenme hızını göstermektedir.

(3.15) eşitliğinde fo ,fk fonksiyonunun türevi olarak ifade edilmiştir. Çıktı fonksiyonunun iki durumu söz konusudur.

- $f_k^o(\text{net}_{jk}^o) = \text{net}_{jk}^o$
- $f_k^o(\text{net}_{jk}^o) = \left(1 + e^{-\text{net}_{jk}^o}\right)^{-1}$

Burada birinci fonksiyon doğrusal çıktı düğümünü tanımlamakta, ikinci fonksiyon ise sigmoid veya logistic fonksiyon olarak isimlendirilmektedir. Kullanılacak çıktı fonksiyonu, elde edilecek çıktı değerlerinin ikil veya sürekli olmasına göre seçilebilir. Örneğin çıktı değerlerinin ikil olması isteniyorsa sigmoid fonksiyon, diğer durumlarda problemin yapısına bağlı olarak doğrusal veya sigmoid çıktı fonksiyon seçilebilir. Birinci fonksiyonda,

$f_k^o = 1$ ;

ikinci fonksiyonda ise

$$f_k^{\circ\prime} = f_k^o(1 - f_k^o) = o_{pk}(1 - o_{pk})$$

olacaktır. Buradan doğrusal çıktı için,

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \eta(y_{pk} - o_{pk})x_{pj} \quad (3.18)$$

denklem (3.18) ve sigmoidal çıktı için,

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \eta(y_{pk} - o_{pk})o_{pk}(1 - o_{pk})x_{pj} \quad (3.19)$$

denklem (3.19) eşitlikleri kurulur. Ağırlık değerlerinin yeniden düzenlenmesi için kullanılacak olan denklemler,

$$\begin{aligned} \delta_{pk}^o &= (y_{pk} - o_{pk})f_k^{\circ\prime}(\text{net}_{pk}^o) \\ &= \delta_{pk}^o f_k^{\circ\prime}(\text{net}_{pk}^o) \end{aligned} \quad (3.20)$$

denklem (3.20)'deki gibi tanımlanacaktır. Bu durumda ağırlık değerlerinin yeniden



düzenlenmesini sağlayan (3.20) eşitliği, fko çıktı fonksiyonunun doğrusal veya sigmoidal olmasından bağımsız olarak,

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \eta \delta_{pk}^o i_{pj} \quad (3.21)$$

denklem (3.21) ile yazılabilir.

### 3.4.1.2. Gizli katman ağırlık değerlerinin yeniden düzenlenmesi

Çıktı katmanı için yapılan hesaplamaların benzerinin, gizli katman için de tekrarlanması gerekmektedir. Ancak gizli katman düğümlerinin çıktı değerlerinin hata ölçüsünün belirlenmesinde bir problem ortaya çıkmaktadır. Çıktı katmanında, olması gereken çıktı değerleri baştan bilinmektedir. Buna karşılık gizli katmanda bulunan düğümlerin, olması gereken çıktı değerlerinin baştan bilinmesi mümkün değildir. Ancak toplam hata değeri olan  $E_p$  'nin gizli katman düğümlerinin çıktı değerleri ile ilişki içinde olduğu (3.12) eşitliğine geri dönülerek düşünülebilir.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (y_{pk} - f_k^o(\text{net}_{pk}^o))^2$$

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k \left( y_{pk} - \left( \sum_k w_{kj}^o i_{pj} + \theta_k^o \right) \right)^2$$

ipj değeri, (3.6) ve (3.7) eşitliklerinden gizli katmandaki ağırlık değerlerinin değişimine bağlı olduğundan, gizli katmandaki ağırlık değerlerinin toplam hatası olan  $E_p$  'nin gradyeninin hesaplanması mümkün olacaktır.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h} &= \frac{1}{2} \sum_k \frac{\partial}{\partial w_{ji}^h} (y_{pk} - o_{pk})^2 \\ &= - \sum_k (y_{pk} - o_{pk}) \frac{\partial o_{pk}}{\partial (net_{pk}^o)} \frac{\partial (net_{pk}^o)}{\partial o_{pk}} \frac{\partial i_{pj}}{\partial (net_{pj}^h)} \frac{\partial (net_{pj}^h)}{\partial w_{ji}^h} \end{aligned} \quad (3.22)$$

(3.22) eşitliğinde yer alan tüm elemanlar, daha önceki eşitliklerden faydalanarak hesaplanabilir. Bu hesaplamaların sonucunda elde edilen eşitlik,

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h} = \sum_k (y_{pk} - o_{pk}) f_k^{\prime} (net_{pk}^o) w_{kj}^o f_j^{\prime} (net_{pj}^h) x_{pi} \quad (3.23)$$

Denklem (3.23)'teki gibi olacaktır. (3.23) eşitliğinden yararlanılarak, gizli katman ağırlık değerlerinin hesaplanması için,

$$\Delta_p w_{ji}^h = \eta f_j^{\prime} (net_{pj}^h) x_{pi} \sum_k (y_{pk} - o_{pk}) f_k^{\prime} (net_{pk}^o) w_{kj}^o \quad (3.24)$$

denklem (3.24) elde edilir. Önceki kısımda tanımlanan  $\delta_{pk}^o$ 'nın ilavesi ile (3.24) eşitliği,

$$\Delta_p w_{ji}^h = \eta f_j^{\prime} (net_{pj}^h) x_{pi} \sum_k \delta_{pk}^o w_{kj}^o \quad (3.25)$$

denklem (3.25) şeklinde yazılabilir.

Gizli katmanındaki ağırlık değerlerinin yeniden düzenlenmesi çıktı katmanındaki toplam hatayı gösteren  $\delta_{pk}^o$  değerine bağlı olacaktır. Bu nedenle çıktı katmanındaki bilinen hata değerleri, gizli katmandaki uygun ağırlık değerlerinin belirlenebilmesi için gizli katmana doğru geriye yayınırlar. Bir gizli katman hata değerinin belirlenmesinde,

$$\delta_{pj}^h = f_j^{\prime} (net_{pj}^h) \sum_k \delta_{pk}^o w_{kj}^o \quad (3.26)$$

denklem (3.26) kullanılır. Buradan da çıktı katmanındaki hesaplamalara benzer şekilde gizli katmandaki ağırlık değerlerinin yeniden düzenlenebilmesi için,

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h x_i \quad (3.27)$$

(3.27) eşitliğini yazmak mümkün olacaktır.

### 3.4.1.3. Algoritmanın sorunları ve çözüm önerileri

Hatayı geriye yayma yöntemi geniş bir uygulama alanı bulmasına rağmen yöntemin uygulamadaki başarımı ve güvenilirliği konusunda bazı sorunlar vardır.

Öğrenme hızı;

Bir eşleştirmeyi gerçekleştirmek üzere ele alınan bir sinir ağı yapısı, öğrenme süreci boyunca, N değişkenli bir ağ için (N+1) boyutlu bir uzayda, N değişkenli bir yüzey üzerinde gezen bir noktanın, maliyeti en aza indiren noktayı aramasını gerektirmektedir. Burada değinilen yüzeyin her bir uyarlanabilir değişken yönünde kısmi türevleri hesaplanmakta ve değişken güncelleme işlemi yapılmaktadır. Bu işlem değişken vektörünün bulunduğu noktayı, yüzey üzerinde bir başka noktaya kaydırmaktadır. Eğer değişkene göre alınan kısmi türevler çok küçük genlikte ve değişken vektörü optimal noktaya çok uzakta ise öğrenme işlemi çok uzun zaman alacaktır. Dolayısıyla veri kümesindeki tüm elemanlar göz önüne alındığında bu bölgelerde büyük bir maliyet ile karşılaşılacaktır. Uygulanabilecek bir yöntem, maliyet fonksiyonundaki değişime göre adım büyüklüğünün aşağıdaki denklem (3.27) ile verilen biçimde değiştirilmesidir.

$$E = \sum J_r$$

$$\Delta \eta = \begin{cases} +\gamma & \Delta E < 0 \\ -\beta \eta & \Delta E > 0 \\ 0 & \Delta E = 0 \end{cases} \quad (3.28)$$

Denklem (3.28) ile verilen adım büyüklüğü uyarlaması, değişken vektörünün optimal noktaya yaklaştığı durumlarda türev genliklerinin küçülmesinden kaynaklanan yavaşlamayı da engelleyecektir.

Anlık sıçramalar;

Değişken uzayında oluşan yüzey, eğitim çiftlerinde bulunabilecek gürültüden nümerik hassasiyetin birkaç ondalık ile sınırlı bulunduğu durumlardan ya da başka çevrel etkilerden dolayı düşük genlikli iniş çıkışlar içerebilir. Bu iniş çıkışlar, kısmi türevlerin anlık değerlerinin hesaplanması dolayısıyla değişken vektörünün optimal noktaya çok yakın olduğu durumlarda dahi türev genliklerinin çok yüksek noktaya ulaşmasına neden olabilirler. Bu tür ani sıçramalar, güncelleme kuralında momentum terimi olarak bilinen bir terimin kullanılması ile önlenir. Bu durumda değişken güncelleme kuralı denklem (3.29)'daki gibi olacaktır.

$$\Delta w_{ij}^k(K+1) = \mu \Delta w_{ij}^k(K) + \eta \delta_i^{k+1} o_j^k \quad (3.29)$$

Burada  $\mu$ , momentum katsayısı olup (0, +1) aralığında seçilen reel bir sayıdır. Momentum terimi bir önceki değişken değişimini de gerektirdiğinden bellek gereksinimini arttırıcı yönde bir donanım maliyetine neden olur.

### 3.4.2. Levenberg- marquardt algoritması

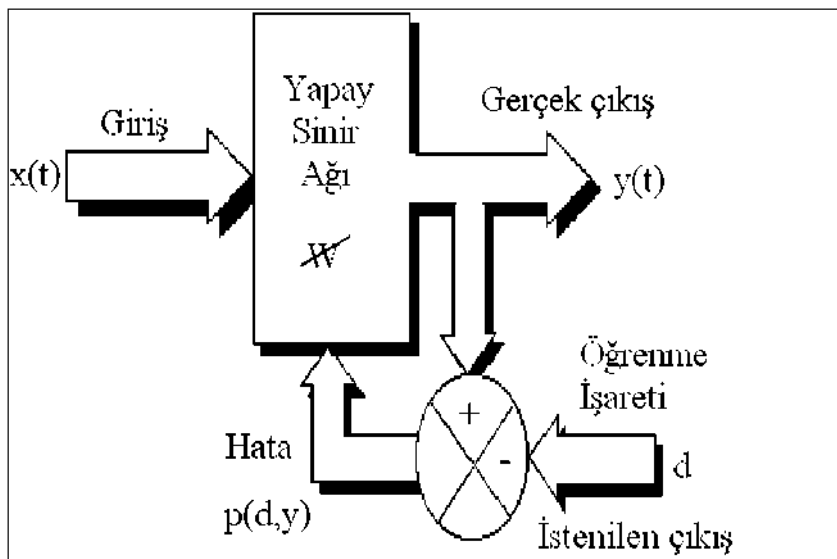
Geri yayılım algoritması (GYA) çok kullanılmasına rağmen bazı dezavantajları bulunmaktadır. GYA sonuca çok yavaş olarak yaklaşmaktadır. Ayrıca lokal minimuma yakalanma riski de vardır. Geri yayılım, bir adım düşme algoritmasıyken, Levenberg -Marquardt (LM) algoritması Newton metoduna bir yaklaşımdır. LM algoritması, Newton metodunun hızıyla, adım düşme metodunun sağlamlığının bileşkesidir.

### 3.5. YSA'larda Öğrenme

Yapay nöronlarda, biyolojik nöronlara benzer olarak mevcut örnek kümesi üzerinde girdi ve çıktı arasındaki bağıntının ağırlıklarının değiştirilmesi ile eğitilirler. Sunulan girdi kümesi için, transfer fonksiyonu tarafından sağlanan değerlere cevap olarak bağlantı ağırlıklarının tamamının veya bir kısmının istenen çıktı ile ağ çıktısı arasındaki farkın belirli bir değere düşünceye kadar eğitilmesidir. Bu amaçla günümüze kadar çeşitli öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir. Bunlar temel olarak denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve takviyeli öğrenme olmak üzere üç ana gruba ayrılır.

#### 3.5.1. Denetimli öğrenme

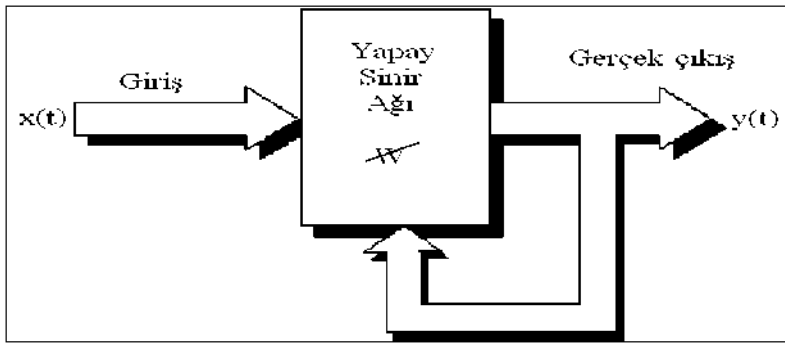
Bu tip öğrenmede, YSA' ya örnek olarak bir doğru çıkış verilir. İstenilen ve gerçek çıktı arasındaki farka hata olarak ele alınır göre ve bu hatalar minimize edilmeye çalışılır. Bunun içinde bağlantıların ağırlıkları en uygun çıkışı verecek şekilde değiştirilir. Bu sebeple danışmanlı öğrenme algoritmasının bir “öğretmene” veya “danışmana” ihtiyacı vardır. Şekil 3.6'de danışmanlı öğrenme yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.6 Denetimli öğrenme yapısı

### 3.5.2. Denetimsiz öğrenme

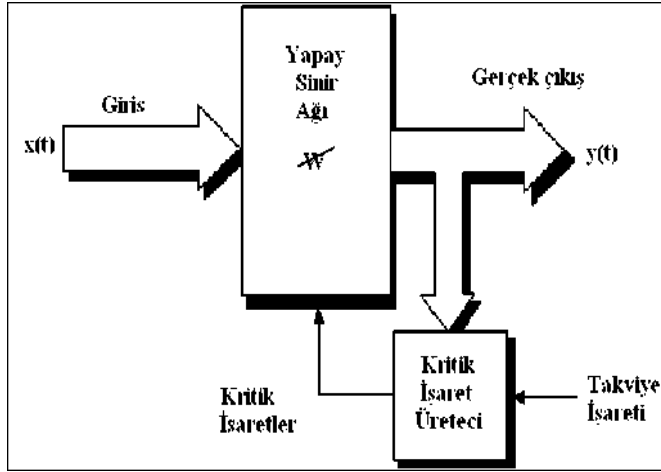
Bu tür öğrenmede ağa sadece girdiler verilir. Ağın ulaşması gereken hedef çıktılar verilmez. Girişe verilen örnekten elde edilen çıkış bilgisine göre ağ sınıflandırma kurallarını kendi kendine geliştirmektedir. Bu öğrenme algoritmalarında, istenilen çıkış değerinin bilinmesine gerek yoktur. Öğrenme süresince sadece giriş bilgileri verilir. Ağ daha sonra bağlantı ağırlıklarını aynı özellikleri gösteren desenler (patterns) oluşturmak üzere ayarlar. Şekil 3.7’de denetimsiz öğrenme yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.7 Denetimsiz öğrenme yapısı

### 3.5.3. Takviyeli öğrenme

Bu öğrenme kuralı denetimli öğrenmeye yakın bir metottur. Denetimsiz öğrenme algoritması, istenilen çıkışın bilinmesine gerek duymaz. Hedef çıktıyı vermek için bir “öğretmen” yerine, burada YSA’ ya bir çıkış verilmemekte fakat elde edilen çıkışın verilen girişe karşılık iyiliğini değerlendiren bir ölçüt kullanılmaktadır. Şekil 3.8’de takviyeli öğrenme yapısı gösterilmiştir.



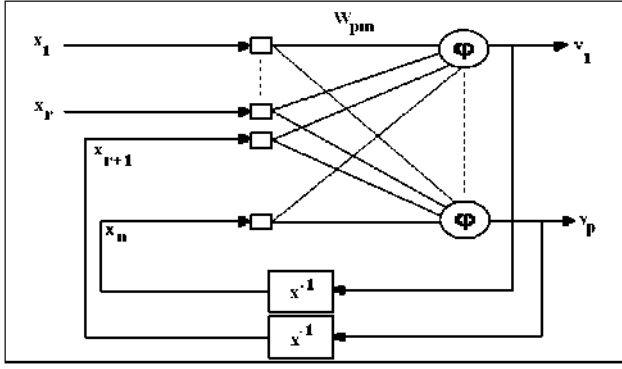
Şekil 3.8 Takviyeli öğrenme yapısı

### 3.6. YSA Mimarileri

YSA, hücrelerin birbirleri ile çeşitli şekillerde bağlanmalarından oluşur. Hücre çıkışları, ağırlıklar üzerinden diğer hücelere ya da kendisine giriş olarak bağlanabilir ve bağlantılarda gecikme birimi de kullanılabilir. Hücrelerin bağlantı şekillerine, öğrenme kurallarına ve aktivasyon fonksiyonlarına göre çeşitli YSA yapıları geliştirilmiştir.

#### 3.6.1. Geri beslemeli yapay sinir ağları (GBYSA)

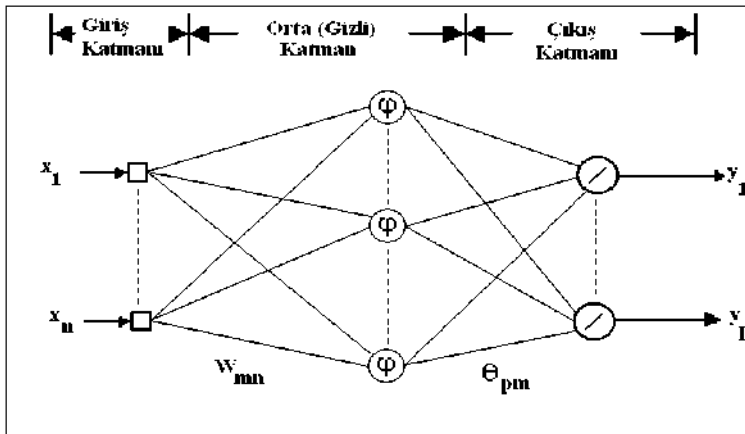
YSA ile yapılan çalışmalarda en çok kullanılan ağ mimarilerinden biri geri beslemeli ağ mimarisidir. Geri beslemeli YSA' da, en az bir hücrenin çıkışı kendisine ya da diğer hücelere giriş olarak verilir ve genellikle geri besleme bir geciktirme elemanı üzerinden yapılır. Geri besleme, bir katmandaki hücreler arasında olduğu gibi katmanlar arasındaki hücreler arasında da olabilir. Bu yapısı ile geri beslemeli YSA, doğrusal olmayan dinamik bir davranış gösterir. Dolayısıyla, geri beslemenin yapılış şekline göre farklı yapıda ve davranışta geri beslemeli YSA yapıları elde edilebilir. Şekil 3.9'de iki katmanlı ve çıkışlarından giriş katmanına geri beslemeli bir YSA yapısı görülmektedir.



Şekil 3.9 Geri beslemeli iki katmanlı YSA yapısı

### 3.6.2. İleri beslemeli yapay sinir ağları (İBYSA)

İleri beslemeli YSA' da, hücreler katmanlar şeklinde düzenlenir ve bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden giriş olarak verilir. Giriş katmanı, dış ortamlardan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan orta (gizli) katmandaki hücrelere iletir. Bilgi, orta ve çıkış katmanında işlenerek ağ çıkışı belirlenir. Bu yapısı ile ileri beslemeli ağlar doğrusal olmayan statik bir işlevi gerçekleştirir. İleri beslemeli üç katmanlı YSA' nın, orta katmanında yeterli sayıda hücre olmak kaydıyla, herhangi bir sürekli fonksiyonu istenilen doğrulukta yaklaştırabileceği gösterilmiştir. En çok bilinen geriye yayılım öğrenme algoritması, bu tip YSA'ların eğitiminde etkin olarak kullanılmakta ve bazen bu ağlara geriye yayılım ağları da denmektedir. Şekil 3.10'da giriş, orta ve çıkış katmanı olmak üzere üç katmanlı ileri beslemeli YSA yapısı verilmiştir.

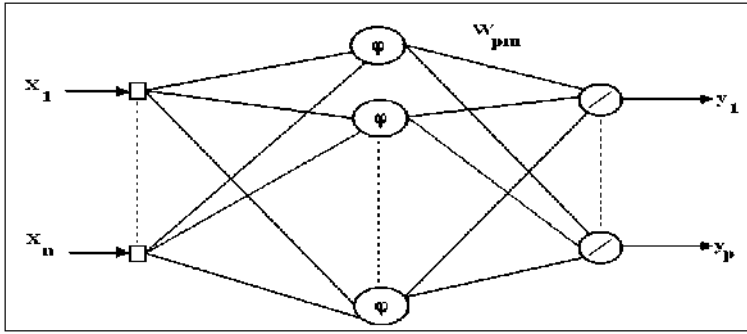


Şekil 3.10 İleri beslemeli üç katmanlı YSA yapısı



### 3.6.3. Radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA)

RTYSA, ileri beslemeli YSA yapılarına benzer şekilde giriş, orta ve çıkış katmanından oluşur ancak, giriş katmanından orta katmana dönüşüm, radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonları ile doğrusal olmayan sabit bir dönüşümdür. Orta katmandan çıkış katmanına ise uyarlamalı ve doğrusal bir dönüşüm gerçekleştirilir (Şekil 3.11).



Şekil 3.11 RTYSA yapısı

### 3.6.4. Diğer yapay sinir ağı mimarileri

Literatürde genellikle geri beslemeli ve radyal tabanlı YSA'ların kullanımına ek olarak son zamanlarda daha kompleks mimarilere sahip sinir ağları da geliştirilmiştir. Bu yeni nesil mimarilere örnek olarak fonksiyonel linkli, çağrışım bellekli, bellek hücreler ve modül YSA verilebilir[4].

## **BÖLÜM 4. AKIM MODELLERİNİN UYGULAMASI**

### **4.1. Sakarya Nehri'nin Genel Özellikleri**

Eskişehir'in Çifteler ilçe merkezinin 3 km güneydoğusundan doğan ve daha sonra birçok küçük derelerle beslenen Sakarya Nehri ülkemizin önemli akarsularındandır. Uzunluğu 810 km, genişliği 60-150 m arasındadır. Sakarya Nehrinin tüm drenaj alanı 56 bin km<sup>2</sup> olup Türkiye'nin toplam alanının yaklaşık 1/13'tür. Önceleri taşkınlarla etrafına zarar veren nehrin, son kırk yılda üzerinde yapılan barajlarla bu zararları ortadan kaldırılmıştır. Sakarya Nehri Havzası, Yukarı, Orta ve Aşağı olarak üç kısma ayrılmıştır[4].

#### **4.1.1. Uygulama sahasının tanıtımı**

Çalışmada Sakarya Nehri üzerindeki Sarıyar Barajı'nın mansap bölümünde Botbaşı ve memba kısmında da Kargı sediment gözlem istasyonları seçilmiştir.

1243 nolu Botbaşı istasyonun yükseltisi 8m ve net yağış alanı 11.257,8 km<sup>2</sup>'dir. EİE tarafından işletilen ve 1960–2002 dönemine ait askıda katı madde gözlemleri bulunan istasyonda, aynı zamanda günlük akım gözlemleri de yapılmaktadır. İstasyondaki ortalama akım 167,0 m<sup>3</sup>/sn, ve ortalama askıda katı madde dağılımı %50 kum, %50 de kil + silt şeklindedir. Bu istasyonda ölçülen ortalama yıllık askıda katı madde miktarı 2.212.691 ton ve km<sup>2</sup> başına yılda taşınan askıda katı madde miktarı da 197 ton'dur.

1242 nolu Kargı istasyonun yükseltisi 493m ve net yağış alanı 27.667,6 km<sup>2</sup>'dir. EİE tarafından işletilen ve 1963–1999 dönemine ait askıda katı madde gözlemleri bulunan istasyonda, aynı zamanda günlük akım gözlemleri de yapılmaktadır. İstasyondaki ortalama akım 51,1 m<sup>3</sup>/sn, ve ortalama askıda katı madde dağılımı

%52,8 kum, %47,2 de kil + silt şeklindedir. Bu istasyonda ölçülen ortalama yıllık askıda katı madde miktarı 823.146 ton ve km<sup>2</sup> başına yılda taşınan askıda katı madde miktarı da 30 ton'dur.

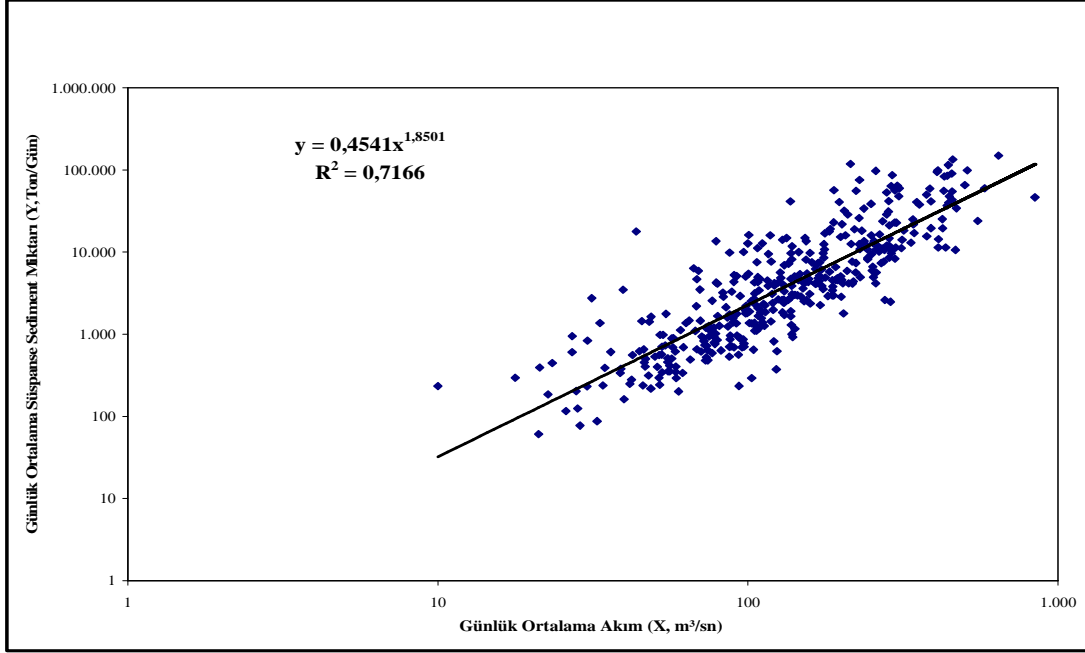
Çalışmada kullanılan yağış verileri, 1243-Botbaşı akım ve sediment gözlem istasyonu için yakın civarda yer alan ve Devlet Meteoroloji İşleri tarafından işletilen Sakarya meteoroloji istasyonuna ait yağış gözlemlerinden yararlanılarak oluşturulmuştur. 1242-Kargı akım ve sediment gözlem istasyonu için ise Devlet Meteoroloji İşleri tarafından işletilen Polatlı meteoroloji istasyonuna ait yağış verilerinden yararlanılmıştır.



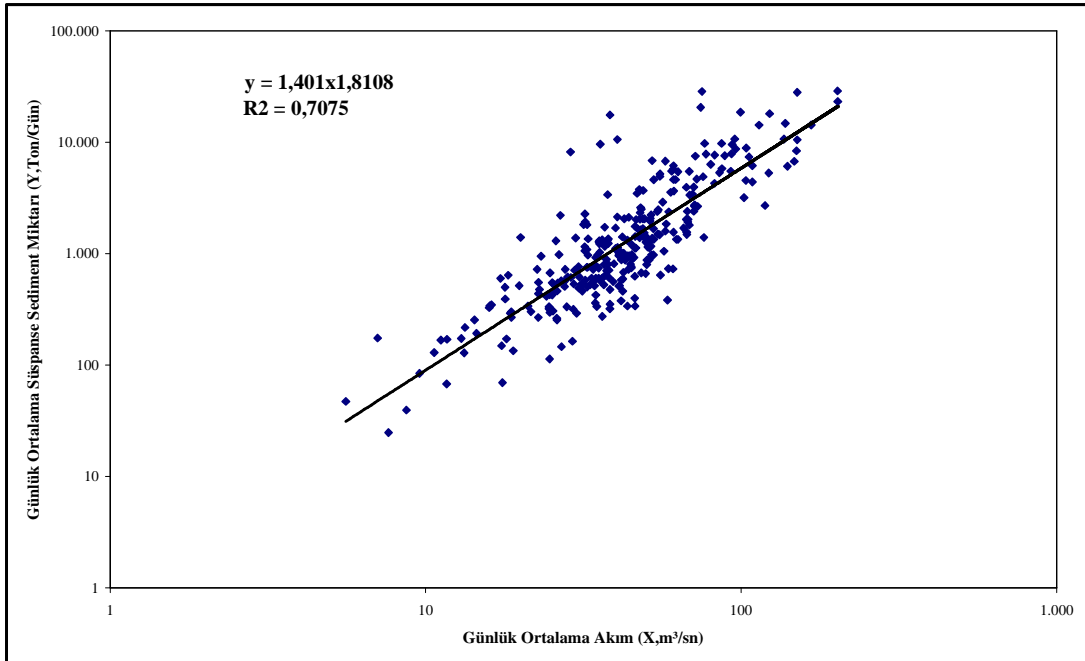
Şekil.4.1. Sakarya Nehrinde yer alan ve çalışmada yararlanılan akım, sediment ve meteoroloji istasyonlarının konumları

Yağış verilerinin DMİ tarafından, daha eski tarihli verilerin ön değerlendirmelerinin yapılmamış olması nedeniyle sayısal ortama aktarılmadığı belirtildiğinden, söz konusu meteoroloji istasyonlarının 1975–1999 dönemine ait kısmı temin edilmiştir[6].

Bu nedenle, tüm verilerin eş zamanlı dikkate alınabilmesi için, YSA veri setlerinin başlangıcı 1975 yılı seçilmiştir.



Sekil 4.2. Sakarya Nehri-Botbaşı- Sediment Anahtar Eğrisi



Sekil 4.3. Sakarya Nehri-Kargı- Sediment Anahtar Eğrisi

EİE, çalışmadaki kullandığımız istasyonlarında akımın yanı sıra askıda katı madde gözlemleri de yapmaktadır. EİE tarafından yayınlanan sediment yıllıklarında her ayın askıda katı madde gözlemi yapılan günündeki anlık debilerle birlikte askıda katı madde konsantrasyonları da verilmekte ve bunlardan yararlanılarak askıda katı madde yükü hesaplanmaktadır.

Sakarya Nehri üzerindeki Sarıyar Barajı'nın mansap bölümünde Botbaşı ve memba kısmında da Kargı sediment gözlem istasyonlarının sediment anahtar eğrisi grafiklerine göz atarak barajların memba ve mansap bölgelerindeki katı madde miktarı hakkında yorum yapılabilir.

#### **4.2. Çoklu Lineer Regresyon Analizi ( ÇLRA ) ile Askı Maddesi Miktarının Tahmin Edilmesi**

Bu modelde,  $Y = \text{Sediment Akım Değeri ( } Q_s \text{ )}$ , Anlık akım değeri  $Q_t = X_1$ , Anlık Yağış Değeri  $(P_t) = X_2$ , Konsantrasyon  $(C) = X_3$ , olmak üzere denklemler kurulmuştur.

##### **4.2.1. 1243 Nolu Botbaşı İstasyonu için Çoklu Lineer Regresyon Analizi ( ÇLRA ) ile askı maddesi miktarının tahmin edilmesi**

Denkleminiz,

$\Sigma Q_s = n \cdot a_0 + a_1 \cdot X_1 + a_2 \cdot X_2 + a_3 \cdot X_3$  şeklindedir. Burada katsayılar pratik olması açısından ilgili bilgisayar programı yardımıyla (MS Office) bulundu.

Bilgisayar programı yardımıyla bulunan katsayılar aşağıda gösterilmiştir.

##### **Regresyon Analizi Sonucu Hesaplanan Katsayılar**

Kesişim	-8744
X Değişkeni 1	160,025
X Değişkeni 2	63,25966
X Değişkeni 3	14,71533

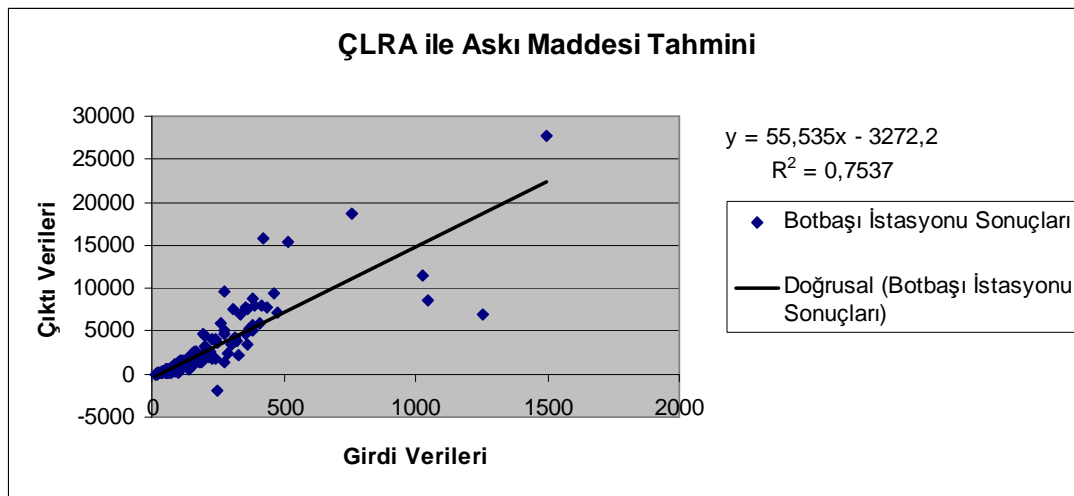
Denklem;

$$\Sigma Q_s = n.a_0 + a_1. X_1 + a_2. X_2 + a_3 . X_3$$

$$\Sigma Q_s = -8744 + 160,025. X_1 + 63,25966. X_2 + 14,71533. X_3$$

şeklinde bulundu. Elde edilen bu formül kullanılarak sediment akım değerleri hesaplandı. Hesaplanan akım değerleri ile ölçülmüş akım değerleri arasında korelasyon kurulup analiz verimi ölçülür.

ÇLRA modeli ile elde edilen performans değerlerine ait grafik Şekil 4.4 te verildi.



Şekil 4.4 1243 Nolu Botbaşı İstasyonu için ÇLRA yöntemiyle hesaplanan konsantrasyon değerlerinin performans grafiği

Şekil 4.4 den de görüldüğü gibi ÇLRA Modeli ile yapılan havzalarda askı maddesi hesabında korelasyon katsayısının karesi yapılarak  $R^2$  değeri,

$R^2 = 0,7537$  olarak hesaplandı. Buradan korelasyon katsayısı değeri  $r = 0,868$  olarak bulundu.

#### 4.2.2. 1242 Nolu Kargı İstasyonu için Çoklu Lineer Regresyon Analizi ( ÇLRA) ile askı maddesi miktarının tahmin edilmesi

Denkleminiz,

$\Sigma Q_s = n.a_0 + a_1. X_1 + a_2. X_2 + a_3. X_3$  şeklindedir. Burada katsayılar pratik olması açısından ilgili bilgisayar programı yardımıyla (MS Office) bulundu.

Bilgisayar programı yardımıyla bulunan katsayılar aşağıda gösterilmiştir.

### Regresyon Analizi Sonucu Hesaplanan Katsayılar

Kesişim	-2069,73
X Değişkeni 1	-1,64641
X Değişkeni 2	49,28354
X Değişkeni 3	4,409924

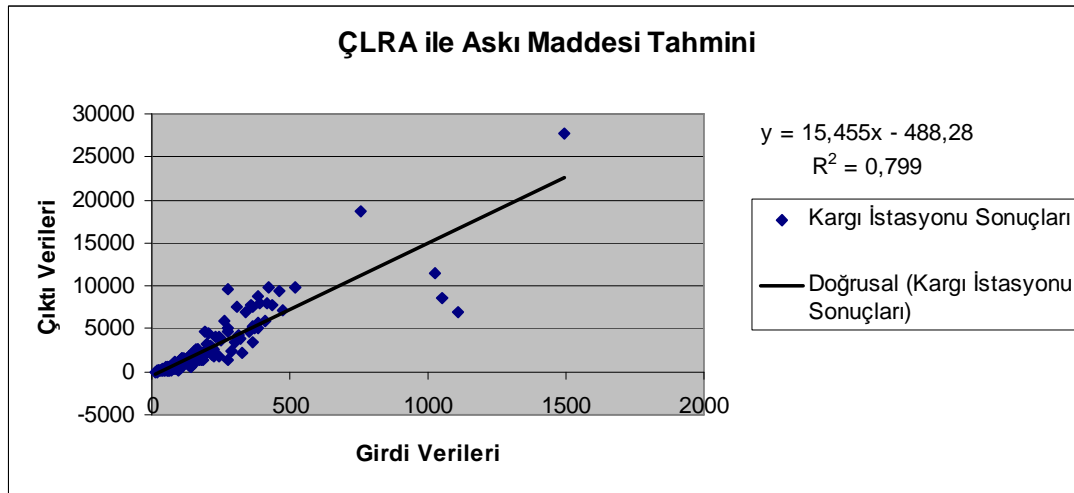
Denklem;

$$\Sigma Q_s = n.a_0 + a_1 \cdot X_1 + a_2 \cdot X_2 + a_3 \cdot X_3$$

$$\Sigma Q_s = -2069,73 - 1,64641 \cdot X_1 + 49,28354 \cdot X_2 + 4,409924 \cdot X_3$$

şeklinde bulundu. Elde edilen bu formül kullanılarak sediment akım değerleri hesaplandı. Hesaplanan akım değerleri ile ölçülmüş akım değerleri arasında korelasyon kurulup analiz verimi ölçülür.

ÇLRA modeli ile elde edilen performans değerlerine ait grafik Şekil 4.5 te verildi.



Şekil 4.5 1242 Nolu Kargı İstasyonu için ÇLRA yöntemiyle hesaplanan konsantrasyon değerlerinin performans grafiği

Şekil 4.5 den de görüldüğü gibi ÇLRA Modeli ile yapılan havzalarda askı maddesi hesabında korelasyon katsayısının karesi yapılarak  $R^2$  değeri,  $R^2 = 0,799$  olarak hesaplandı. Buradan korelasyon katsayısı değeri  $r = 0,894$  olarak bulundu.

### 4.3.YSA Veri Setleri ve Senaryoları

Akarsularda katı madde miktarı tahmini ile ilgili daha önce yapılmış olan çalışmaların ışığında YSA modellerinin en iyi sonucu verdiği bir gerçektir.YSA modellerinin arasında İleri Beslemeli Geri Yayılımlı Sinir Ağları (İBGYSA) modelinin akarsularda katı madde miktarı tahmini konusunda en uygun YSA modeli olduğu anlaşılmaktadır.

Yapılan bu çalışmanın diğer çalışmalardan farkı model girdisi olarak kullanılan yağış ve akım verilerinin etkisi 4 gün öncesine kadar modele dahil edilip tahmine etkisi araştırılmıştır. Kurmuş olduğumuz senaryolarda tek başına yağış, tek başına akım ve hem yağış hem de akım verileri beraber olmak üzere düşünülmüştür. Bu verilerin 4 gün öncesine de dönüldüğü düşünüldüğünde pek çok senaryo kurma imkanı bulunmuş ve bunların arasından en iyi sonucu verecek olan kombinasyon bulunmaya çalışılmıştır.

Model girdisi olarak,1243 nolu Botbaşı sediment ölçüm istasyonunda 24.10.1975 ile 18.09.2000 tarihleri arasındaki 280 dikkate alınmıştır. Girdi değişkenleri modellere iki farklı veri seti şeklinde sunulmuştur. Bunlardan birincisinde 280 veri takımının ardışık ilk 186'sı eğitim, 94'ü de test aşamasında kullanılırken, ikinci veri setinde, 280 veri, yıl yıl kendi içlerinde 2/3'ü eğitim, 1/3'ü test olmak üzere ayrılmak sureti ile toplamda 190 tanesi eğitim 90 tanesi ise test kısmında kullanılmıştır

1242 nolu Kargı sediment ölçüm istasyonunda da verilerin ortak ölçüm periyodunu oluşturan 29.10.1975 ile 08.12.1999 tarihleri arasındaki 215 veri takımı göz önüne alınmıştır. Bu istasyonda birinci veri setinde, 215 ardışık ilk 145 tanesini eğitim, 70 tanesi de test aşamasında kullanılmıştır. İkinci veri setinde ise 215 veri, yıl yıl kendi içlerinde 2/3'ü eğitim, 1/3'ü test olmak üzere ayrılmak sureti ile toplamda 150 tanesi eğitim 60 tanesi ise test kısmında kullanılmıştır.

Senaryo I'de sadece yağış verileri göz önünde tutulurken, Senaryo II'de sadece akım verileri ve Senaryo III'de de hem yağış hem de akış verileri bir arada tutulmuştur. Burada amaçlanan, en az girdi değişkeni ile en iyi performansı sağlayan eğitim



fonksiyonunun ve ağ parametrelerinin bulunmasıdır. Çalışmada Tablo 1'deki tüm senaryolar, iki farklı veri seti için gradient descent algoritmasında farklı öğrenme oranı ve momentum parametrelerinin etkisi altında ayrı ayrı denenmiş, en iyi  $R^2$ , en küçük MSE ve en küçük hata (%)'yı veren eğitim fonksiyonu uygulama sonuçları kısmında verilmiştir.

Tablo 4.1. YSA Girdi Senaryoları

Senaryolar	Senaryo Numaraları	Girdiler
<b>SENARYO I</b>	Senaryo I – 1	P (t)
	Senaryo I – 2	P (t) P (t-1)
	Senaryo I – 3	P (t) P (t-1) P (t-2)
	Senaryo I – 4	P (t) P (t-1) P (t-2) P (t-3)
	Senaryo I – 5	P (t) P (t-1) P (t-2) P (t-3) P (t-4)
<b>SENARYO II</b>	Senaryo II – 1	Q (t)
	Senaryo II – 2	Q (t) Q (t-1)
	Senaryo II – 3	Q (t) Q (t-1) Q (t-2)
	Senaryo II – 4	Q (t) Q (t-1) Q (t-2) Q (t-3)
	Senaryo II – 5	Q(t) Q(t-1) Q(t-2) Q (t-3) Q(t-4)
<b>SENARYO III</b>	Senaryo III – 1	P (t) Q (t)
	Senaryo III – 2	P (t) Q (t) Q (t-1)
	Senaryo III – 3	P (t) P (t-1) Q (t) Q (t-1)

#### 4.4. İBGYSA Uygulaması

##### 4.4.1. 1243 Nolu Botbaşı İstasyonu İBGYSA Uygulaması

Model girdisi olarak,1243 nolu Botbaşı sediment ölçüm istasyonunda 24.10.1975 ile 18.09.2000 tarihleri arasındaki 280 dikkate alınmıştır. Girdi değişkenleri modellere iki farklı veri seti şeklinde sunulmuştur. Bunlardan birincisinde 280 veri takımının ardışık ilk 186'sı eğitim, 94'ü de test aşamasında kullanılırken, ikinci veri setinde, 280 veri, yıl yıl kendi içlerinde 2/3'ü eğitim, 1/3'ü test olmak üzere ayrılmak sureti ile toplamda 190 tanesi eğitim 90 tanesi ise test kısmında kullanılmıştır.

Uygulama ‘‘ Neuro Solution’’ ve ‘‘ Microsoft Excel ‘’ programları yardımıyla gerçekleştirilmiştir.

Kurulan YSA modelleri çalıştırılırken İleri Beslemeli Geri yayımlı YSA modeli seçilmiştir. Saklı tabaka bir tane seçilmiş ve saklı tabakadaki nöron sayıları senaryolardaki girdi sayılarına göre 9'a kadar denenmiştir. İterasyon sayısı denemeleri 1000 ile 5000 arasında yapılmıştır.

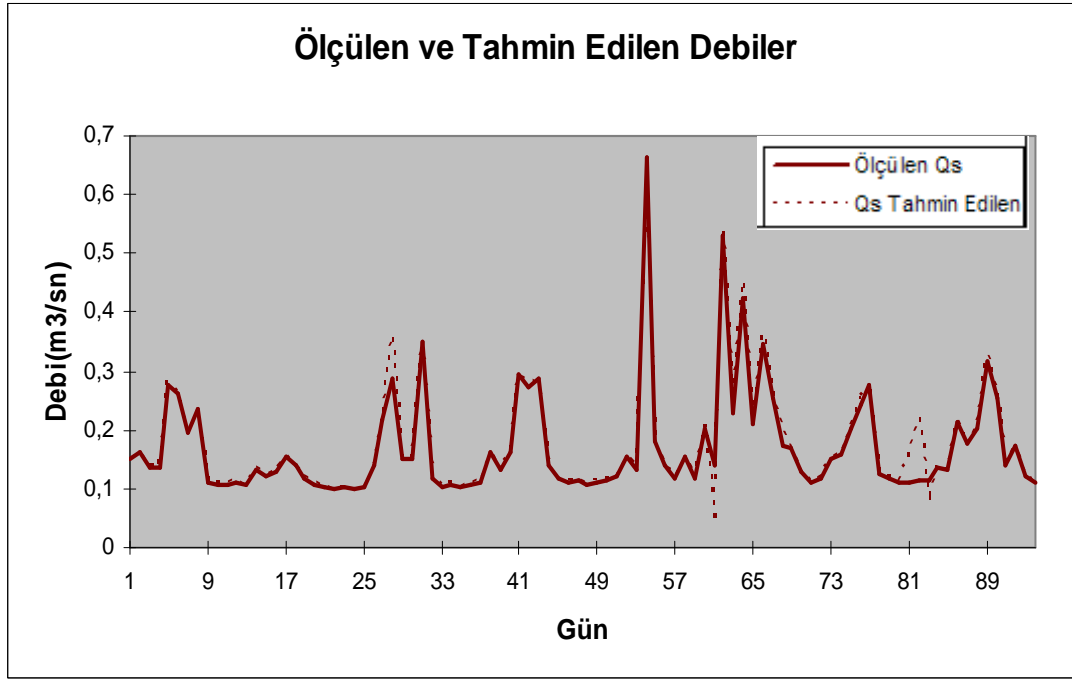
Modellerde girdi olarak sadece yağış verilerinin kullanıldığı Senaryo I'de, yağış verilerinin etki yağış değerleri olmaması ve çeşitli doğa olayları sonucu oluşabilecek kayıpları içermesi nedeni ile iyi sonuçlar alınamamıştır. Girdi olarak sadece akım değerlerinin incelendiği Senaryo II'de sonuçlar Senaryo I'e göre daha iyileşmektedir. Senaryo II'de en verimli sonuçlar verilerin birbirini ardışık takip ettiği girdilerde oluşmuştur. Girdi olarak yağış ve akışın birlikte düşünüldüğü Senaryo III'de ise en iyi sonuçların girdilerin bir gün önceki değerleri ile birlikte fonksiyona sokulduğunda elde edildiği görülmüştür. Sonuçlar Tablo 4.2'de gösterilmiştir. Bu üç senaryodan en verimli sonuçları verenleri Veri II seti için uygulanmış ve sonuçların daha iyi olduğu görülmüştür. Veri Seti II için uygulama sonuçları Tablo 4.3 de sunulmuştur. Bu sonuçların grafikleri Şekil 4.6 ve 4.7 'te gösterilmiştir.

Tablo 4.2. 1243 Nolu Botbaşı İstasyonu İçin Senaryo I, II ve Senaryo III Veri Seti I Sonuçları

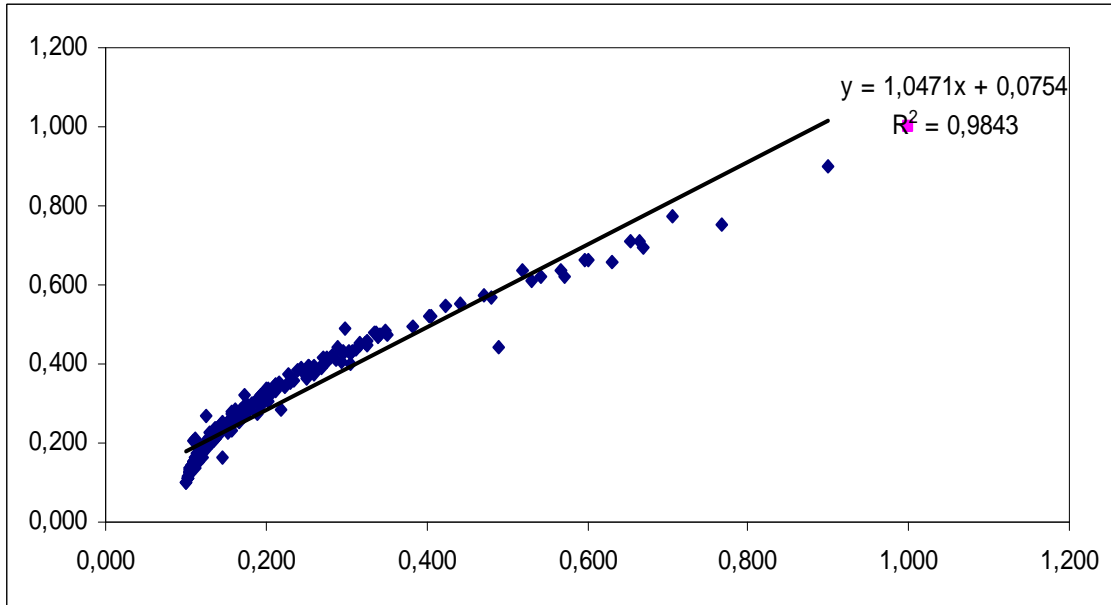
Veri Seti I 1243 Nolu Botbaşı İstasyonuna ait İBGYSA Sonuçları							
Senaryolar	Girdi Tabakası Nöron Sayısı	Gizli Tabaka Nöron Sayıları	Çıktı Tabakası Nöron Sayısı	İterasyon Sayısı	R <sup>2</sup>	OKH	OM H
S I – 1	1	7	1	5000	0.4165	0,0434	0,212
S I – 2	2	6	1	3000	0.4432	0,0544	0,199
S I – 3	3	5	1	5000	0.4025	0,0643	0,146
S I – 4	4	9	1	1000	0.3987	0,0342	0,232
S I – 5	5	4	1	4000	0.4031	0,0402	0,432
S II – 1	1	9	1	1000	0.7165	0,0022	0,032
S II – 2	2	6	1	3000	0,8427	0,0021	0,022
S II – 3	3	6	1	2000	0,8175	0,0054	0,077
S II – 4	4	5	1	5000	0,7939	0,0024	0,038
S II – 5	5	4	1	3000	0,7451	0.0027	0,040
S III – 1	2	5	1	5000	0,9467	0,0014	0,018
S III – 2	3	4	1	3000	0,9570	0.0010	0,010
<b>S III – 3</b>	<b>4</b>	<b>4</b>	<b>1</b>	<b>3000</b>	<b>0,9744</b>	<b>0,0007</b>	<b>0,0048</b>

Tablo 4.3. 1243 Nolu Botbaşı İstasyonu İçin Senaryo I, II ve Senaryo III Veri Seti II Sonuçları

Veri Seti II 1243 Nolu Botbaşı İstasyonuna ait İBGYSA Sonuçları							
Senaryolar	Girdi Tabakası Nöron Sayısı	Gizli Tabaka Nöron Sayıları	Çıktı Tabakası Nöron Sayısı	İterasyon Sayısı	R <sup>2</sup>	OKH	OM H
S I – 1	1	9	1	3000	0.4243	0,0477	0,289
S I – 2	2	4	1	5000	0.4931	0,0523	0,187
S I – 3	3	7	1	3000	0.4674	0,0608	0,123
S I – 4	4	9	1	1000	0.3912	0,0311	0,287
S I – 5	5	5	1	4000	0.3899	0,0400	0,477
S II – 1	1	6	1	3000	0.7231	0,0031	0,037
S II – 2	2	8	1	5000	0,8549	0,0022	0,021
S II – 3	3	7	1	2000	0,8289	0,0065	0.087
S II – 4	4	5	1	4000	0,7834	0,0029	0,040
S II – 5	5	9	1	4000	0,7571	0.0028	0,045
S III – 1	2	8	1	2000	0,9539	0,0016	0,015
S III – 2	3	3	1	4000	0,9645	0.0010	0,017
<b>S III - 3</b>	<b>4</b>	<b>4</b>	<b>1</b>	<b>3000</b>	<b>0,9843</b>	<b>0,0010</b>	<b>0,023</b>



Şekil 4.6. 1243 nolu Botbaşı İstasyonu Veriseti II Senaryo III-3 'a ait tahmin edilen ve ölçülen Qs değerleri



Şekil 4.7. 1243 Botbaşı İstasyonu Veriseti II S III- 3 için determinasyon grafiği

1243 nolu Botbaşı istasyonu için determinasyon katsayısı bakımından 0.9843 ile bir girdi, dört gizli nöronlu bir çıktılı Veri Seti II YSA mimarisi en iyi sonucu 3000 iterasyon için vermiştir. Ortalama karesel hatası 0.0010, ortalama mutlak hatası 0,023 tür.

1243 nolu Botbaşı istasyonu Veri Seti II için Tablo 4.3'deki denemelere göre determinasyon katsayısı bakımından  $R^2=0,9843$  ile en iyi sonucu veren denemenin olduğu anlaşılmıştır. Lineer bağımlılığını gösteren doğrunun denklemi  $y=1,0471x + 0,0754$  olarak bulunmuştur. Lineer bağımlılığının da oldukça yüksek olduğu görülmektedir.

#### 4.4.2. 1242 Nolu Kargı İstasyonu İBGYSA uygulaması

Model girdisi olarak, 1242 nolu Kargı sediment ölçüm istasyonunda da verilerin ortak ölçüm periyodunu oluşturan 29.10.1975 ile 08.12.1999 tarihleri arasındaki 215 veri takımı göz önüne alınmıştır. Bu istasyonda birinci veri setinde, 215 ardışık ilk 145 tanesini eğitim, 70 tanesi de test aşamasında kullanılmıştır. İkinci veri setinde ise 215 veri, yıl yıl kendi içlerinde 2/3'ü eğitim, 1/3'ü test olmak üzere ayrılmak sureti ile toplamda 150 tanesi eğitim 60 tanesi ise test kısmında kullanılmıştır.

Uygulama ‘‘ Neuro Solution’’ ve ‘‘ Microsoft Excel ‘’ programları yardımıyla gerçekleştirilmiştir.

Kurulan YSA modelleri çalıştırılırken İleri Beslemeli Geri yayımlı YSA modeli seçilmiştir. Saklı tabaka bir tane seçilmiş ve saklı tabakadaki nöron sayıları senaryolardaki girdi sayılarına göre 9'a kadar denenmiştir. İterasyon sayısı denemeleri 1000 ile 5000 arasında yapılmıştır.

Modellerde girdi olarak sadece yağış verilerinin kullanıldığı Senaryo I'de, yağış verilerinin etki yağış değerleri olmaması ve çeşitli doğa olayları sonucu oluşabilecek kayıpları içermesi nedeni ile iyi sonuçlar alınamamıştır. Girdi olarak sadece akım değerlerinin incelendiği Senaryo II'de sonuçlar Senaryo I'e göre daha iyileşmektedir. Senaryo II'de en verimli sonuçlar verilerin birbirini ardışık takip ettiği girdilerde oluşmuştur. Girdi olarak yağış ve akışın birlikte düşünüldüğü Senaryo III'de ise en iyi sonuçların girdilerin bir gün önceki değerleri ile birlikte fonksiyona sokulduğunda elde edildiği görülmüştür. Sonuçlar Tablo 4.4.'de gösterilmiştir. Bu üç senaryodan en verimli sonuçları verenleri Veri II seti için uygulanmış ve sonuçların daha iyi olduğu

görülmüştür. Veri Seti II için uygulama sonuçları Tablo 4.5. de sunulmuştur. Bu sonuçların grafikleri Şekil 4.8 ve 4.9. 'de gösterilmiştir.

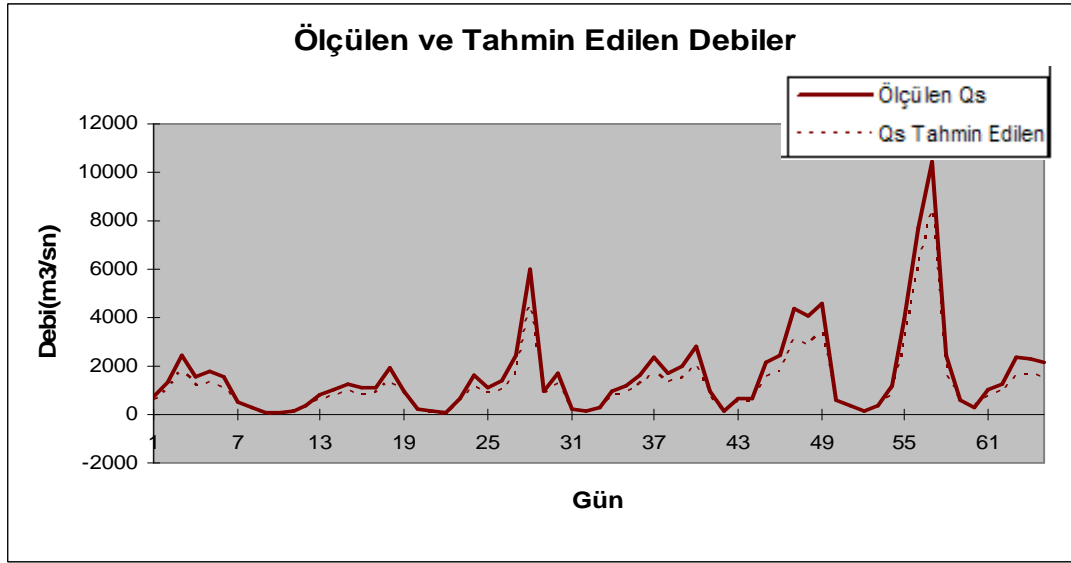
Tablo 4.4 . 1242 Nolu Kargı İstasyonu İçin Senaryo I, II ve Senaryo III Veri Seti I Sonuçları

<b>Veri Seti I 1242 Nolu Kargı İstasyonuna ait İBGYSA Sonuçları</b>							
<b>Senaryo</b>	<b>Girdi Tabakası Nöron Sayısı</b>	<b>Gizli Tabaka Nöron Sayıları</b>	<b>Çıktı Tabakası Nöron Sayısı</b>	<b>İterasyon Sayısı</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>OKH</b>	<b>OMH</b>
S I – 1	1	4	1	5000	0,4451	0,0581	0,254
S I – 2	2	4	1	3000	0,4563	0,0595	0,196
S I – 3	3	5	1	5000	0,4399	0,0606	0,177
S I – 4	4	8	1	1000	0,4011	0,0486	0,185
S I – 5	5	9	1	4000	0,3967	0,0411	0,423
S II – 1	1	6	1	1000	0,7683	0,0044	0,042
S II – 2	2	4	1	3000	0,7992	0,032	0,033
S II – 3	3	3	1	3500	0,8091	0,034	0,044
S II – 4	4	4	1	2500	0,7911	0,0021	0,031
S II – 5	5	8	1	3000	0,7845	0,0025	0,027
S III – 1	2	7	1	4000	0,9192	0,039	0,034
S III – 2	3	9	1	2000	0,9336	0,027	0,022
<b>S III – 3</b>	<b>4</b>	<b>9</b>	<b>1</b>	<b>2500</b>	<b>0,9524</b>	<b>0,018</b>	<b>0,019</b>

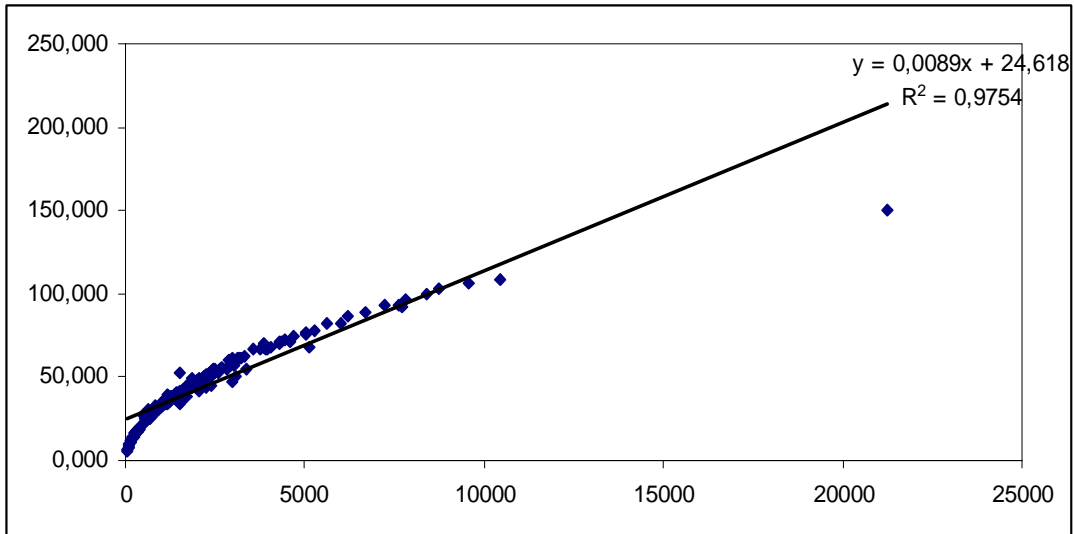
Tablo 4.5. 1242 Nolu Kargı İstasyonu İçin Senaryo I, II ve Senaryo III Veri Seti II Sonuçları

Veri Seti II 1242 Nolu Kargı İstasyonuna ait İBGYSA Sonuçları							
Senaryolar	Girdi Tabakası Nöron Sayısı	Gizli Tabaka Nöron Sayıları	Çıktı Tabakası Nöron Sayısı	İterasyon Sayısı	R <sup>2</sup>	OKH	OM H
S I – 1	1	6	1	4000	0.4451	0,0581	0,254
S I – 2	2	7	1	3500	0.4563	0,0595	0,196
S I – 3	3	5	1	4000	0.4399	0,0606	0,177
S I – 4	4	9	1	1500	0.4011	0,0486	0,185
S I – 5	5	6	1	2500	0.3967	0,0411	0,423
S II – 1	1	3	1	4000	0,7683	0,0044	0,042
S II – 2	2	6	1	5000	0,7992	0,032	0,033
S II – 3	3	8	1	4500	0,8091	0,034	0,044
S II – 4	4	9	1	1000	0,7911	0,0021	0,031
S II – 5	5	9	1	3500	0,7845	0,0025	0,027
S III – 1	2	7	1	5000	0,9192	0,039	0,034
S III – 2	3	5	1	2000	0,9336	0,027	0,022
<b>S III- 3</b>	<b>4</b>	<b>7</b>	<b>1</b>	<b>3500</b>	<b>0,9754</b>	<b>0,019</b>	<b>0,023</b>





Şekil 4.8. 1242 nolu Kargı İstasyonu Veriseti II Senaryo III-3 'a ait tahmin edilen ve ölçülen Qs değerleri



Şekil 4.9. 1242 Kargı İstasyonu Veriseti II S III- 3 için determinasyon grafiği

1242 nolu Kargı istasyonu için determinasyon katsayısı bakımından 0.9754 ile bir girdi, yedi gizli nöronlu bir çıktılı Veri Seti II YSA mimarisi en iyi sonucu 3500 iterasyon için vermiştir. Ortalama karesel hatası 0.019, ortalama mutlak hatası 0,023 tür.

1242 nolu Kargı istasyonu için Tablo 3.11'deki denemelere göre determinasyon katsayısı bakımından  $R^2=0,9754$  ile en iyi sonucu veren denemenin olduğu anlaşılmıştır. Lineer bağımlılığını gösteren doğrunun denklemi  $y=0,0089x + 24,618$  olarak bulunmuştur.

## BÖLÜM 5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Yapılan çalışmada YSA'nın akarsularda taşınan katı madde miktarının tahmini için uygulanabilirliği araştırılmış ve ÇLRA ile karşılaştırılmıştır. Çalışmamızda yapılacak olan tahminler için akım verileri ve yağış verileri ayrı ayrı ve beraber olmak üzere ayrı senaryolarda girdi olarak kullanılmıştır. Akım ve yağış girdilerinin beş gün önceki değerlerine kadar dönerek, yapılacak olan katı madde miktarı tahminine etkisi araştırılmıştır. Bu da bir çok değişik girdi senaryosu ile akarsularda taşınan katı madde miktarı tahmininde gerçek değerlere en yakın sonuca yüksek hassasiyet ile yaklaşmamızı sağlamıştır.

Bu konuda yapılan literatür çalışmalarından tecrübe ile YSA'nın stokastik tahmin metodlarına göre daha iyi ve gerçeğe yakın değerler verdiği bir gerçektir. YSA'nın bir çok modeli vardır. Bu çalışmada yine literatürdeki çalışmaların ışığında İBGYSA metodu kullanılmıştır.

Çalışmada Sakarya Nehri üzerindeki Sarıyar Barajı'nın mansap bölümünde Botbaşı ve memba kısmında da Kargı sediment gözlem istasyonları seçilmiştir.

ÇLRA metodunda  $Y = \text{Sediment Akım Değeri ( } Q_s \text{ )}$  , Anlık akım değeri  $Q_t = X_1$ , Anlık Yağış Değeri  $(P_t) = X_2$ , Konsantrasyon  $( C ) = X_3$ , olmak üzere regresyon analizi yapılmış ve sonuçlar arasındaki korelasyon hesaplanmıştır.

YSA model girdisi olarak, 1243 nolu Botbaşı sediment ölçüm istasyonunda 24.10.1975 ile 18.09.2000 tarihleri arasındaki 280 dikkate alınmıştır. Girdi değişkenleri modellere iki farklı veri seti şeklinde sunulmuştur. Bunlardan birincisinde 280 veri takımının ardışık ilk 186'sı eğitim, 94'ü de test aşamasında kullanılırken, ikinci veri setinde, 280 veri, yıl yıl kendi içlerinde 2/3'ü eğitim, 1/3'ü

test olmak üzere ayrılmak sureti ile toplamda 190 tanesi eğitim 90 tanesi ise test kısmında kullanılmıştır.

1242 nolu Kargı sediment ölçüm istasyonunda da verilerin ortak ölçüm periyodunu oluşturan 29.10.1975 ile 08.12.1999 tarihleri arasındaki 215 veri takımı göz önüne alınmıştır. Bu istasyonda birinci veri setinde, 215 ardışık ilk 145 tanesini eğitim, 70 tanesi de test aşamasında kullanılmıştır. İkinci veri setinde ise 215 veri, yıl yıl kendi içlerinde 2/3'ü eğitim, 1/3'ü test olmak üzere ayrılmak sureti ile toplamda 150 tanesi eğitim 60 tanesi ise test kısmında kullanılmıştır.

Veri I ve Veri II setleri için ayrı ayrı girdi verileri beş gün önceki değerlerine kadar dönerek birçok senaryolar üretilmiştir. İlk olarak tek başına akım daha sonra tek başına yağış verileri son olarak ta yağış ve akım verileri beraber senaryolar halinde girdi olmuştur. Veri II setinde akım ve yağış verilerinin bir gün öncesi ile girdi olarak kullanıldığı Senaryo III-3 gerçeğe en yakın değeri vermiştir.

Tablo 5.1. 1243 No'lu Botbaşı İstasyonu için Kullanılan Yöntemlerin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Hesap Yöntemi	Korelasyon Katsayısının Karesi ( $R^2$ )	Korelasyon Katsayısı ( $r$ )
Çoklu Lineer Regresyon Analizi ( ÇLR ) Yöntemi	0,7537	0,868
Yapay Sinir Ağları ( YSA ) Yöntemi	0,9843	0,9921

Tablo 5.2. 1242 No'lu Kargı İstasyonu için Kullanılan Yöntemlerin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Hesap Yöntemi	Korelasyon Katsayısının Karesi ( $R^2$ )	Korelasyon Katsayısı ( $r$ )
Çoklu Lineer Regresyon Analizi ( ÇLR ) Yöntemi	0,799	0,894
Yapay Sinir Ağları ( YSA ) Yöntemi	0,9754	0,9876

Sonuç olarak bu çalışmada YSA metotlarının istatistik metodlara göre akarsularda taşınan katı madde miktarı tahmininde çok daha başarılı sonuçlar verdiği

gösterilmiştir. Çalışmamızda katı madde miktarı tahmininde, akım verileri ile beraber yağış verilerinin de etkili olduğu ve bu girdi verilerinin birkaç gün öncesine kadar etkili olduğu gösterilmiştir.

## KAYNAKLAR

- [1] BAYAZIT, M., "Hidrolojik Modeller", İ.T.Ü. Rektörlüğü, İstanbul, 1998.
- [2] KİŞİ, Ö., "River Flow Modelling Using Artificial Neural Networks", Journal of Hydrologic Engineering, Vol 9, No.1, 60-63, January/February, 2004
- [3] ÖCAL, O., "Yapay Sinir Ağları Algoritması Kullanarak Havzalarda Yağış-Akış-Katı Madde İlişkisinin Belirlenmesi", Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, 2007
- [4] DOĞAN, E., IŞIK, S., "Sapanca Gölü Günlük Buharlaşma Miktarının Radyal Temelli Yapay Sinir Ağı Modeli Kullanarak Tahmin Edilmesi", BMYS Kocaeli, 2005
- [5] TOLUK, T., "Akarsu Akımlarının Yapay Sinir Ağı Metotları Kullanılarak Modellenmesi", Yük.Lis.Tez, Sakarya Üniversitesi, 2006
- [6] IŞIK, S., ŞAŞAL, M., DOĞAN, E., "Sakarya Nehrinde Barajların Mansap Etkisinin Araştırılması" Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der. , Cilt 21, No 3, 401-408, 2006
- [7] ABRAHART, R.J., WHITE, S. M., "Modelling Sediment Transfer in Malawi: Comparing Backpropagation Neural Network Solutions Against a Multiple Linear Regression Benchmark Using Small Data Sets" Phys. Chem. Earth (B) , Vol. 26 , No.1, pp. 19-24, 2001
- [8] DOĞAN, E. "Suspended Sediment Load Estimation in Lower Sakarya River By Using Artificial Neural Networks, Fuzzy Logic and Neuro – Fuzzy Models" Electronic Letters on Science & Engineering 1 (1), 2005
- [9] WHITE, S. , "Sediment Yield Prediction and Modelling" , Hydrological Processes, Hydrol. Process. 19, 3035-3057, 2005
- [10] CİĞİZOĞLU, H. , KİŞİ, Ö., "Flow Prediction By Three Back Propagation Techniques Using K-fold Partitioning OF Network Training Data" Nodric Hydrology , Vol 36, No 1, pp 1-16, 2005
- [11] ÜLKE, A., "YSA ile Gediz Nehri İçin Askıda Katı Madde Yükü Tahmini", V.Ulusal Hidroloji Kongresi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi Ankara, 2007

- [12] Devlet Meteoroloji İşleri DMİ, Ankara
- [13] Elektrik İşleri Etüt İdaresi EİE., Ankara

## ÖZGEÇMİŞ

Hüseyin GÖKCE, 13.04.1983 tarihinde İstanbul'da doğdu. İlk, orta ve lise öğrenimini İstanbul'da tamamladı. 2001 yılında girdiği Sakarya Üniversitesi Mühendislik Fakültesi İnşaat Mühendisliği bölümünü 2006 yılında bitirerek İnşaat Mühendisi unvanını aldı. 2006 yılında Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü'nde Hidrolik Bilim Dalı'nda Yüksek Lisans programına başladı. Futbol ve dövüş sporlarıyla ilgilenen Hüseyin GÖKCE İngilizce bilmektedir.