



Akarsularda debinin yapay zekâ yöntemleri ile modellenmesi

Ercan Gemici¹, Mehmet Ardıçoğlu², Fikret Kocabaş¹

¹Bartın Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, BARTIN

²Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, KAYSERİ

ÖZET

Su kaynaklarının sürdürülebilir kullanımı ve taşkın zararlarından korunmak amacıyla nehir akımlarının düzenli olarak ölçülmesi zorunludur. Bu amaçla yerinde yapılan akım ölçümleri hem çok zaman almakta hem de pahalı olmaktadır. Bu nedenle, pratikte genellikle anahtar eğrisi kullanılarak nehir akımları tahmin edilmektedir. Ancak her istasyon için bir anahtar eğrisi belirlenmesi ve istasyonların anahtar eğrilerinin zamanla değişebilmesinden dolayı debi tahminleri hatalı olabilmektedir. Yapay zekâ yöntemlerinden, yapay sinir ağları (YSA) ve bulanık mantık modelleri, anahtar eğrilerine iyi bir alternatif oluşturmaktadır. Bu çalışmada, Kızılırmak nehrinin yan kollarında seçilen 5 farklı istasyonda, 22 farklı akım şartlarında, akarsu enkesiti dilimlere bölünerek geometrisi çıkarılmış ve hız-alan yöntemiyle debisi belirlenmiştir. Belirlenen taban eğimi, taban pürüzlülük katsayısı, enkesit dilim genişliği, dilimden geçen su seviyesi ve nehir enkesit genişliği değerleri giriş verisi olarak kullanılarak; çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA), radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA) ve adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistem (ANFIS) modelleri ile her bir dilimden geçen debi tahmin edilmiştir. Ölçülen değerlerle modellerin tahminleri arasındaki hatalar belirlenmiş, model performansları kendi arasında karşılaştırılmış, ayrıca debinin belirlenmesinde giriş parametrelerinin etkinliği irdelenmiştir. Debinin belirlenmesinde YSA ve bulanık mantık modellerinin oldukça başarılı olduğu, model performanslarının birbirine yakın olduğu görülmüştür. En iyi performans ANFIS modelinden elde edilmiştir. Debi tahmininde seviye ölçümlerinin tek başına yeterli sonuç vermediği, diğer giriş verileriyle beraber ise en etkin giriş parametresi olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler:

Akarsu,
Modelleme,
yapay sinir ağları,
bulanık mantık;
debi

Modeling of Discharge in Rivers by Artificial Neural Network

ABSTRACT

In order to provide the sustainable use of the water resources and prevent flood damages it is indispensable to measure regularly the river flow. Regular flow measurements take much time and cost. For that reason, in practice it is generally estimated approximately by the rating curves. But a rating curve must be obtained for each station and the prediction shows mistakes because rating curves change by time. Some of the methods of artificial intelligence, artificial neural networks and fuzzy logic models make up an alternative for the rating curves. In this study, 5 different stations, for 22 different stream flow conditions have been selected at side branch of the Kızılırmak River. Dividing the cross sections in slices, the geometry of the river is identified and discharge is determined with velocity-area method. Using the determined bottom slope, bottom roughness coefficient, water level flowing through slice and river cross section width value as input data; discharge from each slice was predicted, with multilayer perceptron (MLP), radial basis neural networks (RBNN) and adaptive-network based fuzzy inference systems (ANFIS) models. Errors between the measured values and model predictions were determined, the model performances were compared with each other, also the effectiveness of input parameters in determining the discharge was examined. ANN and fuzzy logic models showed to be fairly successful in the determination of discharge, and the performance of models observed were close to each other. The best performance was obtained from ANFIS model. The water level did not produce adequate results individually, but along with other input data is regarded as the most effective input parameter in the discharge prediction.

Key Words:

River,
Modeling,
artificial neural
network,
fuzzy logic,
discharge

1. Giriş

Canlı hayatının devamı için gereken en önemli maddelerden biri de sudur. Temiz su kaynaklarının yenilenebilir olmasına rağmen dağılım ve miktarı değişken olduğundan bu kaynakların korunması, geliştirilmesi ve kontrol edilmesi gereklidir.

Dünyada ve ülkemizde hızla artan nüfus, sanayileşme ve tarımsal ihtiyaçlara bağlı su talebi suyun önemini daha da artırmıştır. Bununla birlikte iklimsel ve çevresel faktörler ile yağış akış ilişkisindeki değişimler su kaynaklarının kontrolünü ve kullanımını zorlaştırmaktadır. Bu nedenle su kaynaklarının, en akılcı şekilde, sürdürülebilir kullanımını gerçekleştirebilmek için hem nitelik hem de nicelik (miktar) bakımından akım özelliklerinin belirlenmesi gerekmektedir.

Açık kanal akımlarında debinin (birim zamanda geçen su miktarı) belirlenmesinde en güvenilir yöntem ölçümlerdir. Ölçümlerin yanı sıra Manning denklemi gibi ampirik formüller de literatürde yaygın olarak kullanılmaktadır.

Ülkemiz akarsularına ait akım ölçümleri EİE (Elektrik İşleri Etüt İdaresi) ve DSİ (Devlet Su İşleri) tarafından kurulan akım gözlem istasyonlarında yapılmaktadır. Debi ölçümü zor ve masraflı olduğu için EİE ve DSİ akım özelliklerini belirlemede su seviyesi ölçümlerinden faydalanmaktadır. Bu amaçla limniğraf (yazıcı su seviyesi ölçer) veya limnimetre (yazıcı olmayan su seviye ölçer) ile seviye ölçümleri yapılmakta, seviye-debi ilişkisini gösteren anahtar eğrileri yardımıyla da debi değerleri tahmin edilmektedir. Bir kesitteki akarsu tabanının taranması veya sedimentle dolması, bitkilerin büyümesi, köprü yapımı gibi etkenler zamanla akarsu yatağını değiştirerek anahtar eğrisinin değişmesine yol açmakta ve sağlıklı sonuçlar elde edilmesini engellemektedir. Ayrıca bir kesitte seviye ölçümünün sadece bir noktada yapılması, genellikle o kesitten geçen akımın tamamını temsil edememektedir. Bütün bunlar dikkate alındığında hız ölçümü yapılmadan debi tahmini yapabilmek için seviye ölçümü dışında, kesitin taban eğimi, taban pürüzlülüğü, kesit genişliği gibi özellikleri de dikkate alan yöntemlere başvurulmalıdır.

Lin ve Chen [1], yağış-akış modellemesinde; Cıgızoğlu ve Kişi [2], akış tahmininde; Kişi [3], askı malzemesi tahmininde, yapay sinir ağları (YSA) yöntemini başarıyla kullanmıştır. Bhattacharya ve Solomatine [4] seviye-debi modellemesinde YSA ve geleneksel istatistik modellerinin performansını karşılaştırmıştır. Sudheer ve Jain [5], nehir seviyelerinin modellenmesinde radyal tabanlı YSA ve çok katmanlı YSA yöntemlerini kullanmıştır. Lohani vd. [6] Takagi-Sugeno bulanık modeli, YSA ve anahtar eğrisi yöntemlerini kullanarak nehir seviyesi ile akış arasındaki bağıntıyı belirlemeye çalışmıştır. Ardiçlioğlu [7], açık kanal akımlarında hız ve debi ölçümlerinde

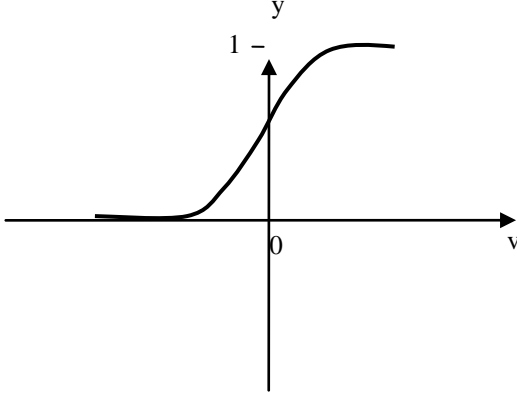
kullanılan altı farklı yöntemi ele alarak bu yöntemler arasındaki farklılıkları irdelemiştir. Ardiçlioğlu ve Öztürk [8] açık kanal akımlarında debinin belirlenmesi için gerekli ortalama hızın hesabında kullanılan üç farklı metodu ve entropi yöntemini incelemiştir. Ardiçlioğlu vd. [9] doğal akarsularda debinin belirlenmesinde kullanılan dört farklı yöntem ile ADV ölçümlerini karşılaştırmış ve debileri incelemiştir. Ardiçlioğlu vd. [10] doğal akarsularda yaptıkları çalışmada hız alan yöntemindeki dilim sayısının akım debisine etkisini irdelemişler ve su yüzü hızı ile ortalama hız arasındaki ilişkiyi sorgulamışlardır.

Bilgisayar teknolojisinin son yıllardaki hızlı gelişimi, sayısal hesaplamalarda ve modelleme teknikleri üzerinde de etkisini göstermiştir. İnsan beyninin çalışma sisteminden hareketle geliştirilen YSA ve bulanık mantık uygulamaları ile birçok olayın giriş ve çıkış mekanizmaları öğrenilerek benzer olaylar için oldukça iyi modeller elde edilebilmektedir.

2. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Yapay sinir ağları, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir. Bu yetenekleri geleneksel programlama yöntemleri ile gerçekleştirmek oldukça zor veya mümkün değildir [11]. Geleneksel hesaplama yöntemlerinin aksine, YSA bir eğitim setinden çözümü öğrenerek, alternatif bir hesaplama biçimi sunar. Bu fikir biyolojik sinir sisteminin özellikle insan beyninin çalışma biçiminden esinlenmiştir. Benzetilen sinir hücreleri çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanılarak ağ oluştururlar. YSA, veriler arasındaki bilinmeyen ilişkileri ortaya çıkarır. Diğer bir ifadeyle girdi ve çıktı değişkenleri arasında herhangi bir ön bilgiye ihtiyaç duymadan doğrusal olmayan modellemeyi sağlayabilmektedir [12]. Biyolojik sinir ağlarının sinir hücreleri olduğu gibi yapay sinir ağlarının da yapay sinir hücreleri vardır. Yapay sinir hücreleri mühendislik biliminde proses elemanları olarak da adlandırılmaktadır. Her proses elemanının 5 temel elemanı vardır. Bunlar; girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkış işlevidir.

Ağırlıklar ($w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$) yapay sinir tarafından alınan girişlerin sinir üzerindeki etkisini belirleyen uygun katsayılardır. Her bir giriş kendine ait bir ağırlığa sahiptir [13]. Toplama fonksiyonu bir yapay sinirdeki her bir giriş ile o girişe ait olan ağırlığın çarpılarak bu çarpımların toplanmasıdır. Toplama fonksiyonu olarak değişik formüllerin kullanılmaktadır. Bir probleme en uygun toplama fonksiyonunu belirlemek için bulunmuş bir formül yoktur. Genellikle deneme yanılma yolu ile toplama fonksiyonu belirlenmektedir.



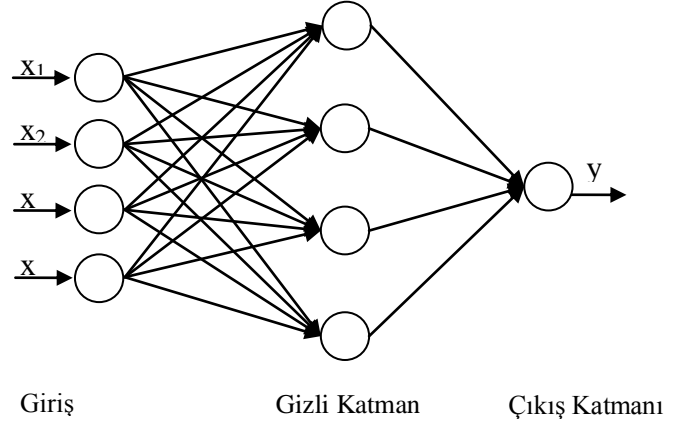
Şekil 1. Sigmoid tipli fonksiyon.

Aktivasyon fonksiyonu hücreye gelen net girdiyi işleyerek hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı belirler. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonu olarak da çıktıyı hesaplamak için de değişik formüller kullanılmaktadır. Bazı modeller (mesela çok katmanlı algılayıcı) bu fonksiyonun türevinin alınabilir bir fonksiyon olmasını şart koşmaktadır. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonunda da ağırlık proses elemanlarının hepsinin aynı fonksiyonu kullanması gerekmez. Uygulamalarda en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonlarından biri Sigmoid tipi aktivasyon fonksiyondur. Fonksiyonun formülü denklem (1)'de, şekli ise Şekil 1'de gösterilmiştir. Fonksiyonun en aktif bölgesi 0.2 ile 0.8 arasındadır. Tek kutuplu fonksiyon olarak da adlandırılır.

$$y=F(v)=\frac{1}{1+e^{-v}}=\frac{1}{2}[\tanh(v/2)+1]$$

2.1. Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKYSA)

YSA'nın en fazla kullanılan modeli çok katmanlı yapay sinir ağları (ÇKYSA)'dır. Bir ÇKYSA modeli her bir katmanda en az bir nöron bulunacak şekilde giriş; bir veya daha fazla gizli katman ve çıkış katmanından oluşur. Giriş katmanındaki işlemci elemanlar, giriş sinyallerini ara katmandaki işlemci elemanlara dağıtan bir tampon görevi görür. Ara katman işlemci elemanları bir önceki katın çıktıları giriş olarak kullanır. Tüm girişlerle ağırlıklar çarpılarak toplanır. Daha sonra toplanan bu değer bir transfer fonksiyonundan geçirilerek o nöronun çıkış değeri hesaplanır. Bu işlemler bu kattaki bütün işlemci elemanlar için tekrarlanır. Çıkış katmanındaki işlemci elemanlar da, ara katman elemanları gibi davranırlar ve ağ çıkış değerleri hesaplanır. ÇKYSA modelde bilgi akışı ileri yönde olduğu için ileri beslemeli YSA olarak da bilinir. Farklı öğrenme algoritmaları kullanılarak ağırlıkların eğitilmesi sağlanır [14, 15]. ÇKYSA yapısı Şekil 2'de gösterilmiştir. Genel olarak iki öğrenme algoritması yaygın olarak uygulamalarda görülmektedir. Geri yayılım algoritması birçok uygulamalarda kullanılmış en



Şekil 2 Çok katmanlı ağ yapısı.

yaygın öğrenme algoritmasıdır. Ancak standart geri yayılım algoritması sonuca çok yavaş olarak yaklaşmaktadır. Ayrıca lokal minimuma yakalanma riski de vardır. Bundan dolayı bu işlemde Levenberg-Marquardt algoritması kullanılması daha uygundur. Standart geri yayılım, bir adım düşme algoritmasıyken, Levenberg-Marquardt (LM) algoritması Newton metoduna bir yaklaşımdır. LM algoritması, Newton metodunun hızıyla, adım düşme metodunun sağlamlığının bileşkesidir [16].

1.1. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları (RTYSA)

Radyal tabanlı yapay sinir ağları (RTYSA) bir giriş katmanı, aktivasyon fonksiyonu olarak ağa ismini veren radyal fonksiyonların kullanıldığı tek bir gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere 3 katmanlı mimariden oluşmaktadır. Bir RTYSA'nın çalışma ilkesi, giriş verisine bağlı olarak gizli katmanda uygun genişlik ve merkez değerlerine sahip RTYSA'ları belirleyerek, çıkış katmanında bu fonksiyonların ürettiği çıktıların uygun ağırlık değerleriyle doğrusal birleşimlerini oluşturup giriş-çıkış arasındaki ilişkiyi belirleme süreci olarak açıklanabilir [17].

Radyal tabanlı ağlar, yapı olarak geri yayılım ağlarına benzer, RTYSA'da farklılık ara katmandaki radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonunun (gauss, üstel) girdileri dönüştürmesidir. Çıkış katmanında yine doğrusal bir aktivasyon fonksiyonu vardır. RTYSA'nın olumsuz yanı, geri yayılım ağları kadar doğru sonuçlar verebilmesi için daha fazla veriye ihtiyaç duymasındır [18].

3. Bulanık Mantık

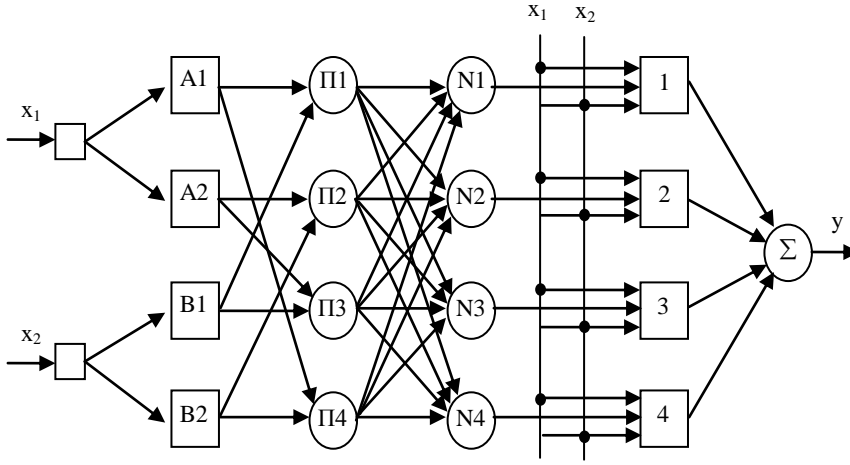
Bulanık mantık teorisi, problemi kesin sınırlarla ayırmak yerine kümeleme veya sınıflandırma şeklinde değerlendirmektedir. Bulanık mantık teorisinin işleyişi insanın çıkarım ve karar vermesine benzemektedir. Bulanık mantık yaklaşımı ile problem, doğal olarak ifade edilebildiğinden dolayı birçok mühendislik ve karar verme problemlerinde kolaylıklar sağlamaktadır [19].

Bulanık mantık denetleyicinin temeli sözlü ifadeler ve bunlar arasındaki mantıksal ilişkiler üzerine kurulmuştur. Bulanık mantık denetleyicisi uygulanırken sistemin matematiksel modellenmesi şart değildir. Sözel ifadelerin bilgisayara aktarılması matematiksel bir temele dayanmaktadır. Bu matematiksel temel, bulanık kümeler kuramı ve bulanık mantık olarak adlandırılır. Bulanık mantık bilinen klasik mantık gibi (0, 1) olmak üzere iki seviyeli değil, [0,1] aralığında çok seviyeli işlemleri ifade etmektedir [13].

3.1. Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

Adaptif ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (Adaptive-network based fuzzy inference systems-ANFIS), yapay

1. Katman 2. Katman 3. Katman 4. Katman 5. Katman 6. Katman



Şekil 3. Adaptif ağ tabanlı bulanık mantık çıkarım sistemi.

2. Bulgular

Uygulamalarda MATLAB programlama dilinde yazılmış kodlarla, ÇKYSA, RTYSA ve ANFIS yöntemleri kullanılmıştır. YSA modelleri uygulanmadan önce giriş ve çıkış verileri denklem (2) yardımıyla [0.2, 0.8] aralığında normalize edilmiştir.

Bu aralığın YSA için ekstrapolasyon yeteneğini artırdığı birçok araştırmacı tarafından bildirilmiştir [23-26].

$$X_N = 0.6 * (X_i - X_{\text{MIN}}) / (X_{\text{MAK}} - X_{\text{MIN}}) + 0.2 \quad (2)$$

Burada X_N ; normalize edilmiş giriş veya çıkış verisi, X_{MAK} ; maksimum giriş veya çıkış verisi, X_i ; giriş veya çıkış verisi, X_{MIN} ; minimum giriş veya çıkış verisini göstermektedir. Çalışmada 5 istasyonda, 22 enkesitin toplam 270 parçaya bölünmesiyle dilim debileri elde edilmiştir. Bu verilerin 199 adeti ağı eğitmede, 71 adeti ise modeli test etmede kullanılmıştır. Modellerin tahmin sonuçları Ortalama Mutlak Hata (OMH), Karekök Ortalama Karesel Hata (KOKH) ve Determinasyon Katsayısı (R^2) kriterlerine göre karşılaştırılmıştır. OMH, KOKH ve R^2 ifadeleri sırasıyla denklem (3), denklem

sinir ağlarının paralel hesaplayabilme ve öğrenme kabiliyeti ile bulanık mantığın çıkarım özelliğini kullanan melez bir yapay zeka yöntemidir. Jang [20] tarafından 1993 yılında geliştirilmiş olan ANFIS modeli Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemini ve melez öğrenme (hybrid learning) algoritmasını kullanır. ANFIS'in öğrenme algoritması, en küçük kareler yöntemi ile geri yayımlı öğrenme algoritmasının bir arada kullanılmasından oluşan melez öğrenme algoritmasıdır. ANFIS altı katmandan oluşmaktadır. Bu sistem Şekil 3'te gösterilmiştir [21, 22].

ANFIS yapısındaki katmanların işleyişi sırasıyla, giriş katmanı, bulanıklaştırma katmanı, kural katmanı, normalizasyon katmanı, durulaştırma katmanı ve toplam katmanı şeklindedir.

(4), denklem (5), yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$OMH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_{\text{iölçülen}} - Y_{\text{itahmin}}| \quad (3)$$

$$KOKH = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{\text{iölçülen}} - Y_{\text{itahmin}})^2} \quad (4)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_{\text{iölçülen}} - Y_{\text{itahmin}})^2}{\sum_{i=1}^N (Y_{\text{iölçülen}} - Y_{\text{ortalama}})^2} \quad (5)$$

Burada Y_i , dilim debisini göstermektedir.

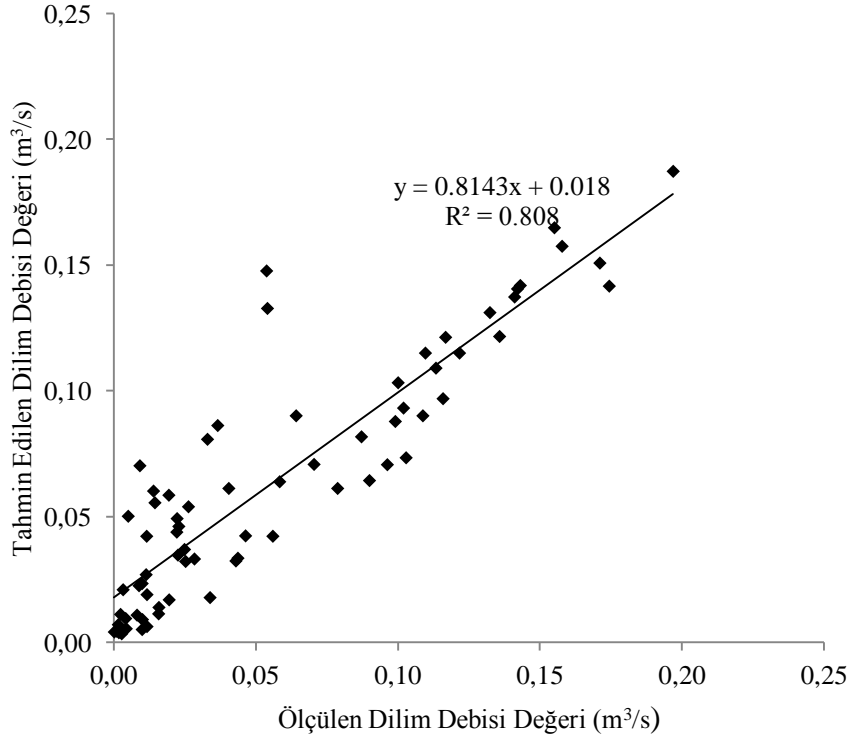
Tanımlanan problem için en uygun modelin bulunabilmesi, olabildiğince çok sayıda modelin kurularak denenmesi ile mümkün olmaktadır. Bu nedenle model kurma aşamasında hata değerleri kontrol edilerek en iyi modele varıldığı düşünülene kadar işlemler yenilenmektedir. Çalışmada ÇKYSA modeli için ara ve çıkış tabakalarında tanjant, sigmoid ve lineer aktivasyon fonksiyonları denenmiş en iyi sonuç tanjant-tanjant aktivasyon fonksiyonundan elde edilerek modellere uygulanmıştır.

Eğitme fonksiyonu olarak ise Levenberg-Marquardt geri yayılım fonksiyonu kullanılmıştır. Taban eğimi, taban pürüzlülüğü, dilim genişliği, su yüksekliği ve enkesit genişliği kriterlerine göre 1'den 5'e kadar tüm giriş kombinezonlarının çıkış parametresi olan dilim debisine etkileri irdelenmiştir. Her bir giriş kombinezonu için deneme-yanılma yöntemi ile en az hata değerini veren optimum ara tabaka hücre sayısı ve iterasyon sayısı için modeller kuruldu. ÇKYSA modelinde taban eğimi (S_T), pürüzlülük katsayısı (n), enkesit dilim genişliği (b), su yüksekliği (H) ve enkesit genişliği (B) parametrelerinden oluşan giriş verileri kombinezonları denendi. En iyi sonuçlar dört girişli modelden elde edildi ve bu modelin test aşamasında da beş giriş

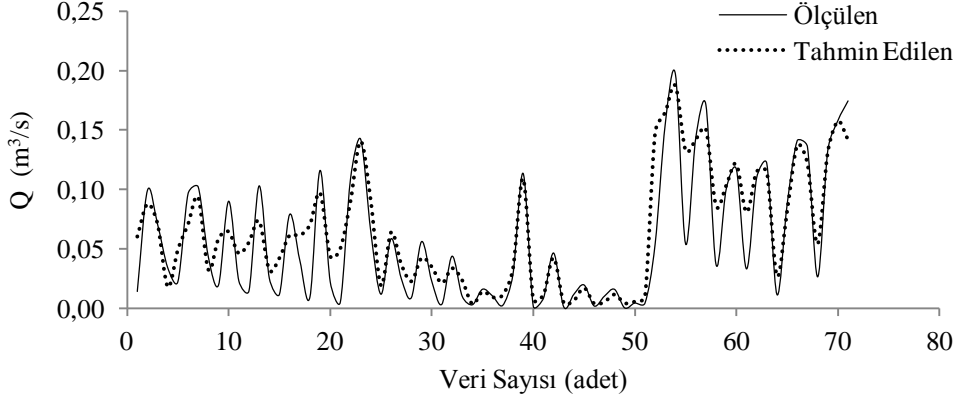
verisi için denenen beş adet olasılık Tablo 1'de gösterilmiştir. Farklı iterasyon ve ara tabaka hücre sayıları için tüm modellerde en iyi sonuçlar 150 iterasyonda elde edilmiş ve en iyi sonuçları veren ara tabaka hücre sayıları da Tablo 1'de gösterilmiştir. ÇKYSA modelinin dört giriş kombinezonları içinde taban eğimi (S_T), pürüzlülük katsayısı (n), su yüksekliği (H) ve enkesit genişliği (B) parametrelerinden oluşan giriş setinin debi (q), üzerinde en etkili olduğu görülmektedir. Tablo 1'de belirtilen (4,19,1) modelinde ifadeler sırasıyla giriş sayısı, ara tabaka hücre sayısı ve çıkış sayısını ifade etmektedir. En iyi ÇKYSA modelinin test aşaması için elde edilen saçılma ve gidiş diyagramları sırasıyla Şekil 4 ve Şekil 5'de gösterilmiştir.

Tablo 1. Dört girişli ÇKYSA kombinezonlarının test aşaması hata değerleri.

Girişler	Çıkış	Model	A.T.H.S.	Hatalar		
				OMH (m^3/s)	KOKH (m^3/s)	R^2
S_T, n, b, H	q	(4,20,1)	20	0.017	0.032	0.689
S_T, n, b, B	q	(4,7,1)	7	0.025	0.038	0.540
S_T, n, H, B	q	(4,19,1)	19	0.017	0.025	0.808
S_T, b, H, B	q	(4,15,1)	15	0.020	0.034	0.659
n, b, H, B	q	(4,8,1)	8	0.020	0.032	0.682



Şekil 4. S_T, n, H, B girişli ÇKYSA (4,19,1) modeli test aşaması saçılma diyagramı.

Şekil 5. S_T, n, H, B girişli ÇKYSA (4,19,1) modeli test aşaması gidiş diyagramı.

Tablo 2. Beş girişli RTYSA modelinin test aşaması hata değerleri

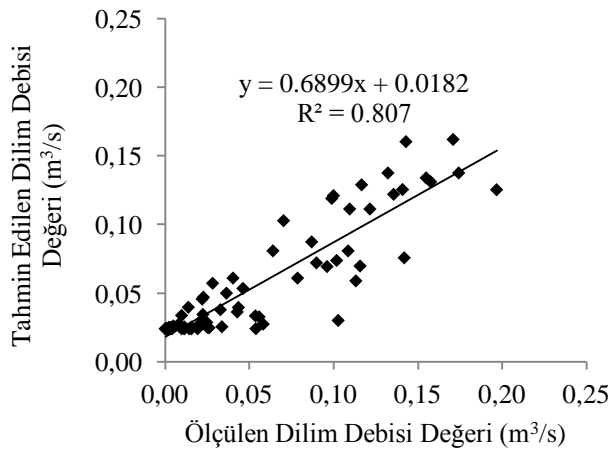
Girişler	Çıkış	Spread Sayısı	Model	A.T.H.S.	Hatalar		
					OMH (m ³ /s)	KOKH (m ³ /s)	R ²
S_T, n, b, H, B	q	0.1	(5,0.1,6,1)	6	0.020	0.025	0.807

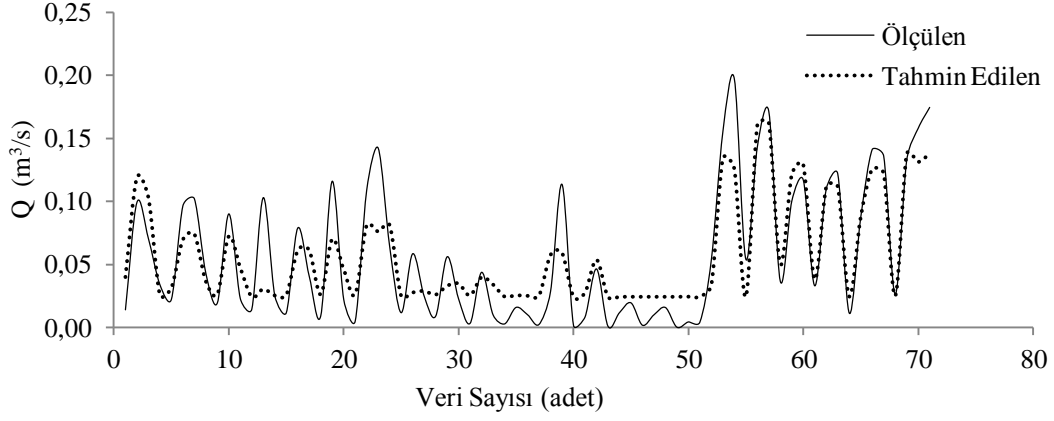
ANFIS modelinde her bir giriş kombinasyonu için deneme-yanılma yöntemi ile kabul edilebilir hata değerini veren giriş ve çıkış üyelik fonksiyonlarının tipleri ile üyelik fonksiyonu sayıları belirlenmiştir. Oluşturulan 5 kombinasyon, 31 olasılık içinden en iyi modelin Tablo 3'de hata değerleri koyu olarak gösterilen taban eğimi, pürüzlülük katsayısı, su yüksekliği ve enkesit genişliği parametrelerinden oluşan 4 girişli kombinasyon olduğu görülmüştür. Dört girişli ANFIS modelinin test aşamasında beş giriş verisi için beş adet olasılık denenmiştir. En iyi sonuçların elde edildiği değerler için giriş ve çıkış üyelik fonksiyonu tipi, üyelik fonksiyonu sayısı ve bulunan dilim debileri tahmininin ölçülen değere göre hataları Tablo 3'de gösterilmiştir.

Burada giriş üyelik fonksiyonları için gaussmf, gauss2mf, trimf, trapmf fonksiyonları kullanılmıştır. Üyelik fonksiyonu sayısı olarak her giriş fonksiyonu için 1-5 arasında değerler denenmiştir. Çıkış üyelik fonksiyonu olarak constant (Cons.) ve linear fonksiyonları kullanılmıştır.

En iyi model bütün girişlerde gauss2mf üyelik fonksiyonunda elde edilmiş ve bu üyelik fonksiyonlarına karşılık gelen giriş üyelik fonksiyon (GÜF) sayıları da Tablo 3'de verilmiştir.

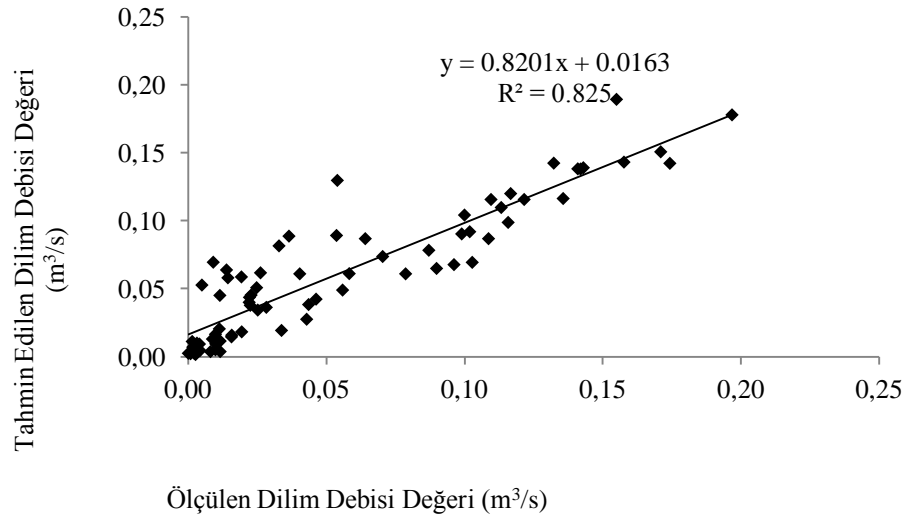
En iyi ANFIS modelinin test aşaması için elde edilen saçılma ve gidiş diyagramları sırasıyla Şekil 8 ve Şekil 9'da gösterilmiştir.

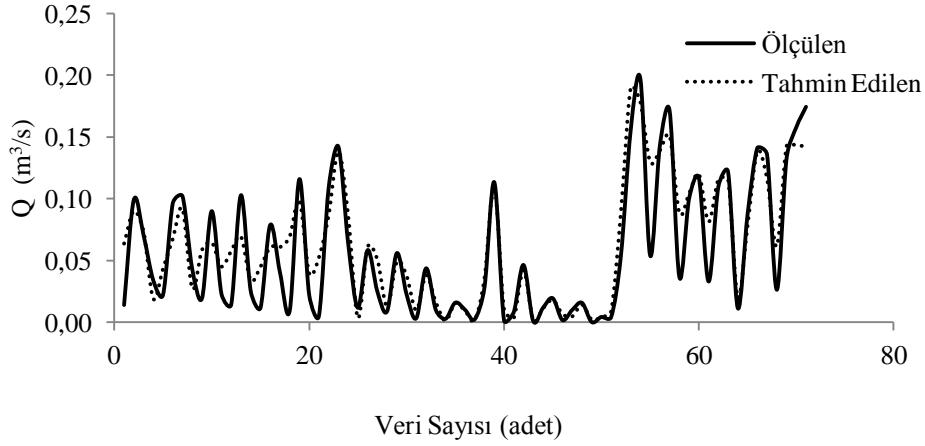
Şekil 6. S_T, n, b, H, B girişli RTYSA (5,0.1,6,1) modeli test aşaması saçılma diyagramı.

Şekil 7. S_T, n, b, H, B giriшли RTYSA (5,0.1,6,1) modeli test aşaması gidiş diyagramı.

Tablo 3. Dört giriшли ANFIS kombinasyonlarının test aşaması hata değerleri.

Giriş	Çıkış	Giriş Üyelik Fonksiyonları (GÜF)								Hatalar		R^2	
		Giriş 1	GÜF	Giriş 2	GÜF	Giriş 3	GÜF	Giriş 4	GÜF	Çıkış Üyelik Fonksiyonu	OMH (m^3/s)		KOKH (m^3/s)
S_T, n, b, H	q	gauss2mf	3	trimf	4	gaussmf	1	gaussmf	5	Cons.	0.017	0.026	0.778
S_T, n, b, B	q	gauss2mf	4	gauss2mf	4	gauss2mf	4	gauss2mf	4	Linear	0.025	0.038	0.544
S_T, n, H, B	q	gauss2mf	4	gauss2mf	4	gauss2mf	3	gauss2mf	4	Linear	0.016	0.023	0.825
S_T, b, H, B	q	gaussmf	4	trapmf	1	gaussmf	5	gaussmf	4	Cons.	0.016	0.024	0.819
n, b, H, B	q	trimf	4	gaussmf	1	gaussmf	5	gauss2mf	4	Cons.	0.018	0.025	0.796

Şekil 8. S_T, n, H, B giriшли ANFIS modeli test aşaması saçılma ve gidiş diyagramı



Şekil 9. S_T , n , H , B girişli ANFIS modeli test aşaması gidiş diyagramı

4. Sonuçlar

Bu çalışmada, Kızılırmak Havzası üzerinde bulunan 3 farklı dere üzerinde 5 farklı istasyonda yapılan hız ve kesit ölçümleri kullanılarak akım tahminleri yapılmıştır. Akım tahmin metotları olarak yapay zeka yöntemlerinden MLP, RBNN ve ANFIS yöntemleri kullanılmıştır. Arazide ölçülen dilim debileri ile modellerin tahminleri karşılaştırılmıştır. Taban eğimi, taban pürüzlülüğü, enkesit dilim genişliği, su yüksekliği ve enkesit genişliği parametreleri giriş verisi olarak çeşitli kombinezonlar halinde denenerek, debiye olan etkileri irdelenmiştir. Oluşturulan YSA ve bulanık mantık modelleriyle elde edilen debi tahminlerinin, ölçülen değerlere oldukça yakınsadığı dağılıma ve gidiş diyagramlarından görülmüştür. Tüm istatistik parametreler (OMH, KOKH ve R^2) karşılaştırıldığında en iyi modelin ANFIS metodundan elde edildiği görülmüştür. OMH'lar karşılaştırıldığında sırasıyla en iyi sonuç $0.016 \text{ m}^3/\text{s}$ ile dört girişli ANFIS modelinde, $0.017 \text{ m}^3/\text{s}$ ile dört girişli ÇKYSA modelinde ve $0.020 \text{ m}^3/\text{s}$ ile beş girişli RTYSA modelinden elde edilmiştir. KOKH değerleri karşılaştırıldığında en iyi sonuç $0.023 \text{ m}^3/\text{s}$ ile dört girişli ANFIS modelinde ve $0.025 \text{ m}^3/\text{s}$ ile dört girişli ÇKYSA modeli ile beş girişli RTYSA modelinden elde edilmiştir. Determinasyon katsayıları (R^2) karşılaştırıldığında sırasıyla en iyi sonuç 0.825 ile dört girişli ANFIS modelinde, 0.808 ile dört girişli ÇKYSA modelinde ve 0.807 ile beş girişli RTYSA modelinden elde edilmiştir. Bütün hata performanslarına bakıldığında en iyi sonuçlar ANFIS modelinden elde edilirken, ÇKYSA ve RTYSA modelleri birbirine çok yakın performans sergilemiştir. Hata performanslarına göre en iyi kombinezonlara bakıldığında ANFIS modelinde; S_T , n , H , B girişlerinden oluşan dörtlü kombinezon, ÇKYSA modelinde; S_T , n , H , B girişlerinden oluşan dörtlü kombinezon, RTYSA modelinde; S_T , n , b , H , B girişlerinden oluşan beşli kombinezon en iyi değeri vermiştir. Sonuç olarak, YSA ve bulanık mantık uygulamalarının akım tahmininde başarılı bir performans sergilediği görülmüştür. Ayrıca enkesitin eşit uzunluktaki dilimlere bölünmesi ve modellerin istasyon bazında geliştirilmesi durumunda gerçek değere çok yakın sonuçlar elde edileceği tahmin edilmektedir.

Kaynaklar

1. Lin, G.F., Chen, L.H., A Non-Linear Rainfall-Runoff Model Using Radial Basis Function Network, *Journal of Hydrology*, 289 (1-4), 1-8, 2004.
2. Cıgızoğlu, H.K., Kişi, Ö., Flow Prediction By Three Back Propagation Techniques Using K-Fold Partitioning of Neural Network Training Data, *Nordic Hydrology*, 36 (1), 1-16, 2005.
3. Kişi, Ö., Multi-Layer Perceptrons with Levenberg-Marquardt Optimization Algorithm for Suspended Sediment Concentration Prediction and Estimation, *Hydrological Sciences Journal*, 49 (6), 1025-1040, 2004.
4. Bhattacharya, B., Solomatine, D.P., Application of Artificial Neural Network in Stage-Discharge Relationships, 4th Int. Conference on Hydroinformatics, *Iowa City, USA*, 1-7, July 23-27, 2000.
5. Sudheer, K.P., Jain, S.K., Radial Basis Function Neural Networks for Modeling Rating Curves. *ASCE, Journal of Hydraulic Engineering*, 8 (3), 161-164, 2003.
6. Lohani, A.K., Goel, N.K., Bhatia, K.K.S., Takagi-Sugeno Fuzzy Inference System for Modeling Stage-Discharge Relationship, *Journal of Hydrology*, 331(1-2), 146-160, 2006.
7. Ardiçioğlu, M., Açık Kanal Akımı Hız-Debi Ölçümleri, *İMO Teknik dergi*, Sayı 250, 3805-3808, 2006.
8. Ardiçioğlu, M., Öztürk, Ö., Tabii Nehirlerde Hız Dağılımı ve Debinin Belirlenmesinde Entropi Yönteminin Kullanılması, *Yedinci Uluslar Arası İnşaat Mühendisliğinde Gelişmeler Kongresi, YTÜ, İstanbul*, 11-13 Ekim, 2006.
9. Ardiçioğlu M., Özdin S., Gemici E., Kalm L., Determination of Flow Properties in Shallow Flow River, *Dryland Hydrology, Global Changes and Local Solutioni Arizona Hydrological Society Symposium, Tucson AZ, USA*, September 1-4, 2010.
10. Ardiçioğlu, M., Gemici E., Özdin S., Doğal Akarsularda Debinin Belirlenmesi, *Tarım Bilimleri Araştırma Dergisi*, 4(2), 73-77, 2011.
11. Özetmel, E., *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık, İstanbul, s. 220, 2006.
12. Kaastra, I., Boyd, M., Designing a Neural Network for Forecasting Financial and Economic Time Series, *Neurocomputing*, 10 (3), 215-236, 1996.

13. Elmas, Ç., Yapay Zeka Uygulamaları. Seçkin Yayıncılık, Ankara, s. 421, 2007.
14. Sağıroğlu, Ş., Beşdok, E., Erler, M., Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I. Yapay Sinir Ağları, Ufuk Kitabevi, Kayseri, s. 422, 2003.
15. Seyman, M. N., Taşpınar, N., Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları Kullanılarak OFDM Sistemlerinde Kanal Dengeleme, 5.Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09), Karabük, 630-633, 13-15 Mayıs, 2009.
16. Dur, E., Temeltaş, H., Kurnaz, S., Optik Akışın Hesaplanması ve Yapay Sinir Ağları ile Yorumlanarak Mobil Robotlar İçin Engel Tespiti ve Kaçınma Davranışında Kullanılması, Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi, 4 (1), 77-87, 2009.
17. Kaynar, O., Zontul, M., Demirkoporan, F., Som Destekli RBF Yapay Sinir Ağları ile Ankara İlinin Doğalgaz Tüketim Tahmini, <http://fbe.trakya.edu.tr/tujs>, Trakya University Journal of Science, 11 (1), 41-49, 2010.
18. Hamzaçebi, C., Kutay, F., Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Elektrik Enerjisi Tüketiminin 2010 Yılına Kadar Tahmini, Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Dergisi, 19 (3), 227-233, 2004.
19. Fırat, M., Sinirsel Bulanık Mantık Yaklaşımı ile Havza Modellemesi, Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, Denizli, s. 184, 2007.
20. Jang, J. S. R., ANFIS Adaptive-Network-Based-Fuzzy Inference Systems, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 23 (3), 665-685, 1993.
21. Demirel, Ö., Kakilli, A., Tektaş, M., ANFIS ve ARMA Modelleri ile Elektrik Enerjisi Yük Tahmini, Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der., 25 (3), 601-610, 2010.
22. Hocaoğlu, F. O., Kurban, M., Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi ile Eskişehir Bölgesi İçin Güneşlenme Süreleri Tahmini, http://www.emo.org.tr/ekler/aea265a9054b3b8_ek.pdf, 2005.
23. Cigizoglu H.K., Estimation Forecasting and Extrapolation of River Flows by Artificial Neural Networks, Hydrological Sciences Journal, 48 (3): 349-361, 2003.
24. Kisi O., Daily Pan Evaporation Modelling Using Multi-layer Perceptrons and Radial Basis Neural Networks, Hydrological Processes 23: 213-223, 2008.
25. Kisi O., Cobaner M., Modelling River Stage-Discharge Relationships Using Different Neural Network Computing Techniques, CLEAN-Soil Air Water, 37(2): 160-169, 2009.
26. Akoz M.S., Cobaner M., Kirkgoz M.S., Oner A.A., Prediction of Geometrical Properties of Perfect Breaking Waves on Composite Breakwaters, Applied Ocean Research, 33 (3): 178-185, 2011.