

Zaman Serileri Kullanılarak Nehir Akım Tahmini ve Farklı Yöntemlerle Karşılaştırılması

Abdüsselam ALTUNKAYNAK¹, Eyyup Ensar BAŞAKIN^{2*}

^{1,2}İstanbul Teknik Üniversitesi, Hidrolik ve Su Kaynakları Mühendisliği, İstanbul, Türkiye

Geliş / Received: 25/09/2017, Kabul / Accepted: 11/12/2017

Öz

İnsan hayatının devam ettirilmesi ve refah seviyesinin artırılması için su kaynakları büyük önem arz etmektedir. Su kaynaklarının korunması, geliştirilmesi ve kullanımı için iyi bir planlama şarttır. Bu planlamaların en önemli adımı ise kullanılacak su kaynağının mevcut potansiyeli ve gelecekteki potansiyelin belirlenmesidir. Bir su kaynağının gelecekte sahip olması beklenen potansiyelin belirlenmesi için bazı matematiksel tahmin modelleri kullanılmaktadır. Bu çalışmada da Amerika'da bulunan Columbia Nehri'nin 1950-1960 yılları arasında ölçülmüş olan günlük akım verileri kullanılarak matematik modeller geliştirilmiştir. Bu modeller aşamasında Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi yöntemi (ANFIS), Yapay Sinir Ağları ile Doğrusal Olmayan Otoregresif Model(NAR) ve Otoregresif Hareketli Ortalama Modeller(ARIMA) kullanılmıştır. Modellerin tahmin performansları istatistiksel kriterlere göre değerlendirilmiştir. Bulanık Mantık Model tahmin sonuçları NAR ve ARIMA model tahmin sonuçlarından daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Arima, Bulanık mantık, Hidroloji, Yapay sinir ağları

Prediction of River Flow Using Time Series and Comparison with Different Methods

Abstract

Maintaining and improving the quality of living standards of human life on the water resources is most important. It is necessary to make a good planning to protect, develop and use of water resources. The most important step is to determine the existing potential of water resources to use and the potential to likely have in the future. Some mathematical prediction methods have been used to determine expected potential to have in the future. In this study, mathematical models using. Daily flow data of Columbia river, which was measured in the USA between 1950 and 1960 were formed. In the stage of modelling Adaptive Network Based Fuzzy Logic Inference System Method(ANFIS), Artificial Neural Network Nonlinear Autoregressive Models (NAR) and Autoregressive Moving Average models were used. Models are tested by statistical criteria and Fuzzy Logic Inference System model prediction was found better than NAR and ARIMA methods.

Keywords: Arima, Artificial Neural Network, Fuzzy Logic, Hydrology

1. Giriş

Su canlı hayatının devam etmesi için gerekli olan en temel maddelerden biridir. Artan insan nüfusuna cevap verebilecek temiz su kaynaklarının korunması ve geliştirilmesi, inşaat mühendisliği disiplininin başlıca çalışma alanlarından biri haline gelmiştir. Su sahip olduğu potansiyel sayesinde insanoğlunun enerji ihtiyacını karşılayan başlıca doğal kaynaklar arasındadır. Mevcut su potansiyelinin verimli kullanımı su yapılarının geliştirilmesi ve inşa edilmesi

gerekmektedir. Farklı maksatlar için yapılması düşünülen su yapılarının inşası öncesinde, üzerine tesis yapılması istenen su kaynağının davranışının tespit edilmesi gereklidir. Akım ölçüm istasyonlarının gözlem değerleri ile mümkündür. Nehir akım debilerinin zaman serisi kullanılarak ileriye dönük tahmin yapılabilmektedir. Bu tahminler bazı matematik modeller kullanılarak yapılmaktadır. Genel olarak regresyon analizi en çok kullanılan klasik yöntemlerden biridir. Öte yandan son zamanlarda sıkça kullanılan yapay sinir

ağları, bulanık mantık gibi yapay zekâ metotları da hidroloji de kullanılmaya başlanmış ve başarılı tahminler elde edilmiştir. Almanya'daki iki ayrı nehir için yapay sinir ağları ve nöro-bulanık bir sistem kullanarak kısa süreli su seviyesi tahmini yapmışlardır. Yapay sinir ağları ve bulanık sistemler, lineer istatistiksel modellerin aksine doğrusal olmayan modelleme yapmış ve daha başarılı sonuçlar elde etmiştir (Bazartseren vd., 2003). Yapılan çalışmada (Okkan ve Serbeş, 2011), yapay sinir ağı (LM-YSA) modeli geliştirerek, Keban Barajı'nı besleyen 3 nehrin günlük akım debilerini tahmin etmeye çalışmıştır. LM-YSA modelleri stokastik AR(p) modelleri ile karşılaştırılmıştır. Kurulan tüm modellerin hemen hemen yaklaşık sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Fakat yapay sinir ağlarının çok az farkla daha iyi tahminler yaptığı çalışmada alınan bir diğer neticedir. Hindistan'da Baitarani Nehri'nin akışını modellemek için (Nayak vd., 2004), hidrolojik zaman serisi kullanarak ANFIS tarafından bir tahminde bulunmuşlardır. ANFIS ile yapılan tahminde orijinal akış serisinin istatistiksel özelliklerinin korunduğu gözlemlenmiş ve başarılı bir tahmin ortaya çıkmıştır. ANFIS yönteminin Yapay sinir ağları ve geleneksel yöntemlerden daha üstün olduğu kanıtlanmıştır. (Okkan ve Dalkılıç, 2012), Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağı modeli (RTYSA) geliştirerek, Büyük Menderes Havzası'nda yer alan Kemer Baraj Havzası'na ait aylık akımları tahmin etmeye çalışmışlardır. Girdi olarak yağış, sıcaklık ve 1 ay önceki yağış değerlerini kullanan RTYSA modeli 225 aylık akım verileri kullanılarak eğitilmiş; 97 aylık akım verileri ile test edilmiştir. Tahmin değerlerinin başarısı istatistiksel olarak sınıanmış ve aylık akım tahminlerinde başarı ile kullanılabilceği gösterilmiştir. See ve Openshaw (2000), Nehir akışı ve sel öngörme problemine bir çözüm sağlamak için, yapay zekâ temelli dört farklı metot sunmuşlardır. Sinir ağlarından istatistiksel

belirleyicilere kadar değişen bireysel modeller Skelton'daki Ouse Nehri için tek başına bağımsız olarak geliştirmişlerdir. Bulanık mantığın Bayes modeline eklenmesi, genel değerlendirmeleri düşündüğümüzde, diğer çok modellenli ve bireysel yaklaşımlardan daha üstün genel sonuçlar verdiğini göstermişlerdir. Yiğitler Çayı'nın günlük akımlarının modellendiği diğer bir çalışmada, Levenberg-Marquardt eğitim algoritmasına sahip yapay sinir ağı ile model oluşturmuşlardır. Levenberg-Marquardt algoritması, diğer algoritmalarda olduğu gibi öğrenme oranı, momentum oranı gibi birden çok parametre içermemesi, diğer algoritmalara kıyasla daha hızlı yakınsaması ve daha güvenilir sonuçlar vermesi ile öne çıkmaktadır. Bu çalışmada ysa modellerinin sonuçları çoklu doğrusal regresyon modeli sonuçları ile karşılaştırılmış ve ysa modellerinin daha iyi sonuçlar verdiğini gözlemlenmiştir (Okkan ve Mollamahmutoğlu, 2010). Çalışmalarında, akış katsayısının ve dolayısıyla yağış- akış formülizasyonunun çeşitli belirsizlik varyasyonları, istatistik, olasılık, pertürbasyon ve son olarak bulanık sistem modellemesi açısından sunmuşlardır. Bulanık mantık yaklaşımının, çeşitli alternatif akış hesaplama yöntemleri arasında en az görelî hata ürettiği sonucuna varılmıştır (Şen ve Altunkaynak, 2006). Lohani vd., (2012), Zaman serilerinde kullanılan klasik ANFIS metodundan farklı olarak, önceki girdileri ve aylık periyodik döngüsel koşulları içeren girdi veri vektörüyle birlikte eğitilen ANFIS modeli geliştirmiştir. Sadece önceki girdileri göz önüne alan girdi vektörleri ile eğitilen ANFIS modelleriyle karşılaştırıldığında, öngörme doğruluğunda belirgin bir iyileşme gösterdi. Kasiviswanathan vd., (2016) yaptıkları çalışmada Canada'da bulunan Bow nehri verileri ile taşkın tahmini yapmışlardır. Çalışmada yapay sinir ağlarına ek olarak dalgacık dönüşümlü yapay sinir ağları kullanmışlardır. Dalgacık dönüşümü bir önışleme sürecidir ve zaman serisinin

bantlara ayrılarak farklı frekanslarda temsil edilmesini içermektedir. Sonuçlar dalgacık dönüşümlü yapay sinir ağlarının, yapay sinir ağları modelinden daha iyi sonuçlar verdiğini ispatlamıştır. Yaseen vd., (2017) aylık akım tahmini için sezgisel algoritma ve bulanık mantık mantığının bir birleşimi model oluşturmuşlardır. Önerilen modelde ANFIS çıkarım sistemi eğitim aşamasında ateş böceği algoritması kullanılmıştır. Normal ANFIS modelleri ile karşılaştırıldığında ateş böceği algoritması ile eğitilen ANFIS modellerinin akım tahmini için daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

2. Materyal ve Metot

2.1 Bulanık Mantık

Bulanık mantık temelleri ilk kez Zadeh tarafından geliştirilmiş, klasik Aristo mantığındaki keskin geçişleri yumuşatmak ve tanım aralığını genişletmek için kullanılmıştır (Zadeh, 1965). Matematiksel olarak tam tanımlanamayan veya karışık denklem takımları içeren modellerin, bulanık mantık yardımıyla sözel olarak ifadesi mümkün kılınarak problemlerin çözümü basitleştirilmeye çalışılmıştır. Girdi veya girdi gruplarının bulanık mantık kullanılarak bir çıktı ile ilişkilendirilmesi bulanık çıkarım olarak adlandırılır. Bu çıkarım bünyesinde üyelik fonksiyonları, mantıksal işlemler ve Eğer-İse kurallarını içerir. Bu sistemler hidroloji, meteoroloji ve su kaynakları gibi alanlarda başarıyla uygulanmıştır (Altunkaynak, 2010). Litaratürde iki adet bulanık çıkarım sistemi bulunmaktadır. Bunlar Mamdani ve Takagi-Sugeno'dur. Mamdani'nin bulanık çıkarım metodu, en yaygın bulanık yöntemidir. Mamdani çıkarım sistemi, çıktı üyelik fonksiyonlarını bulanık kümeler olarak alır. Toplama sürecinin ardında, her çıktı için bir bulanık küme oluşur. Bulanıklaştırma, kesin bir değere ulaşmak için vazgeçilmezdir. Bu yaklaşım, az verilere sahip durumlar için ve sorunla

ilgili sözel ifadeler için uygundur (Mamdani, 1974). Buna karşın, Takagi-Sugeno yaklaşımı sadece sayısal verileri gerektirir ve sözel veriyle çalışmaz. Bu sebeple, Takagi-Sugeno yaklaşımı, veri tabanlı bir yöntemdir ve sayısal giriş-çıkış verileri sağlandığında daha iyi sonuç verir (Takagi ve Sugeno, 1985).

Takagi-Sugeno yönteminde Eğer-İse kuralı,

Eğer ($x_1 = A_{11}$) ve ($x_2 = A_{12}$) İse ($z_1 = p_{10} + p_{11} x_1 + p_{12} x_2$) dir.

Eğer ($x_1 = A_{21}$) ve ($x_2 = A_{22}$) İse ($z_2 = p_{20} + p_{21} x_1 + p_{22} x_2$) dir.

Veya

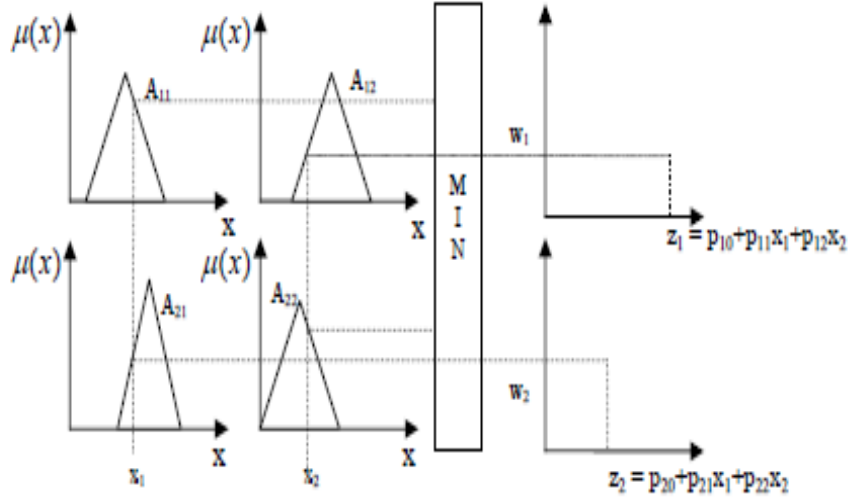
Eğer ($x_1 = A_{11}$) ve ($x_{22} = A_{12}$) İse ($z_1 = c_1$) dir.

Eğer ($x_1 = A_{21}$) ve ($x_2 = A_{22}$) ise ($z_2 = c_2$) dir.

Takagi-Sugeno çıkarım yöntemine göre gösterimi Şekil-1 de gösterilmiştir.

Burada bir veya birden çok girdi değişkeni tek çıktı değişkeni (z_i) vardır. Çıktı değişkeni olan z_i , x_1 ve x_2 girdi değişkenlerinin lineer bir fonksiyonu olabildiği gibi sabit (c_i) bir sayıda olabilir. w_1 ve w_2 girdilerin üyelik derecelerini göstermektedir. Çıktı değişkeni doğrusal bir fonksiyon olarak tanımlandığında p_{10} , p_{11} ve p_{12} bu fonksiyonun parametreleridir. Bu parametreler her kural için farklı değerlere sahiptir. Parametre değerleri hesaplanırken başlangıçta girdi değişkenlerinin ilk değerleri için rastgele değerler atanır. Bu başlangıç p_i tahminleri kullanılarak girdi değişkenlerine ait (x_1 ve x_2) tüm değerler için çıktı değişkeninin (z_i) değerleri tahmin edilir. Bu değerler ve her bir kural için tespit edilen eşik değerleri kullanılarak;

Sonuç değeri = $\frac{\sum_{i=1}^N w_i z_i}{\sum_{i=1}^N w_i}$ değerine ulaşır.



Şekil 1. Takagi-Sugeno Yönteminin Gösterimi

2.2. Oto regresif Modeller

Hidrolojik modellerde zaman serisi değerleri arasındaki içsel bağımlılık kullanılarak yapılan tahmin çalışmaları, oto regresif modelleme konularının kapsamına girmektedir. Bu modelleme çalışmalarında kullanılmak üzere zaman serisi değerleri günlük, haftalık, aylık, mevsimlik ve yıllık olabilmektedir. Durağan hale getirilmiş seriler için bu modellerin genel denklemi aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

$$z_i = \sum_{j=1}^p a_j z_{i-j} + \sigma_\varepsilon \zeta_i \quad (1)$$

Denklemden p , model parametresini; a_1, \dots, a_p , modele ait oto regresif parametreleri; z_{i-j} , j zaman önceki akımı; σ_ε kalıntı bileşeninin standart sapmasını ve ζ_i rastgele bağımsız standart normal sayıları ifade etmektedir. Tüm doğa olayları gibi akım değerleri de genellikle durağan özelliğe sahip değildir. Serilerin oto regresif modeller kullanılarak modellenmesi için normal dağılım ve durağan yapıya sahip olmaları gerekmektedir. Akım değerlerini durağanlaştırmak için zaman serisi değerlerinin birer farkları alınabilir, logaritmaları alınabilir veya seri ortalaması ve standart sapması yardımıyla

standartlaştırılabilir. Serinin durağanlık kontrolü Dickey-Fuller testi ile yapılabilmektedir (Dickey ve Fuller, 1981). Doğrusal durağan stokastik modeller oto regresif, hareketli ortalama ve oto regresif hareketli ortalama modeli olmak üzere üç şekildedir.

Oto regresif model (AR);

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \varphi_3 X_{t-3} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Hareketli ortalama (MA) model;

$$X_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_3 \varepsilon_{t-3} - \dots - \theta_p \varepsilon_{t-p} \quad (3)$$

Oto regresif hareketli model (ARMA) ise;

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varphi_2 X_{t-2} + \varphi_3 X_{t-3} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \theta_3 \varepsilon_{t-3} - \dots - \theta_p \varepsilon_{t-p} \quad (4)$$

şeklinde tanımlanmaktadır.

X_t tahmin yapılan andaki değeri, φ oto regresif (AR) modelin parametresini, θ hareketli ortalama (MA) modelinin parametresini, ε_t hata terimini göstermektedir.

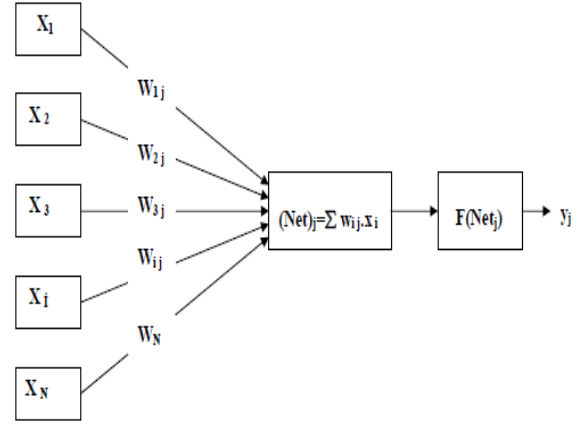
Denklemden bulunan parametreler otokorelasyon değerleri cinsinden

hesaplanabilmektedir. Durağanlaştırmak için farkı alınan otoregresif hareketli ortalama modeli ARIMA(p,d,q) şeklinde ifade edilir. İfadede bulunan p otoregresif modelin(AR) derecesini, d fark derecesini (I), q hareketli ortalama modelin derecesini göstermektedir. Uygun ARIMA (p,d,q) modelini belirlemek üzere her bir seriye ilişkin otokorelasyon ve kısmi otokorelasyon fonksiyonları incelenir, parametrelerin anlamlılığı kontrol edildikten sonra uygun modelin seçimi için AIC (Akaike bilgi kriteri) ve BIC (Schwartz Bayesci bilgi kriteri) kriterlerinden yararlanır ve en iyi sonuçları üreten model öngörü modeli olarak seçilerek ileriye yönelik tahminler gerçekleştirilir (Gersch vd., 1973).

2.3. Yapay Sinir Ağları(YSA)

Geleneksel yöntemlerin aksine yapay sinir ağlarıyla ileriye dönük tahminlerde bulunmak daha etkili sonuçlar verebilmektedir. Hidrolojide kullanılan değişkenlerin kompleks ve lineer olmaması yapay sinir ağlarında tahminlerin daha da etkili olmasını sağlamaktadır. Karışık olmayan ve bir şebeke şeklinde olan yapay sinir ağları nöronlardan oluşan lineer olmayan bir devredir. İşlem elemanı olarak tanımlanan nöronların kendi aralarında tek yönlü iletim yolu bulunan bağlantıları vardır. İşlem elemanlarına istenildiği kadar giriş bağlantısı yapılabilirken tek bir veya daha fazla çıktısı olabilir. Çıkışları ileten bağlantı yollarında gecikmeler olabilir. Çıkış matematiksel tipte isteğe bağlı bir biçimde reel, devamlı veya iki tabanlı olabilir (Yarar, 2007). Girdilerin yapay sinir ağı modelindeki önemini ağırlıklar sağlamaktadır. Bu sebeple modelin doğruluğu ağırlık değerlerinin optimum şekilde belirlenmesine bağlıdır. Ağırlıklı girdilerin bi toplamı olarak net fonksiyonu elde edilir. Hücrelere iletilen bu net girdiler bir aktivasyon fonksiyonuna tabi tutulmaları ile çıktılara ya da ara katmandaki hücrelere iletilecek olan girdilere dönüştürülmektedir (Öztemel, 2003).

Aktivasyon fonksiyonu doğrusal ve doğrusal olmayan şeklinde iki tip olabilir. Uygulamalarda genellikle sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Yapay sinir ağlarında mimarinin oluşturulması kadar ağı oluşturulmasında yani eğitiminde kullanılacak algoritma da önem arz etmekte ve bu aşamada ağı girdilere karşılık kendine verilen çıktıları öğrenmesi amaçlanmaktadır. Genel olarak çok katmanlı YSA algoritmalarının işleyişi ileriye doğru hesaplama ve geriye doğru hesaplama olmak üzere iki aşamada gerçekleşmektedir. Bundan dolayı bu tür algoritmalara ileri beslemeli geri yayımlı yapay sinir ağı algoritmaları da denmektedir.



Şekil 2. Basit Bir Yapay Sinir Ağı

2.4. Tahmin Başarısının Sınanması

Modelin başarısını ölçmek için akla ilk gelen ve sıklıkla kullanılan metot Hata Kareleri Ortalaması(HKO) dır. Ek olarak yapılan modellerin istatistiksel başarısı verimlilik katsayısı (VK) formülü yardımı ile hesaplanmıştır. Verimlilik Katsayısı formülü Nash-Sutcliffe parametresi olarak literatürde geçmektedir (Nash ve Sutcliffe, 1970). Formül ölçülen değerlere karşılık gelen tahmin değerlerin ne oranda doğruluğa yaklaştığını ifade eder.

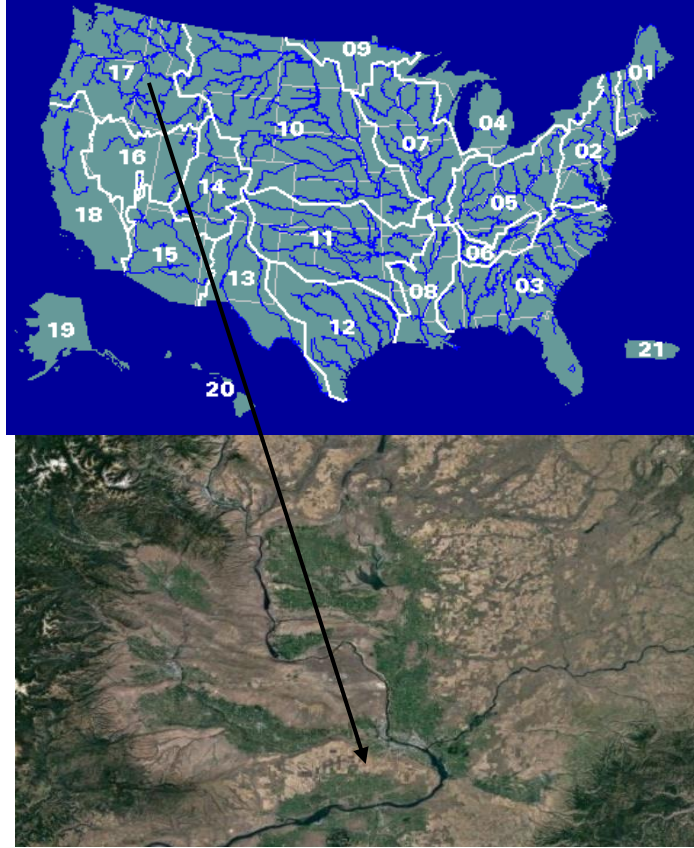
$$HKO = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (H_{Ti} - H_{Gi})^2 \quad (6)$$

$$VK = 1 - \frac{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (H_{Ti} - H_{Gi})^2 \right]}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (H_o - H_{Gi})^2 \right]} \quad (5)$$

Denklemdaki ifadeler; VK=Verimlilik Katsayısı, n=toplam gözlem ve tahmin değeri sayısı, H_{Ti} =i nci akım tahmin değeri, H_{Gi} =i nci akım ölçüm değeri, H_o =Ölçülen akım değerleri ortalamasıdır. Bu katsayı hata karelerinin ortalaması ve gerçekleşen değerlerin varyansına bağlı bir parametre olup, hata karelerinin gerçekleşen değerlerin varyansına oranının birden çıkarılması ile elde edilir. Verimlilik katsayısı değerinin 1'e yaklaşması tahmin başarısının çok yüksek olduğunun göstergesidir.

3. Bulgular

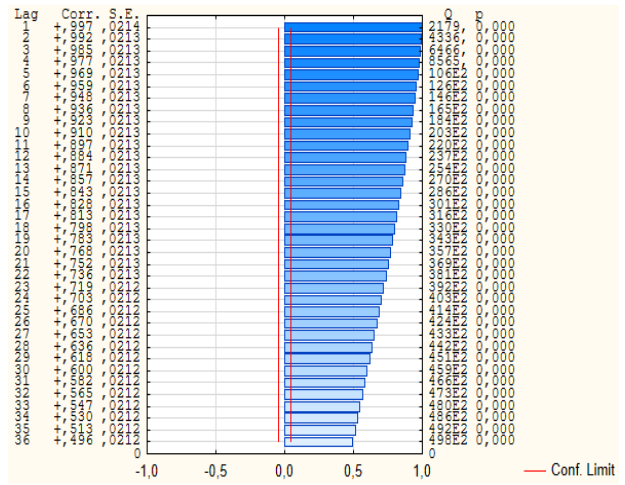
Bu çalışmada, Amerika'da bulunan Columbia nehrine ait 1950-1960 yıllarına ait günlük akım değerleri kullanılmıştır. Columbia nehri Pacific Northwest eyaleti sınırları içerisinde, Enlem: 46°37'44" Boylam: 119°51'49" koordinatlarında bulunmaktadır. Yaklaşık olarak 2.000 kilometre uzunluğa sahiptir. Drenaj alanı yaklaşık 250.000 km²'dir. 3650 adet günlük akım değerleri USGS internet sitesi yardımıyla, 12472800 no'lu istasyondan temin edilmiştir. Nehre ait günlük ortalama debi değeri 3845 m³/s, maksimum debi değeri 15461 m³/s, minimum debi değeri ise 996 m³/s dir.



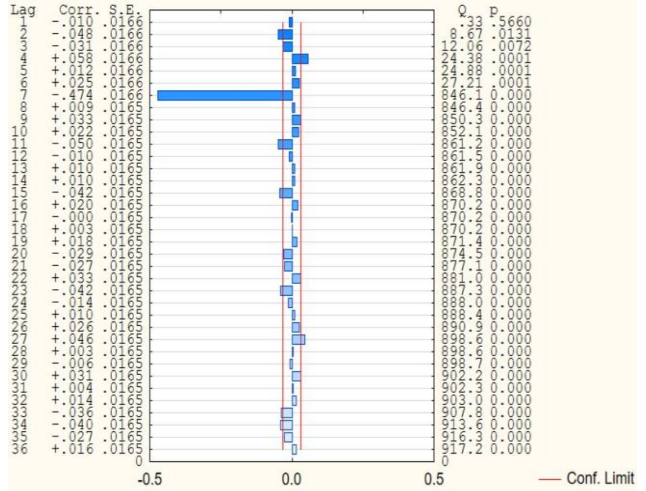
Şekil 3. Columbia Nehrinin Lokasyonu

Bulanık mantık modellemeleri MATLAB programında bulunan ANFIS eklentisi sayesinde gerçekleştirilmiştir. Veri setinin %60'lık kısmı eğitim geri kalan %40'lık kısım test olarak alınmıştır. Girdi değerleri bir gün önceki akım değeri (t-1), iki gün önceki akım değeri (t-2) ve üç gün önceki akım değeri (t-3), çıktı ise bugün(t) dır. Ağın eğitimi esnasında 2 adet alt küme kullanılmıştır. Alt küme sayısı arttırıldığında test hataları çok yüksek çıkmaktadır. Bu sebeple iki alt küme tahmini yapılacak seri için en uygun sayı olarak tespit edilmiştir. Farklı üyelik fonksiyonu şekilleri de denenmiş, en uygun üyelik fonksiyonu şeklinin üçgen olduğu görülmüştür. En başarılı tahmin bir önceki (t-1) gerçekleştirilen tahmin olmuştur. Veri setinin ilk %60'lık kısmı blok olarak eğitim, takip eden kısmı ile blok olarak test gerçekleştirilmiştir. Modelimizin girdi değerleri zaman serisindeki bir gün önceki değer (t-1), iki gün önceki değer (t-2), üç gün önceki (t-3) değerler olmaktadır. Çıktı değeri ise bugün (t) olarak seçilmiştir. Yapay sinir ağlarında bulunan 3 farklı öğrenme fonksiyonu çalışmalarında denenmiştir. Gizli nöron sayısı ise literatürde belirtilen karmaşık olmayan bir model oluşturacak şekilde 3 ile 7 arasında değiştirilmiştir. Gizli nöron sayısının artması modelin karmaşıklaşmasına yol açacağı bilindiğinden gizli nöron sayısında artışa gidilmemiştir. Aktivasyon fonksiyonu olarak Sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. YSA ile yapılan modellemelerde en başarılı model bir ve iki gün önceki değerlerin beraber kullanıldığı (t-1, t-2), Bayesian Regularization eğitim fonksiyonu ile eğitilen ve 4 gizli nöronun kullanıldığı model başarılı olmuştur. Otopregresif modellerin kurulumu öncesinde durağan olmayan zaman serisinin, birinci derece farkı alınarak durağan hale getirilmiş ve daha sonra model parametreleri STATISTICA programı yardımı ile bulunmuştur. Denenen çeşitli otopregresif, hareketli ortalama, otopregresif hareketli

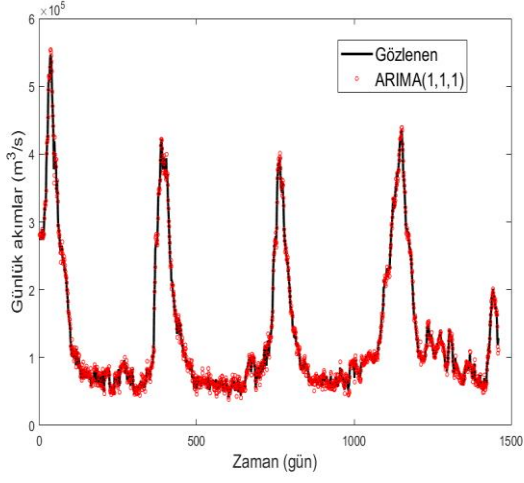
ortalama modelleri arasında ARIMA (1,1,1) en küçük Akaike değerini vermiş ve tüm parametreler istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. Daha sonra kalıntıların dağılım grafiği incelenmiş olup hataların normal dağıldığı görülmüştür. Kalıntı otokorelasyon grafiği de incelendiğinde kalıntıların durağan seri özelliğine benzer davrandığı görülmüş ve bu da modellemenin anlamlı olduğunun göstergesidir. Denklem parametrelerinin bulunmasının ardından tahminler yapılmış ve daha sonra gerekli dönüşümlerle orijinal tahminler gerçekleştirilmiştir.



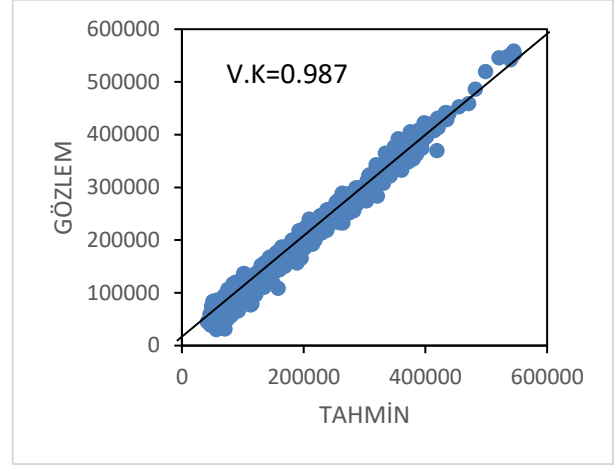
Şekil 4. Orijinal serinin otokorelasyon grafiği



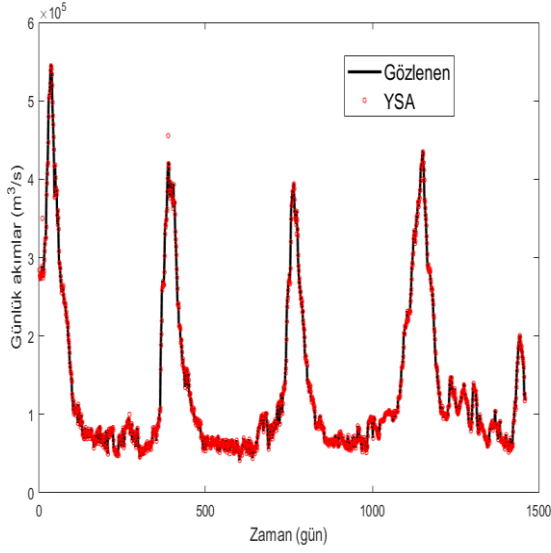
Şekil 5. Durağan hale getirilen zaman serisinin otokorelasyon grafiği



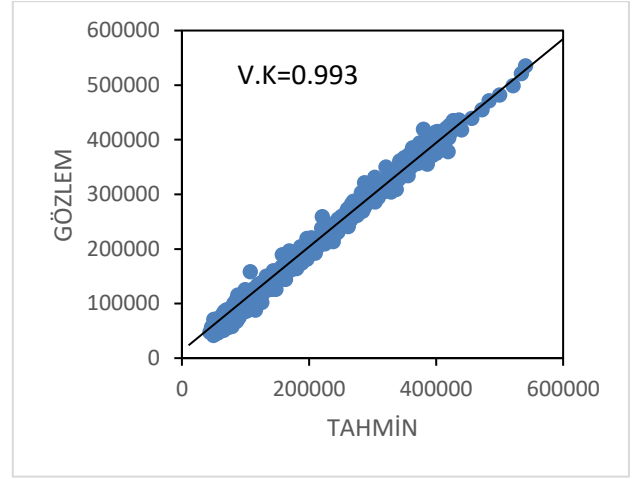
Şekil 6. ARIMA tahmin-gözlem zaman serileri



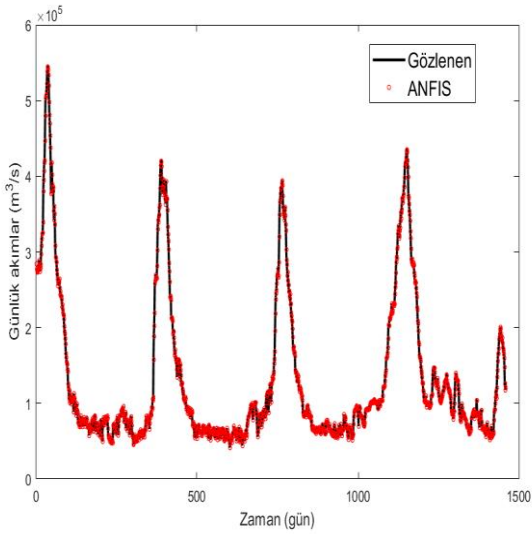
Şekil 9. ARIMA metodu



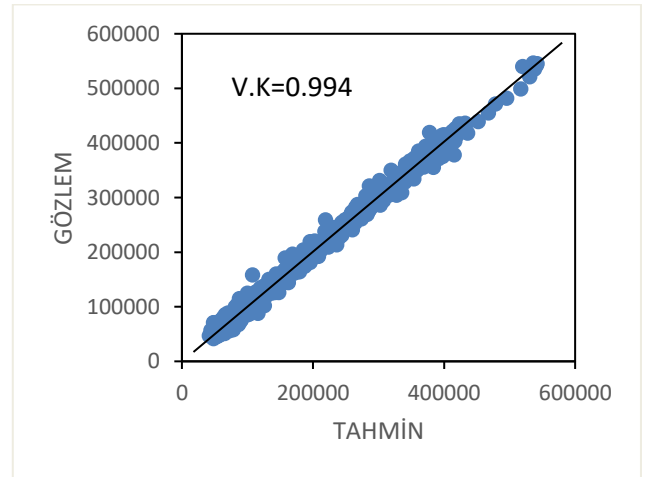
Şekil 7. YSA tahmin-gözlem zaman serileri



Şekil 10. Yapay sinir ağları metodu



Şekil 8. ANFIS tahmin-gözlem zaman serileri



Şekil 11. ANFIS metodu

4. Sonuçlar ve Tartışma

Bu çalışmada günlük akım değerlerinin zaman serisi kullanılarak ileriye dönük akım tahmini yapılmıştır. Tahmin çalışmaları kapsamında farklı bilimsel alanlarda sıklıkla kullanılmaya başlanan bulanık mantık metodu hidrolojik verilere de uygulanabilirliği denenmiştir. Bulanık mantık metodunun başarısı farklı tahmin yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Yapay sinir ağları (YSA), bulanık mantık(ANFIS) ve otoregresif hareketli ortalama(ARIMA) modelleri karşılaştırma yapılan yöntemlerdir. Günlük akım verilerinde içsel bağımlılığın çok kuvvetli olması sebebiyle bir ve/veya iki gün önceki değerler kullanılarak yapılan modellerin tamamı çok iyi tahminde bulunmuşlardır. Tahmin başarısını sergileyen grafikler (Şekil 9, Şekil 10, Şekil 11) verilmiştir. En başarılı tahmin ANFIS tarafından yapılan modelleme kapsamında gerçekleşmiştir. Klasik stokastik modellerin modelleme işlemine başlamadan önce sağlanması gereken bazı koşullar vardır. Bunlar, normal dağılım, durağanlık, sabit varyans. Doğa olaylarının düzensiz davranışlar sergilemesi, modelleme öncesi bu şartların sağlanması için ön işlemler gerektirmektedir. Bu işlemler araştırmacıların fazladan zaman ve efor sarf etmesine sebep olmaktadır. Bulanık mantık ve yapay sinir ağları ise herhangi bir ön işlem gerektirmeden tüm doğa olaylarının modellenmesinde basit şekilde kullanılmaktadır. Hidroloji alanında çalışma yapan araştırmacılar için geliştirilebilir yöntemler olarak ilerleyen zamanlarda sıkça kullanılabilirlerdir.

5. Kaynaklar

Altunkaynak, A. 2010. A predictive model for well loss using fuzzy logic approach. *Hydrological Processes*, 24(17), 2400-2404.

- Bazartseren, B., Hildebrandt, G., & Holz, K. P. 2003. Short-term water level prediction using neural networks and neuro-fuzzy approach. *Neurocomputing*, 55(3), 439-450.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. 1981. Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Econometrica*, 49(4), 1057-1072.
- Gersch, W., Nielsen, N. N., Akaike, H. 1973. Maximum likelihood estimation of structural parameters from random vibration data. *Journal of Sound and Vibration*, 31(3), 295-308.
- Kasiviswanathan K.S., He Jianxun, Sudheer K.P. & Tay Joo-Hwa. 2016. Potential application of wavelet neural network ensemble to forecast streamflow for flood management. *Journal of Hydrology* 536 161–173
- Lohani, A. K., Kumar, R., Singh, R. D. 2012. Hydrological time series modeling: A comparison between adaptive neuro-fuzzy, neural network and autoregressive techniques. *Journal of Hydrology*, 442, 23-35.
- Mamdani, E. H. 1974. Application of fuzzy algorithms for simple dynamic plant, *Proc. IEE* 121,1585–1588.
- Nash, J. E., Sutcliffe, J. V. 1970. River flow forecasting through conceptual models. *J.Hydrol.*, 10(3), 282–290.
- Nayak, P. C., Sudheer, K. P., Rangan, D. M., & Ramasastri, K. S. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 291(1),52-66.
- Okkan, U. ve Dalkılıç, H.Y. 2012. Radyal tabanlı yapay sinir ağları ile kemer barajı aylık akımlarının modellenmesi. *İMO Teknik Dergi*, 5957-5966
- Okkan, U. ve Mollamahmutoğlu, A. 2010. Yiğitler çayı günlük akımlarının yapay sinir ağları ve regresyon analizi ile modellenmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 23, 33-48

- Okkan, U. ve Serbeş, Z.A. 2011. Keban barajına giren günlük akımların yapay sinir ağları ve stokastik yöntemler kullanılarak modellenmesi. e-Journal of New World Sciences Academy Engineering Sciences, 6(4), 1526-1539.
- Öztemel, E. 2003. Yapay Sinir Ağları”. Papatya Yayıncılık. İstanbul
- See, L., & Openshaw, S. 2000. A hybrid multi-model approach to river level forecasting. Hydrological Sciences Journal, 45(4), 523-536.
- Şen, Z., & Altunkaynak, A. 2006. A comparative fuzzy logic approach to runoff coefficient and runoff estimation. Hydrological Processes, 20(9), 1993-2009.
- Takagi, T., & Sugeno, M. 1985. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-15(1), 116-132.
- Yarar, A. 2010. Modelling of Precipitation Streamflow Data of Susurluk Basin. (Ph.D Thesis), Selçuk University,
- Yaseen Z.M. vd. 2017. Novel approach for streamflow forecasting using a hybrid ANFIS-FFA model. Journal of Hydrology, 554-263–276.
- Zadeh, L. A. 1965. Fuzzy sets. Information and Control, 8 (3), 338-353.