

## **AKARÇAY NEHRİ AYLIK AKIMLARININ YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TAHMİNİ**

**Mehmet Ali YURDUSEV<sup>1\*</sup>, Müşerref ACI<sup>2</sup>, Mustafa Erkan TURAN<sup>3</sup>, Yılmaz İÇAĞA<sup>4</sup>**

<sup>1</sup>Celal Bayar Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, 45140 Manisa, TÜRKİYE

<sup>2</sup>Bayındırlık Bakanlığı, Yapı İşleri Genel Müdürlüğü, Teknik Daire Başkanlığı, Ankara, TÜRKİYE

<sup>3</sup>Celal Bayar Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, 45140 Manisa, TÜRKİYE

<sup>4</sup>Kocatepe Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Afyon, TÜRKİYE

**Özet:** Akarsulardaki düzenlemeler ve uygulamalar projelendirilirken, güvenilir akım tahminlerinin yapılması büyük bir önem taşımaktadır. Geleneksel akım tahmini yöntemleri, sistemin içerdiği doğrusal olmayan yapısı dolayısı ile etkin tahminler yapmada yetersiz kalabilmektedir. Bunun için alternatif tahmin yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada tahmin uygulamalarında sıkça kullanılan yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak Akarçay kapalı havzasındaki aylık akımların, yağış ve akım gözlemlerinden tahmin edilmesi ele alınmıştır. Havzada mevcut bulunan yağış gözlem istasyonlarının yerleşimi, gözlem aralığı gibi parametreler bağlı olarak 4 ayrı kategoride model tasarlanmıştır. Elde edilen sonuçlar çok değişkenli regresyon analizi sonuçları ile kıyaslanarak Yapay Sinir Ağlarının, akım ve yağış gözlemlerinden, akış tahmini problemine başarılı bir şekilde uygulanabileceği ve güvenli tahminler ürettiği ortaya konmuştur.

**Anahtar Kelimeler:** Yağış-akış modellemesi, Yapay Sinir Ağları (YSA), Akarçay Nehri.

## **MONTHLY FLOW FORECASTING OF AKARÇAY RIVER BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**

**Abstract:** It is very important to make reliable flow forecasts when planning arrangements and applications in rivers. Especially when the amount of investment required for a reservoir promotion is taken into consideration, the reliability in forecasting is of greater importance. Traditional flow forecasting methods can be insufficient because of the uncertainty and non linear characteristics of the system. Therefore alternative forecast methods are needed to achieve better predictions. In this study, the forecasting of flows in a river due to the rainfall in its basin and the former flow observations is investigated. Artificial Neural Networks have been used in similar forecasting applications in recent years. Having been given the theoretical background on the subject, the Akarçay river basin, a closed catchment in Middle Anatolian Region, is selected for the case study. Four types of models are planned due to the parameters such as the placement of rainfall observation stations and observation intervals. The models are formed by training and testing procedures as suitable to the ANN Methodology. The results are compared with those of multi variable regression analysis. These comparisons are presented in tables and graphs. As a result, it is found that Artificial Neural Networks could be successfully applied in the flow forecasts by rainfall observations and are capable of giving reliable forecasts.

**Keywords:** Rainfall-Runoff Modeling, Artificial Neural Networks, Akarçay River.

---

**\*Sorumlu Yazar**

yurdusev@bayar.edu.tr

## 1. GİRİŞ

Yeryüzünde hayatın devam edebilmesi için en gerekli maddelerin başında su gelmektedir. Su kaynakları planlanması ve yönetimi, artan nüfus ve gittikçe zorlaşan çevre şartları etkisiyle artan su talebine paralel olarak çok daha önemli hale gelmiştir. Dolayısıyla su yapılarının geliştirilmesinde çok daha detaylı ve geniş araştırmalar gerekmektedir

Bir akarsu havzası üzerine düşen yağışın akış haline dönüşmesi olayını benzeştiren yağış-akış modelleri özellikle taşkın hidrolojisinde önem taşır. Çeşitli kayıplar çıktıktan sonra yağışın geriye kalan kısmı farklı yolları izleyerek havzada ötelenmekte, biriktirmeler yoluyla sönmülmekte ve sonuçta çıkış noktasındaki akış haline dönüştürülmektedir. Çok karmaşık bir sistem olan akarsu havzası için dönüşüm fonksiyonu bir matematik modelle ifade edilebilir. Matematik modeller parametrik (çok bileşenli, kavramsal) modeller ve kapalı kutu (kara kutu) modelleri olmak üzere genellikle iki türlü değerlendirilmektedir.

Parametrik (çok bileşenli, kavramsal) modeller dönüşüm işlemi sızma, yeraltı akışı, yüzeysel akış gibi bileşenlerine ayırarak analiz ederken bu bileşenlerin aralarındaki ilişkileri fiziksel açıdan oldukça ayrıntılı bir şekilde ifade ederler. Hidrodinamik yasalarının uygulanması güç olduğundan bu modellerde de genellikle basitleştirmeler yapılır. Modeller bir takım biriktirme elemanlarından kurulur, suyun izlediği yola bağlı olarak bu elemanların arasındaki ilişkiler (giren ve çıkan su miktarları) fiziksel özellikleriyle belirlenir. Bu gibi modellerin çok sayıda parametreleri vardır. Belli bir havza için model parametrelerinin değerleri, havzada gözlenmiş olan hidrograflar yeterli bir yaklaşımla modelden elde edilinceye kadar deneme yaparak belirlenir.

Kapalı kutu (kara kutu) modellerinde havzada yer alan olaylar ayrıntılı olarak incelenmeyip havzaya yağışı akışa çeviren kapalı bir kutu gözüyle bakılır. Sistemin dönüşüm fonksiyonunun o havzada gözlenmiş olan yağış ve akış kayıtlarına dayanarak belirlenmesine çalışılır. Bu tip modeller gerçek durumu tam olarak yansıtmaları da uygulaması oldukça basittir, ancak daha önceden denenmemiş koşullar için kullanılmaları hatalara yol açabilir. Kapalı kutu modelleri dönüşüm fonksiyonunun doğrusal olduğunun kabul edilip edilmemesine göre de sınıflara ayrılırlar.

Geleneksel yağış-akış modelleme teorisi doğal olarak sistemi indirgemek, zaman zaman doğrusallaştırmak zorunda kalmaktadır. Bu durum modellerin güvenilirliğini ve modellerin sonuçlarını kuşkuyla yapmaktadır. Buna karşın sistemin içinde ne olup bittiğine bakmadan sadece sistemin girdi-çıkış mekanizmasının öğrenilmesi ile sistem sağlıklı bir şekilde modellenmektedir. Bu konuda insan beyninin çalışma sisteminin taklit ederek geliştirilmiş olan Yapay Sinir Ağları(YSA) uygun bir alternatif sağlamaktadır. YSA bir süredir yapılan çalışmalarda girdi ile çıktı arasındaki ilişkinin modellenmesi için başarılı bir şekilde kullanılmaktadır. YSA'nın çeşitli tip ve mühendislik dallarında uygulanarak sistemlerde, yapay veri üretimi, simülasyon ve tahmin problemlerinin önde gelen yöntemlerinden biri olmuştur.

Bu konuyla ilgili yapılan çalışmalardan bazıları şunlardır. Minns ve Hall [1996] ileri beslemeli ve geriye yayılım metodu kullanarak sentetik olarak üretilmiş verilerden yağış-akış modellemesi yapmışlardır. Shamseldin [1997] ileri beslemeli geri yayılım yapay sinir ağları ile yağış-akış modelini altı havzada uygulamıştır. YSA'nın karşılaştırılan sofistike modellerden daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Sajikumar ve Thandaveswara [1999] İngiltere'deki Lee ve Thuthapuzha nehirlerin temporal geri

yayınımlı yapay sinir ağını kullanarak aylık yağış-akış modeli uygulaması yapmışlardır. Maier ve Dandy [2001], havza-çevre ilişkisini yapay sinir ağlarıyla modellemişlerdir. Keskin ve Terzi [2005] yapay sinir ağları metodunu buharlaşma miktarının belirlenmesinde kullanmışlardır. Alp ve Cıgızoğlu [2004] yapay sinir ağı metotları ve regresyon analizi ile akım tahminleri yapmışlardır. A.B.D., Pennsylvania eyaletindeki, Juniata Nehrine ait günlük akım değerleri kullanılmıştır. İleri beslemeli geriye yayılım metodunun, radyal tabanlı sinir ağı metoduna göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Onüçyıldız ve Yazar [2005], Beyşehir Gölü su seviyesi değişimlerini, giren akım-kayıp akım, yağış, buharlaşma, çekilen akım ve seviye ölçümleri kullanılarak, yapay sinir ağı ile modellemişlerdir.

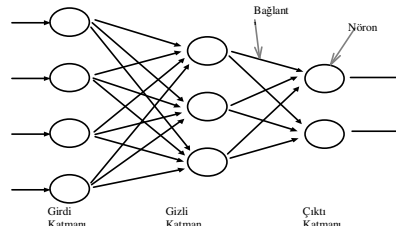
Bu çalışmada bir akarsudaki akımların o akarsuyun havzasındaki yağış ve önceki akım gözlemlerinden tahmin edilmesi ele alınmıştır. Bu amaçla son yıllarda benzer tahmin uygulamalarında sıkça kullanılan yapay sinir ağları yöntem olarak seçilmiştir. Konunun teorik altyapısı verildikten sonra seçilen Orta Anadolu Bölgesinde kapalı bir havza olan Akarçay havzası uygulaması verilmiştir. Havzada mevcut bulunan yağış gözlem istasyonlarının yerleşimi, gözlem aralığı gibi parametreler bağlı olarak 4 tip model tasarlanmıştır. Modeller YSA yöntemine uygun olarak eğitime ve test aşamasından geçirilerek oluşturulmuştur. Sonuçlar çok değişkenli regresyon analizi sonuçları ile kıyaslanmıştır. Bu kıyaslamalar tablo ve grafik olarak sunulmuştur. Elde edilen sonuçlara göre Yapay Sinir Ağlarının, yağış gözlemlerinden, akış tahmini problemine başarılı bir şekilde uygulanabileceği ve güvenli tahminler ürettiği ortaya konmuştur.

## 2. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağları, insan beynindeki sinir hücrelerinden esinlenerek geliştirilen yapay sinir hücrelerinin değişik bağlantı geometrileri

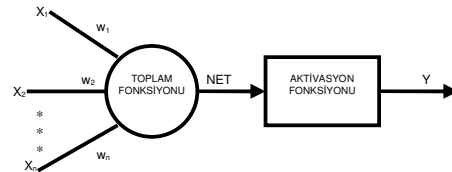
ile birbirlerine bağlanarak oluşan karmaşık sistemler olarak tanımlanmaktadır. Bilgi işlem süreçleri olarak nitelendirilebilen yapay sinir ağları, verilen girdilere karşı çıktılar üreten bir kara kutuya benzetilebilir [Kohonen, 1988].

Çok katmalı yapay sinir ağları nöronlar, nöronların yanyana gelerek oluşturduğu katmanlar ve katmanları birbirine bağlayan bağlantılardan oluşmaktadır. Girdilerin ağa alındığı ilk katmana girdi katmanı, ağına çıktılarını dışarıya veren katmana çıktı katmanı ve bu katmanlar arasında kalan katmanlara da gizli katman adı verilir.(Şekil 1)



Şekil 1. Çok Tabakalı Yapay Sinir Ağı Yapısı

Şekil 2' de görüldüğü gibi bir nöron, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktılar olmak üzere beş bileşenden meydana gelir. Bir nörondaki gerçekleşen işlemler sırasıyla, nöron girdilerinin ağırlıkla çarpılarak toplam fonksiyonunun girdisini ve toplam fonksiyonunun çıktısı net'in aktivasyon fonksiyonunda işlem görerek nöronun çıktısını  $f(\text{net})$  'i oluşturmasıyla olmaktadır. Aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant sigmoid fonksiyonu kullanılırsa  $f(\text{net})$  Denklem 2 'deki gibi bir ifade elde edilir.



Şekil 2. Yapay Nöron Yapısı

$$net = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \quad (1)$$

$$f(net) = \frac{e^{net} - e^{-net}}{e^{net} + e^{-net}} \quad (2)$$

Çok katmalı yapay sinir ağlarının öğrenmesi, öğretmeli öğrenme stratejisine göredir. Bu stratejiye göre eğitim aşamasında ağa hem girdiler hem de bu girdilerin çıktıları verilerek, girdi ve çıktı arasındaki ilişkiyi öğrenmesi sağlanır. Bu ilişki ağdaki ağırlıklar değiştirilerek olmaktadır. Ağırlıklardaki bu değişimler çeşitli öğrenme algoritmaları ile hesaplanmaktadır. Yapay sinir ağları ile yapılan çalışmalarda en çok kullanılan algoritmalarından biri genelleştirilmiş delta algoritmasıdır.

### 2.1 Genelleştirilmiş Delta Algoritması

Rumelhart (1986) tarafından önerilen bu algoritmada, ağa verilen girdi verisinden üretilen çıktı ile ağdan beklenen çıktı arasındaki hata miktarının minimize edilmesi ile ağın öğrenmesi amaçlanır.  $k=1,2,3,\dots,K$  (Katman sayısı)  $i = 1,2,3,\dots$ (Nöron sayısı) olmak üzere Hata;

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (T_i^k - O_i^k)^2 \quad (3)$$

şeklinde hesaplanır. Burada E, T, O sırasıyla toplam hata, ağdan beklenen çıktı, ağın verilen girdi değerlerine karşılık ürettiği çıktıdır.

Bu hata ağdaki ağırlık değerleri değiştirilerek azaltılır. Bu işlem için çıktı katmanındaki ve ara katmanlardaki nöronların hata miktarları hesaplanır. Çıktı katmanı nöronları için hata

$$\delta_i^K = f'(net_i^K)(T_i^K - O_i^K) \quad (4)$$

Ve ara katmanlardaki nöronlar için hata

$$\delta_i^k = f'(net_i^k) \sum_j \delta_j^K w_{ij}^k \quad (5)$$

şeklinde hesaplanır.  $f'(net_i^k)$  aktivasyon fonksiyonunun türevidir. Yeni ağırlıklar Denklem 6 ile hesaplanır.

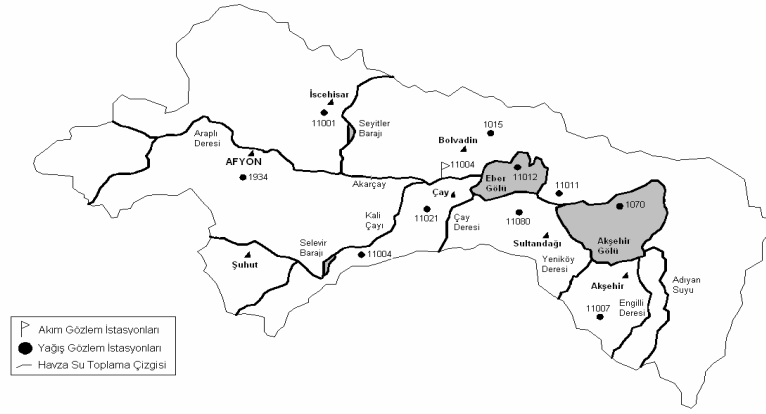
$$w_{ij}^{yeni} = w_{ij}^{eski} + \Delta w_{ij} \quad (6)$$

$$\Delta w_{ij}^k(t+1) = \eta \delta_i^k O_i^k + \beta \Delta w_{ij}^k(t) \quad (7)$$

$\eta$  öğrenme oranını ve  $\beta$  momentum katsayısını ifade eder. Bu işlemler hata miktarı istenilen düzeye ininceye kadar devam ettirilir.

### 3. AKARÇAY HAVZASI YAĞIŞ-AKIŞ MODELLEMESİ

Önemli bir kesimi Afyon il sınırları içerisinde kalan ve doğudan Konya sınırlarına giren Akarçay havzası Ege, Akdeniz ve İç Anadolu bölgelerinin birleştiği bir noktada yerleşmiş olan kapalı bir havzadır. Şekil 3'den de görülebileceği üzere havzada, Eber ve Akşehir Gölüne dökülen Akarçay Nehri ile Kali Çayı, Çay Deresi, Yeniköy Deresi, Engilli Deresi ve Adıyan Suyu gibi küçük dereler mevcuttur. Havza adını yan kolları ile en büyük nehir olan Akarçay'dan almaktadır.



Şekil 3. Akarçay havzası yağış-akım gözlem istasyonları

Bu çalışmada Akarçay havzasının en büyük nehri olan Akarçay'ın mansaba en yakın akım gözlem istasyonu olan 11004 nolu Bolvadin akım gözlem istasyonunun aylık akım değerlerinin tahmini amaçlanmaktadır. Bunun için Bolvadin akım gözlem istasyonunun aylık akım gözlem verileri ile havzadaki 1015 (Bolvadin), 1934 (Afyon), 1070 (Akşehir), 11001 (Seyitler), 11004 (Selevir), 11007 (Cankurtaran), 11011 (Taşköprü), 11012 (Eber), 11021 (Çay), 11080 (Sultandağı) yağış gözlem istasyonlarının aylık gözlem sonuçları kullanılmıştır.

Önce havza üzerinde bulunan 10 yağış istasyonu verilerinin homojenliği çift toplam eğrisi ile test edilmiştir. Tüm yağış istasyonları için çizilen çift toplam yağış eğrilerinden verilerin homojenliğinde bir bozulma olmadığı yani verilerin homojen olduğu sonucuna varılmıştır. Tüm istasyonların yağış verilerinin Bolvadin akım verileriyle ortak süreleri açısından Ekim1969-Ekim1996 su yılı aralığındaki yağış ve akım verileri kullanılmıştır. Bu süre içerisinde eksik verisi bulunan yağış istasyonlarının verileri, diğer istasyonların verileri kullanılarak tamamlanmıştır. Bolvadin istasyonunun akım

değerlerinin tahmini için yağış ve akım değerlerinden yararlanılarak 4 tip akım tahmin modeli hazırlanmıştır.

Her model için çok değişkenli regresyon analizi uygulanmış olup regresyon analizi sonuçları YSA sonuçları ile karşılaştırılmıştır.

İlk modelde, 11004 Nolu Bolvadin istasyonuna ait 5 ay önceye kadar olan akım verileri kullanılarak bir ay sonraki akım değeri tahmin edilmeye çalışılmıştır.

İkinci modelde, Thiessen poligonu ile hesaplanmış havzanın yağış ortalaması verilerinin 5 ay önceye kadar olan bölümü ile Bolvadin istasyonuna ait bir ay sonraki akım değeri tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Üçüncü modelde, havzanın ortalama yağış verilerinin 3 ay önceye kadar olan kısmı ile 11040 Nolu Bolvadin istasyonuna ait verilerin 5 ay önceye kadar olan kısmı kullanılarak bir ay sonraki akım değeri tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Dördüncü modelde, Bolvadin istasyonunun memba kısmında bulunan yağış istasyonlarının verileri ile Bolvadin akımları arasındaki korelasyon katsayısı ve bu yağış

istasyonlarının Bolvadin istasyonuna uzaklıkları dikkate alınarak 6 kombinasyon oluşturulmuştur. Modellerde istasyonlara ait aylık yağış değerlerinin en fazla 1 ay öncesine kadar olan kısmı kullanılarak bu 6 kombinasyon ile bir ay sonraki akım değeri tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Tahmin modellerinde ileri beslemeli geri yayılım yapay sinir ağı kullanılmıştır. Her modelde kullanılan veriler eğitim ve test verisi olarak ayrılmıştır. Bu veriler Denklem 8 ile 0.1 ile 0.9 arasında ölçeklendirilmiştir. Bu denkleme c ve d değerleri sırasıyla 0.9 ve 0.05 olarak seçilmiştir.

$$c \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + d \quad (8)$$

Kullanılan her ağ girdi katmanı, bir gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere 3 katmandan meydana gelmektedir. Gizli katmandaki en uygun hücre sayıları deneme yanılma yöntemi ile belirlenmiştir. Hücrelerde

aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant hiperbolik fonksiyonu kullanılmıştır.

Ağların performanslarının karşılaştırılmasında ortalama karesel hata (OKH) ve belirlilik katsayısı ( $R^2$ ) göz önüne alınmıştır. En uygun model olarak, en küçük ortalama karesel hataya ve en büyük belirlilik katsayısına sahip model seçilmiştir.

### 3.1 Yapay Sinir Ağları İle Önceki Nehir Akımları Kullanılarak Gelecekteki Akım Değerinin Kestirimi

Bu tahmin modelinde, Akarçay Havzası 11040 Nolu Bolvadin akım gözlem istasyonu verilerinin, Ekim 1969 – Eylül 1990 tarihleri arasındaki 252 veri eğitim, Eylül 1990 - Kasım 1995 tarihleri arasındaki 62 veri test aşamasında kullanılmıştır. Tahmin edilecek aya ait veri, 5 ay öncesine kadar olan veriler kullanılarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. Kurulan akım tahmin modellerinin eğitim aşamasına ait, gizli katman hücre sayıları (GTHS) ve performans değerleri Tablo 1’de verilmiştir.

**Tablo 1.** YSA ile akış-akış tahmini eğitime sonuçları

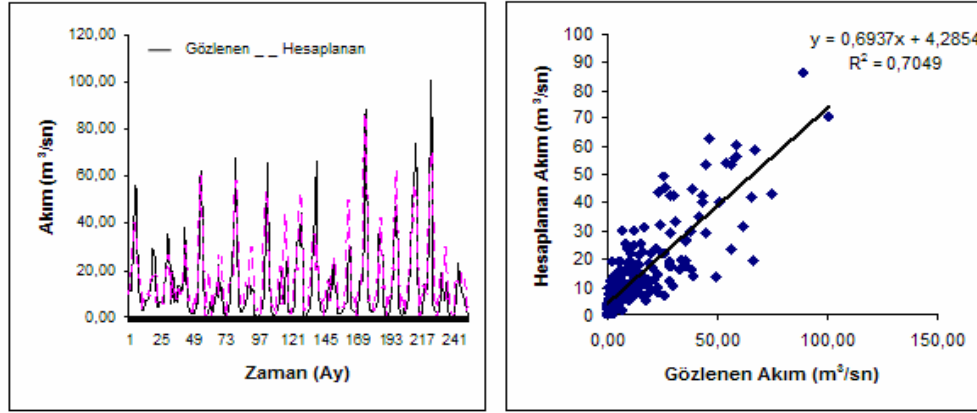
Model	Girdi	GTHS	OKH	R2
MI1	Q(t-1)	5	0.084	0.416
MI2	Q(t-1), Q(t-2)	8	0.078	0.661
<b>MI3</b>	<b>Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)</b>	<b>8</b>	<b>0.008</b>	<b>0.705</b>
MI4	Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4)	8	0.074	0.679
MI5	Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5)	5	0.069	0.670

Sonuçlar içerisinde en düşük ortalama karesel hata ve en yüksek belirlilik katsayısı değerlerine MI3 yapay sinir ağı modeli sahiptir. Bu model girdi tabakasındaki hücre sayısı 3, gizli tabakadaki hücre sayısı 8 ve çıktı tabakasındaki hücre sayısı 1 dir.

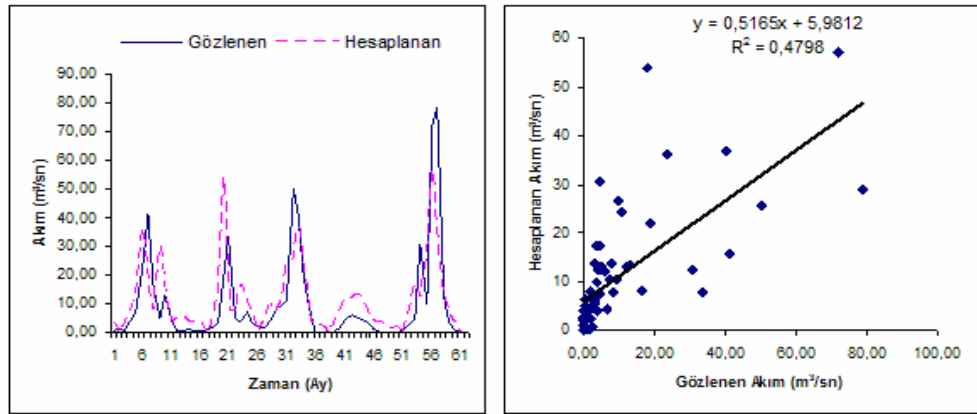
Bu modelin eğitim aşaması, test aşaması ve çok değişkenli regresyon analizine ait

sonuçlar ile bu sonuçların saçılma diyagramları Şekil 4-5-6’da görülmektedir. Çok değişkenli regresyon analizi ile ortalama kare hatası (OKH=0.111) ve belirlilik katsayısı ( $R^2=0.521$ ) olarak elde edilmiştir. Bu değerler yapay sinir ağları ile bulunan sonuçlar ile (OKH=0.008,  $R^2=0.705$ ) kıyaslandığında YSA modelinin akım

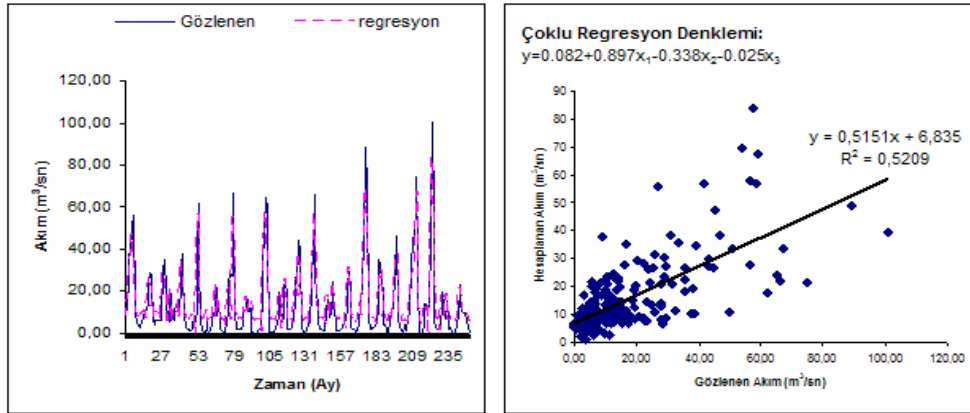
kestiriminde regresyondan çok daha başarılı sonuçlar verdiğini göstermektedir.



Şekil 4. MI3 eğitim verileri için akım tahmini ve saçılma diyagramı



Şekil 5. MI3 ile test verileri için akım tahmini ve saçılma diyagramı.



Şekil 6. Regresyon analizi ile akım tahmini ve saçılma diyagramı

### 3.2 Yapay Sinir Ağları İle Yağış Verileri Kullanılarak Gelecekteki Akım Değerinin Tahmini

Bu tahmin modelinde, Thiessen poligonu ile hesaplanmış havzanın yağış ortalaması verilerinin 5 ay önceye kadar olan bölümü ile Bolvadin istasyonuna ait bir ay sonraki akım değeri edilmeye çalışılmıştır.

Ekim 1969 – Ocak 1975 tarihleri arasındaki 64 değer test, Şubat 1975 - Eylül 1996 tarihleri arasındaki 260 değer de eğitim aşamasında kullanılmıştır. Kurulan akım tahmin modellerinin eğitim aşamasına ait, gizli katman hücre sayıları ve performans değerleri Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2. Yapay Sinir Ağları ile yağış-akış modellemesi eğitime sonuçları

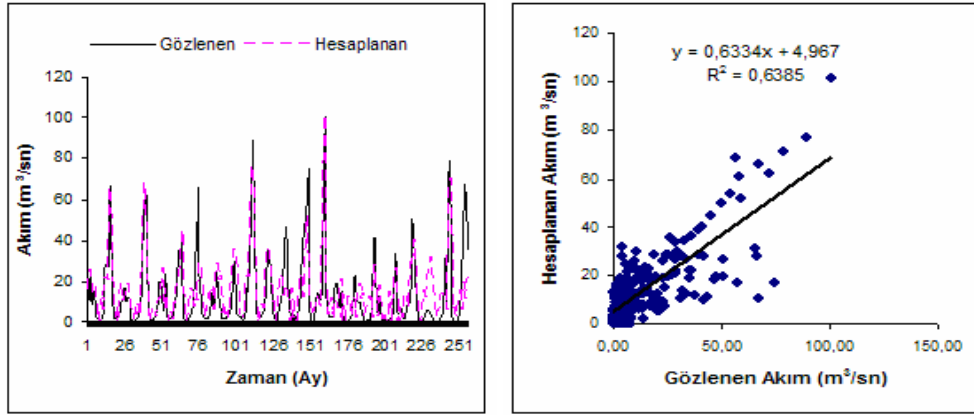
Model	Girdi	GTHS	OKH	R2
MII1	P(t)	8	0.020	0.231
MII2	P(t), P(t-1)	8	0.018	0.293
MII3	P(t), P(t-1), P(t-2)	4	0.016	0.384
MII4	P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3)	8	0.015	0.408
MII5	P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), P(t-4)	6	0.010	0.630
<b>MII6</b>	<b>P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), P(t-4), P(t-5)</b>	<b>5</b>	<b>0.009</b>	<b>0.639</b>

Sonuçlar içerisinde en düşük ortalama karesel hata ve en yüksek belirlilik katsayısı değerlerine MII6 yapay sinir ağı modeli sahiptir. Bu model girdi tabakasındaki hücre sayısı 6, gizli tabakadaki hücre sayısı 5 ve çıktı tabakasındaki hücre sayısı 1’dir. Bu modelin eğitim aşaması, test aşaması ve çok değişkenli regresyon analizine ait

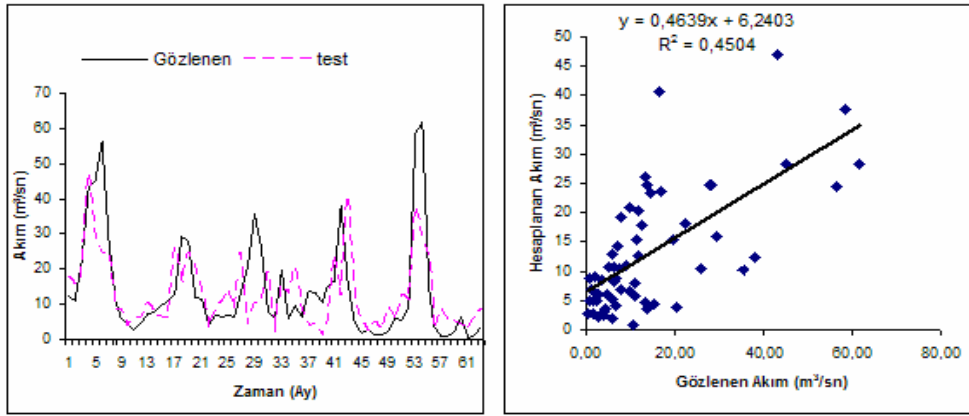
sonuçlar ile bu sonuçların saçılma diyagramları Şekil 7-8-9’de görülmektedir.

MII6 ağının sonucu ile regresyon analizi sonrasında elde edilen ortalama kare hatası ve belirlilik katsayısı kıyaslandığında (OKH=0.018, R2=0.300) YSA’ nın akım tahmininde daha başarılı olduğu görülmektedir

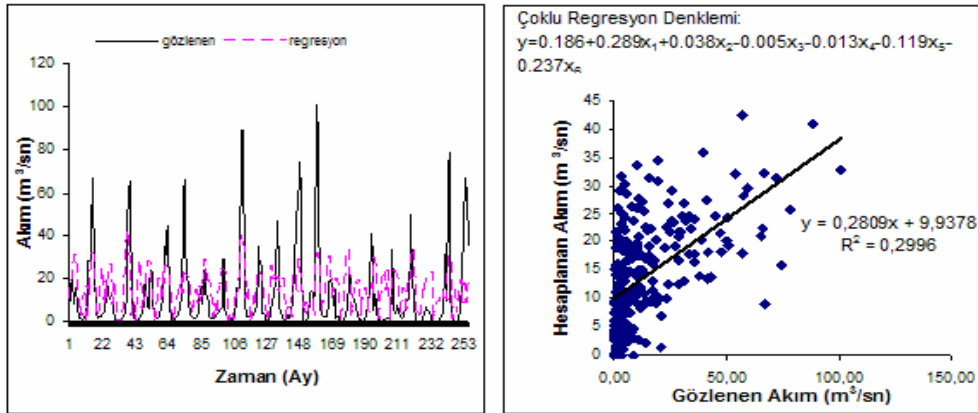




Şekil 7. MII6 eğitim verileri için akım tahmini ve saçılma diyagramı



Şekil 8. MII6 ile test verileri için akım tahmini ve saçılma diyagramı



Şekil 9. Regresyon analizi ile akım tahmini ve saçılma diyagramı

### 3.3 Yapay Sinir Ağları İle Yağış Verileri Ve Önceki Nehir Akımları Kullanılarak Gelecekteki Akım Değerinin Tahmini

Bu tahmin modelinde, havzanın ortalama yağış verilerinin 3 ay önceye kadar olan kısmı ile 11040 Nolu Bolvadin istasyonuna ait verilerin 5 ay önceye kadar olan kısmı

kullanılarak bir ay sonraki akım değeri tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Ekim 1969 – Kasım 1974 tarihleri arasındaki 62 değer test aşamasında, Şubat 1991 - Nisan 1996 tarihleri arasındaki 319 değer de eğitim aşamasında kullanılmıştır.

Kurulan akım tahmin modellerinin eğitim aşamasına ait, gizli katman hücre sayıları ve performans değerleri Tablo 3’ te verilmiştir.

**Tablo 3.** Yapay Sinir Ağları ile yağış-akış-akış tahmini eğitime sonuçları.

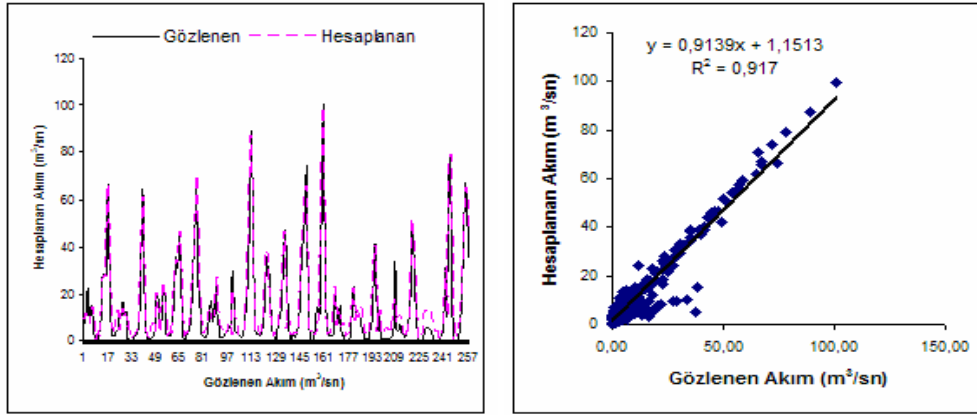
Model	Girdi	GTHS	OKH	R2
MIII1	P(t),Q(t-1)	7	0.012	0.541
MIII2	P(t), P(t-1),Q(t-1)	2	0.009	0.642
MIII3	P(t), P(t-1), P(t-2), Q(t-1)	7	0.010	0.622
MIII4	P(t), Q(t-1), Q(t-2)	8	0.007	0.729
MIII5	P(t), P(t-1), Q(t-1), Q(t-2)	4	0.007	0.713
MIII6	P(t), P(t-1), P(t-2), Q(t-1), Q(t-2)	1	0.005	0.805
MIII7	P(t), Q(t-1), Q(t-2),Q(t-3)	8	0.005	0.820
MIII8	P(t), P(t-1), Q(t-1), Q(t-2),Q(t-3)	5	0.003	0.898
MIII9	P(t), P(t-1), P(t-2), Q(t-1), Q(t-2),Q(t-3)	4	0.004	0.835
MIII10	P(t), Q(t-1), Q(t-2),Q(t-3),Q(t-4)	5	0.003	0.877
MIII11	P(t), P(t-1), Q(t-1), Q(t-2),Q(t-3),Q(t-4)	4	0.004	0.857
MIII12	P(t),P(t-1),P(t-2),Q(t-1),Q(t-2),Q(t-3),Q(t-4)	8	0.002	0.914
MIII13	P(t), Q(t-1), Q(t-2),Q(t-3),Q(t-4),Q(t-5)	5	0.004	0.834
<b>MIII14</b>	<b>P(t), P(t-1), Q(t-1), Q(t-2),Q(t-3),Q(t-4), Q(t-5)</b>	<b>6</b>	<b>0.002</b>	<b>0.917</b>
MIII15	P(t), P(t-1), P(t-2), Q(t-1), Q(t-2),Q(t-3), Q(t-4), Q(t-5)	7	0.003	0.886

Sonuçlar içerisinde en düşük ortalama karesel hata ve en yüksek belirlilik katsayısı değerlerine MIII14 yapay sinir ağı modeli sahiptir. Bu model girdi tabakasındaki hücre sayısı 3, gizli tabakadaki hücre sayısı 8 ve çıktı tabakasındaki hücre sayısı 1 dir.

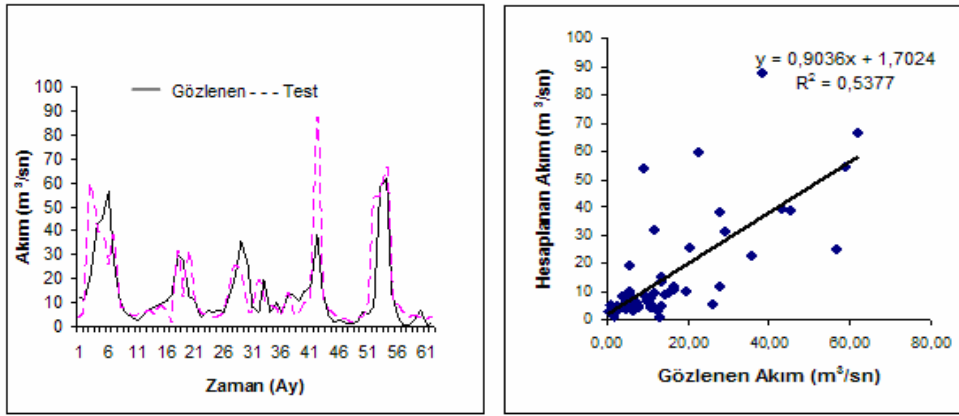
Bu alternatifte girdi tabakasındaki hücre sayısı 7, gizli tabakadaki hücre sayısı 6 ve çıktı tabakasındaki hücre sayısı 1 dir.

Bu modelin eğitim aşaması, test aşaması ve çok değişkenli regresyon analizine ait sonuçlar ile bu sonuçların saçılma diyagramları Şekil 10-11-12’ de görülmektedir.

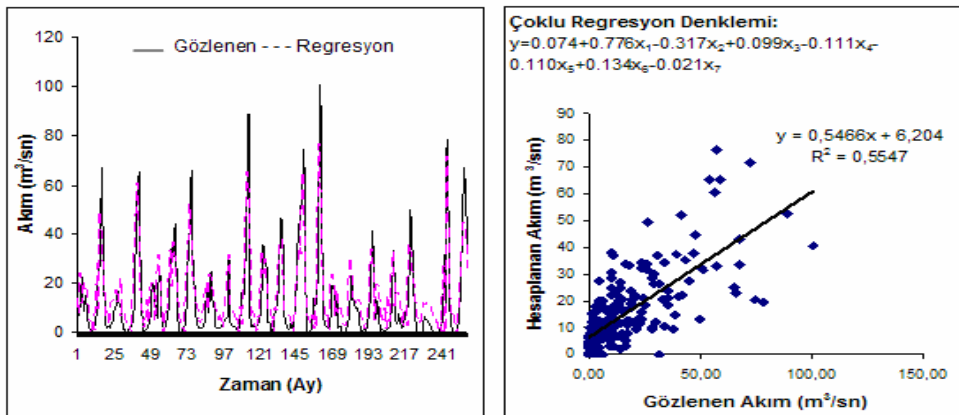
MIII14 ağıının sonucu ile regresyon analizi sonrasında elde edilen ortalama kare hatası ve belirlilik katsayısı (OKH=0.012, R2=0.5547) kıyaslandığında yapay sinir ağları ile akım tahminin daha başarı ile uygulanacağı görülmektedir.



Şekil 10. MIII14 ile eğitim verileri için akım kestirimi ve saçılma diyagramı.



Şekil 11. MIII14 ile test verileri için akım kestirimi ve saçılma diyagramı.



Şekil 12. Regresyon analizi ile akım tahmini ve saçılma diyagramı.

### 3.4 Yapay Sinir Ağları İle İstasyon Yağış Verileri Kullanılarak Gelecekteki Akım Değerinin Tahmini

Bu modelde, Bolvadin istasyonunun memba kısmında bulunan yağış istasyonlarının verileri ile Bolvadin akımları arasındaki korelasyon katsayısı ve bu yağış istasyonlarının Bolvadin istasyonuna uzaklıkları dikkate alınarak 6 kombinasyon oluşturulmuştur. Modellerde istasyonlara ait aylık yağış değerlerinin en fazla 1 ay öncesine

kadar olan kısmı kullanılarak bu 6 kombinasyon ile bir ay sonraki akım değeri tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Ekim 1969 – Aralık 1974 tarihleri arasındaki 63 değer test, Ocak 1975 - Ağustos 1996 tarihleri arasındaki 260 değer de eğitim aşamasında kullanılmıştır. Tablo 6'da da gösterildiği gibi istasyon modellerinin en iyisi ile akış-akış modelinin en iyisi girdi olarak kullanılıp akım tahmin edilmeye çalışılmıştır.

**Tablo 4.** Yapay Sinir Ağları ile istasyon yağışları-akış tahmini eğitime sonuçları.

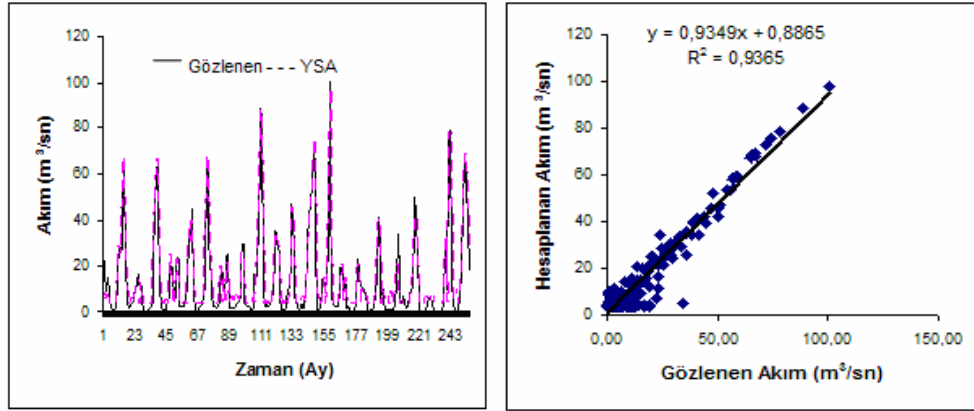
Model	Girdi	GTHS	OKH	R2
MIV1	Afyon(t),Selevir(t),Çay(t),Seyitler(t)	2	0.014	0.441
MIV2	Afyon(t),Selevir(t),Çay(t),Seyitler(t), Afyon(t-1),Selevir(t-1),Çay(t-1),Seyitler(t-1)	7	0.004	0.861
MIV3	Afyon(t),Çay(t),Seyitler(t)	4	0.016	0.395
MIV4	Çay(t),Seyitler(t)	6	0.017	0.335
MIV5	Çay(t)	4	0.018	0.293
<b>MIV6</b>	<b>Afyon(t),Selevir(t),Çay(t),Seyitler(t), Afyon(t-1),Selevir(t-1),Çay(t-1), Seyitler(t-1),Q(t-1), Q(t-2),Q(t-3)</b>	<b>3</b>	<b>0.001</b>	<b>0.937</b>

Sonuçlar içerisinde en düşük ortalama karesel hata ve en yüksek belirlilik katsayısı değerlerine MIV6 yapay sinir ağı modeli sahiptir. Bu model girdi tabakasındaki hücre sayısı 11, gizli tabakadaki hücre sayısı 3 ve çıktı tabakasındaki hücre sayısı 1 dir.

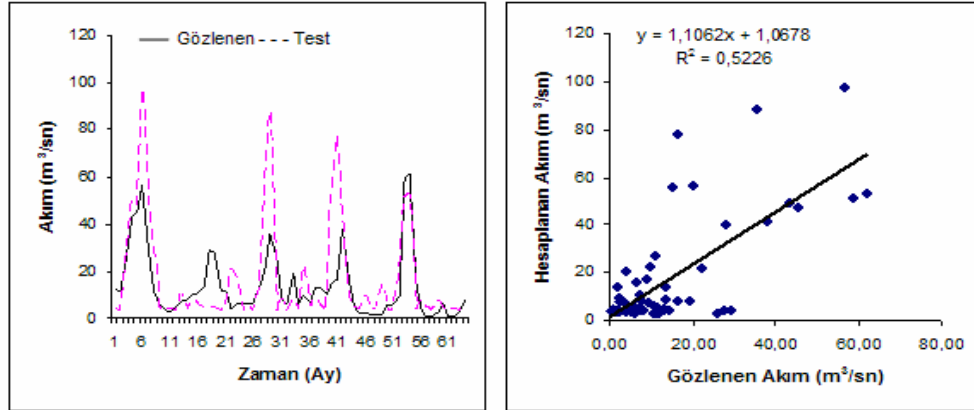
Bu modelin eğitim aşaması, test aşaması ve çok değişkenli regresyon analizine ait

sonuçlar ile bu sonuçların saçılma diyagramları Şekil 13-14-15'de görülmektedir.

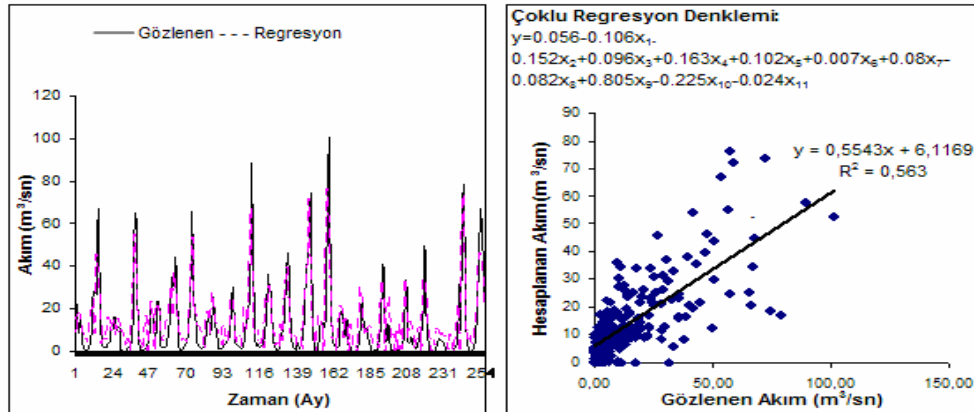
MIV6 ağının sonucu ile regresyon analizi sonrasında elde edilen ortalama kare hatası ve belirlilik katsayısı (OKH=0.012, R2=0.563) kıyaslandığında YSA ile akım tahmininin daha başarı ile uygulanacağı görülmektedir.



Şekil 13. YSA ile eğitim verileri için akım kestirimi ve saçılma diyagramı.



Şekil 14. YSA ile test verileri için akım kestirimi ve saçılma diyagramı.



Şekil 15. Regresyon analizi ile akım tahmini ve saçılma diyagramı.

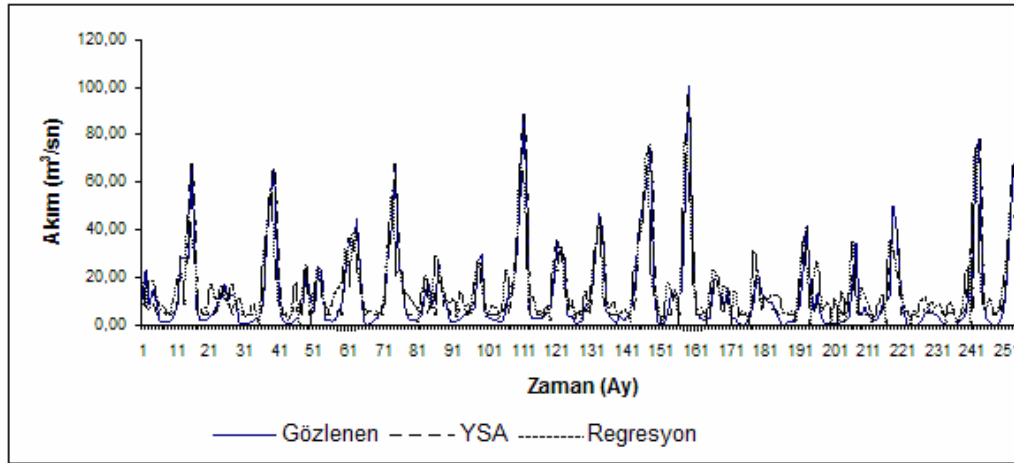
#### 4. SONUÇ

Yukarıda detaylı bir şekilde açıklanan 4 ayrı kategoride yapılan denemelere ait yine yukarıda bahsedilen en uygun modeller toplu olarak Tablo 5’de verilmiştir. Bu tablodan görüleceği üzere Bolvadin akımlarını tahmin

etmede en uygun model istasyon yağışlarının ve akımın girdi olarak kullanıldığı modeldir. Bu model kullanılarak bulunan akım değerleri gözlenen akımlarla beraber Şekil 16’de verilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere YSA verileri Regresyon verilerinden daha iyi bir şekilde gözlenen akımları temsil etmektedir

**Tablo 5.** En uygun modellere ait sonuçlar

Model	Girdi	GTHS	YSA		Regresyon	
			OKH	R2	OKH	R2
MI3	3	8	0.008	0.705	0.111	0.521
MII6	6	5	0.009	0.639	0.018	0.300
MIII14	7	6	0.002	0.917	0.012	0.555
MIV6	11	3	0.001	0.937	0.012	0.563



**Şekil 16.** En uygun modele ait akım değerleri

Akarsulardaki düzenlemeler, uygulamalar projelendirilirken güvenilir akım tahminleri büyük bir önem taşımaktadır. Özellikle hazne tasarım problemlerinde yapılacak yatırımın büyüklüğü dikkate alınırsa tahminlerin güvenilirliği çok daha büyük önem taşımaktadır. Geleneksel akım tahmini yöntemleri sistemin içerdiği belirsizlikler ile sistemin doğrusal olmayan karakteristikleri ile etkin tahminler yapmada yetersiz

kalabilmektedir. Bunun için alternatif tahmin yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmada lineer olmayan sistem davranışının modellenmesindeki başarısından dolayı bir kara kutu modeli olan yapay sinir ağları, akım tahminlerinde kullanılmıştır.

Bu çalışmada bir akarsudaki akımların o akarsuyun havzasındaki yağış gözlemlerinden tahmin edilmesi ele alınmıştır. Uygulama için

Orta Anadolu Bölgesinde kapalı bir havza olan Akarçay havzası seçilmiştir. Havzada mevcut bulunan yağış gözlem istasyonlarının yerleşimi, gözlem aralığı gibi parametrelere bağlı olarak 4 farklı tip model tasarlanmıştır. Modeller YSA metodolojisine uygun olarak eğitime ve test aşamasından geçirilerek oluşturulmuştur. İleri beslemeli geriye yayılımı metodu ile yapay sinir ağı mimarileri kurulmuş ve elde edilen tahmin sonuçları regresyon analizi sonuçlarıyla mukayese edilmiştir. Yapılan çalışmalar sonucu aşağıdaki sonuçlar gözlenmiştir.

- İlk olarak önceki nehir akımları kullanılarak gelecekteki akım değeri tahmin edilmeye çalışılmıştır. İleri beslemeli geriye yayılımı algoritmalı yapay sinir ağı kullanarak bulunan sonuçlar regresyon analizi sonucuyla kıyaslanmış ve yapay sinir ağlarıyla akım tahmininin daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.
- Thiessen yağış ortalamaları kullanılarak akım tahminleri yapılmıştır. İleri beslemeli geriye yayılımı algoritmalı yapay sinir ağı kullanarak bulunan sonuçlar regresyon analizi sonucuyla kıyaslanmış ve yine ileri beslemeli geriye yayılımı metodunun akım kestiriminde daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Ayrıca en iyi sonucu veren yağış modelinden de görüldüğü gibi 5 ay önceye kadar olan yağışın t anındaki akımı tahmin etmede daha yüksek korelasyon verdiği görülmüştür.
- Ortalama yağış ve önceki akım değerleri kullanılarak akım tahminleri yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar regresyon analizi sonuçlarıyla mukayese edildiğinde akım değerlerini tahmin etmede yapay sinir ağlarının daha başarılı olduğu görülmüştür.
- Yapay sinir ağları ile mimbada bulunan istasyonların yağış değerleri ve önceki akım değerleri kullanılarak gelecekteki akım tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlar regresyon analizi sonuçlarıyla mukayese edildiğinde akım değerlerini tahmin etmede yapay sinir

ağlarının daha başarılı olduğu görülmüştür [ACI, 2006].

Bu çalışmada Yapay Sinir Ağlarının yağış akış modellemesine başarılı bir şekilde uygulanabileceği ve geleneksel regresyon analizinden çok daha iyi sonuçlar vereceği ortaya konmuş olmasına rağmen yöntemin başarısı sağlıklı ve yeterli miktarda verinin mevcut olmasına bağlıdır. Bu nedenle veri toplama ve işleme sistemleri sistematik bir şekilde sağlanmalıdır. Örnek olarak bu çalışmada kullanılan veriler mevcut olan yeni değerler kullanılarak modellerin oluşturulması çok daha anlamlı olabilirdi. Fakat veri teminindeki güçlükler bunu mümkün kılmamıştır. Yine de elde edilen verilerle başarılı bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

Bu çalışmada aylık verilerle çalışılmıştır. Benzer uygulamalar günlük hatta saatlik verilerle de yapılmalıdır. Bu durumda gecikme süreleri çok daha anlamlı olacak ve daha başarılı uygulamalar yapılabilecektir.

### **Kaynaklar**

- ACI, M “Yapay sinir ağları ile hidrolojik modelleme”, Yüksel lisans tezi, Celal Bayar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Manisa, 2006
- Alp, M. ve Cıgızoğlu, H.K., “Farklı yapay sinir ağı metodları ile yağış-akış ilişkisinin modellenmesi”, İTU dergisi, Cilt:3, Sayı:1, 80-88, 2004
- Kohonen, T., An Introduction to Neural Computing, Neural Networks, 1, 3-6, 1988
- Maier, H.R. ve Dandy, G.G. , “Neural Network Based Modelling of Environmental Variables,” In: A Systematic Approach, 33, 669-682., 2001
- Minns, A.W., Hall, M.J., “Artificial neural networks as rainfall-runoff models,” Hydrological Sciences Journal, , 41(3), 399-417, 1996

Onüçyıldız, M. ve Yarar, A., Beyşehir Gölü Su Seviyesi Değişimlerinin Yapay Sinir Ağları ile Belirlenmesi, II.Ulusal Su Mühendisliği Sempozyumu, 21-24 Eylül 2005, İzmir, Türkiye, 2005

Rumelhart, DE., Hinton, GE., and Williams, R J., Learning internal representation by error propagation. in parallel distributed processing : Explorations in the microstructures of cognition, MIT Press, Cambridge, MA., 1986.

Sajikumar, N. Thandaveswara, B. S.“A non-linear rainfall-runoff model using an artificial neural network” Journal of Hydrology, Vol. 216, pp. 32-55, 1999

Shamseldin, A, Y. “Application of a neural network technique to rainfall-runoff modeling” Journal of Hydrology, Vol. 199, pp. 272–294,

Terzi, Ö, Keskin, M.E., “Yapay sinir ağları yaklaşımı kullanılarak günlük tava buharlaşması tahmini” İMO Teknik Dergi, 3683-3693, 2005

*Geliş Tarihi: 30/10/2007*

*Kabul Tarihi: 16/01/2008*