

Orta Akdeniz Havzasındaki Akımların Stokastik Modellemesi

M. Erol KESKİN*
E. Dilek TAYLAN**

ÖZ

Çalışmada Orta Akdeniz Havzasındaki Dim Çayı, Manavgat Çayı ve Köprüçay'a ait aylık akımların tahmini için stokastik modeller geliştirilmiştir. Modellerin oluşturulmasında, 9-13, 9-18 ve 9-02 akım gözlem istasyonlarına ait sırasıyla 36, 42, 57 yıllık veriler kullanılmıştır. Her bir akarsu için geliştirilen otoregresif modeller (Auto Regressive-AR) içerisinde, Dim Çayı için AR(2), Manavgat Çayı ve Köprüçay için ise AR(3) modelleri seçilmiştir. En uygun modelin seçimi aşamasında Akaike Bilgi Kriteri Testi uygulanmış ve aynı zamanda Portmanteau Testi ile de artık serilerin içsel bağımlı olup olmadığı araştırılmıştır. Seçilen modeller kullanılarak her bir akım serisi ile aynı uzunlukta sentetik seriler üretilmiştir. Üretilen serilerin, ölçülmüş akım serileri ile uyum içerisinde olduğu görülmüştür. Aynı zamanda, seçilen istasyonlara ait akımlar için Yapay Sinir Ağları modelleri (YSA) kurulmuştur. Her iki modele ait sonuçlar, ölçülmüş değerlerle karşılaştırıldığında, AR modellerinin uygun sonuçlar verdiği belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Otoregresif modeller, Dim Çayı, Manavgat Çayı, Köprüçay, Zaman serileri, Yapay Sinir Ağları.

ABSTRACT

Stochastic Modeling of Flows in Middle Mediterranean Catchment

In this study, stochastic models were developed to forecast on monthly flows of Dim, Manavgat and Köprüçay streams. To develop the models 36, 42 and 57 year data were used for 9-13, 9-18 and 9-02 stations, respectively. As the result of the modeling study Auto Regressive model, AR(2) for Dim stream, AR(3) for Manavgat and Köprüçay streams were selected. To determine the optimal sthochastic model, Akaike Information Criteria Test was applied. It was also investigated whether residuals were internally dependent by using Portmanteau Test. Synthetic series, at the same length of each historical series were generated by using the selected models. It was observed that synthetic series were well

Not: Bu yazı

- Yayın Kurulu'na 08.05.2006 günü ulaşmıştır.
- 31 Aralık 2007 gününe kadar tartışmaya açıktır.

* Süleyman Demirel Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Isparta - merol@mmf.sdu.edu.tr

** Süleyman Demirel Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Isparta - edilek@mmf.sdu.edu.tr

adjusted with historical series. Also, Artificial Neural Network models (ANN) were formed for flows of selected stations. As, results of two methods were compared, it was determined that AR models were given acceptable results than ANN.

Key words: Autoregressive modeling, Dim stream, Manavgat stream, Köprüçay stream, Time series, Artificial Neural Networks.

1. GİRİŞ

Hidrolojik bir olayın oluşumunda bir çok bilinmeyen etken olması deterministik modellere olan ilginin yavaş yavaş azalmasına ve hidroloji ile uğraşanları son yıllarda, hidrolojinin rasgeleliği ve stokastik yaklaşımı üzerine çalışmaya yönlendirmiştir. Thompson ve arkadaşları (1985a, 1985b), basit bir stokastik yaklaşımın, zor bir deterministik yaklaşımdan daha iyi sonuçlar verebileceğini göstermişlerdir.

Su yapılarının projelendirilmesinde, akım miktarı ile ilgili bilgilere ihtiyaç duyulur. Akım miktarının gelecekte, belli bir tarihte ne olacağını tahmini, taşkın kontrolü amaçlı haznelerin işletilmesinde, akarsudaki su potansiyelinin belirlenmesinde, bir hidroelektrik santral için kurak dönemlerde üretimin nasıl etkileneceğinin bilinmesinde, içme ve sulama suyunun dağıtımında ve akarsulardaki ulaşımın planlanmasında önem taşımaktadır [3]. Gelecekteki akım miktarlarının belirlenmesi ile ilgili olarak çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Chang ve arkadaşları (2001), bulanık mantık ve yapay sinir ağlarını bir arada kullanarak akımların yeniden yapılandırılması üzerine çalışmışlardır ve bu modellemenin karmaşık sistemlerde iyi bir performans sergilediğini söylemişlerdir. Paningrahi ve Mujumdar (2000), rezervuar işletme modeli için bulanık mantık kural tabanını kullanmışlardır. Frank ve arkadaşları (2001), akım serilerinin tahmini için yapay sinir ağları yöntemini önermişlerdir. Akımların akıllı sistemlerle tahminine yönelik çok sayıda çalışmalar mevcuttur [7, 8, 9, 10]. Bazı akarsularda elde edilen kayıtların yetersiz ya da kullanılamaz durumda olması halinde analizlerde kullanılmak üzere sentetik akım serileri üretilmektedir. Sentetik akım serileri gelecekte gözlemlenmesi olası dizilişleri temsil ettikleri kabul edilen serilerdir [11]. Genellikle sentetik serilerin üretilmesi ve geleceğe yönelik tahmin yapılması amacıyla stokastik modeller kullanılmaktadır.

Sentetik akım serileri, hidroloji ile uğraşanlara gelecekteki muhtemel değişimleri izleme, çok sayıda farklı seçeneği değerlendirerek ele alınan risk faktörünü azaltma şansı vermektedir. Sert (1991), Keban-Karakaya-Atatürk rezervuar sisteminin işletmesi ile ilgili olarak geliştirdiği benzeşim modeline girdi sağlamak amacıyla, birinci derece otoregresif bir model kullanarak sentetik aylık nehir akımlarını üretmiş ve böylelikle hidrolojik olayların stokastik karakterinden doğan riskleri incelemiştir [13].

Çalışmanın amacı, 1. Orta Akdeniz Bölgesinde bulunan Dim, Manavgat ve Köprüçay akımlarına ait stokastik modeller kurmak, 2. Her üç çaya ait akımları yapay sinir ağları ile modellemek 3. Kurulan modellerin sonuçları ile ölçüm sonuçlarını değerlendirerek modellerin performanslarını irdelemektir.

2. OTOREGRESİF MODELLER

Bir zaman serisi, belli bir zaman ya da mekânda eşit aralıklarla düzenlenmiş gözlemler grubu olarak tanımlanmaktadır. Zaman serileri, antropoloji, kriminoloji, kronoloji, hayvan bilimi gibi pek çok farklı disiplin tarafından kullanılmaktadırlar [14].

Zaman serilerinin analizinde işlem yapma ve türetme terimleri arasında temel bir farklılık vardır. Gözlenmiş bir zaman serisindeki gerçek değerler bu değerlerden türetilmiş bazı görünmeyen işlemlerin ortaya çıkmış halleridir. Zaman serileri analizinde, ortaya çıkarma (yani gözlenmiş örnek değerleri) ve işlem yapma (yani istatistik süreç) arasındaki ilişki, istatistik bir hipotez testinde ele alınan örnek ve populasyon arasındaki ilişki ile benzerlik göstermektedir. Dolayısıyla bir zaman serisi türetilmiş serilerden oluşan stokastik işlemin bir örneğidir.

Hidrolojide zaman serilerinin analizinde en çok kullanılan metotlardan biri otoregresif (Auto Regressive – AR) modellerdir [15].

Model oluşturma zaman serilerini sistematik bir şekilde tanımlama ve tahmin yapma işlemi olduğundan, kısaca AR analizinin amacı, zaman serilerinin geçmişteki ve gelecekteki kalıplarını doğru bir şekilde temsil eden bir model ortaya koymaktır.

Hidrolojik çalışmalarda kullanılan zaman serileri genellikle yıllık, mevsimlik, aylık ve haftalık kayıtlardan oluşmaktadır. Yıllık bir zaman serisi için model kalıbı aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$X_t = Model + \varepsilon_t \quad (1)$$

Burada, t indisi zamanı, X bu zaman aralıklarındaki değişkeni, ε_t artık kısmı göstermektedir. Model ise rasgelelik, mevsimsellik, eğilim, oransallık bileşenleri olabileceği gibi, tüm bunların bir birleşimi de olabilir [14].

Yıllık seriler dışındaki diğer serilere, periyodik zaman serileri adı verilmektedir. Periyodik zaman serileri bir yıldan daha küçük zaman dilimlerine ait kayıtları içeren serilerdir. Periyodik bir seride yılın her hangi bir bölümüne ait istatistiksel karakteristikler aynı yılın diğer bölümlerine ait olanlardan farklıdır. Bu gibi hallerde, 1 yıla eşit bir periyot bulunmaktadır ve zaman aralığı küçüldükçe sürecin iç bağımlılığı da artmaktadır [16]. Periyodik serilerde, t zaman indisinin gösteriminde zaman dilimini de dikkate almak gerekir ve zaman dilimi “ τ ” ile gösterilirken, yıl “v” ile ifade edilmektedir.

Periyodik zaman serilerinin AR modellemesinde aşağıda verilen işlem sırası takip edilmektedir.

2.1. Modelin belirlenmesi

Hidrolojik stokastik model yaklaşımında, ilk olarak zaman serisinin normal dağılıp dağılmadığı ya çarpıklık katsayısına göre ya da Chi kare testine göre kontrol edilmektedir. Şayet seriler normal değilse, uygun bir dönüşüm fonksiyonu ile normal dağılıma dönüştürülmesi gerekmektedir. Periyodik seriye ait, μ_τ periyodik ortalamalar ve σ_τ periyodik standart sapmalar hesaplandıktan sonra, her bir veriden aritmetik ortalamanın çıkarılmasıyla elde edilen sapmaların, standart sapmalara bölünmesi ile bu karakteristikler seriden uzaklaştırılarak ortalaması 0, standart sapması 1 ve boyutsuz olan standart seri elde

edilmekte ve periyodiklik ortadan kaldırılmaktadır [17]. Bu seriye ait otokorelasyon fonksiyonları (OKF) ve kısmi otokorelasyon fonksiyonları (KOKF) elde edilerek, modelin mertebesi için bir ön değerlendirme yapılmaktadır.

2.2. Parametre tahmini

Seçilen model mertebesi için ϕ_j otoregresif parametreler hesaplanmakta ve kararlılık şartları kontrol edilmektedir. Bu aşamada aşağıda verilen karakteristik denklemin kökleri kullanılabilir. Köklerin mutlak değerlerinin sınır şartı olan 1'den küçük olması ile kararlılık şartları sağlanmış olmaktadır.

$$u^p - \phi_1 u^{p-1} - \phi_2 u^{p-2} - \dots - \phi_p = 0 \quad (2)$$

Denklemden u, karakteristik denklem değişkenini; p ise model mertebesini ifade etmektedir.

Kararlılık şartı kontrol edildikten sonra seçilen model mertebesine ait artık seri varyansı hesaplanmaktadır. Bunun için aşağıdaki denklem kullanılmaktadır.

$$\sigma_\varepsilon^2 = \frac{N\sigma^2}{(N-p)} \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j r_j\right) \quad (3)$$

Burada N, veri sayısını; σ^2 , zaman serisine ait varyansını; p, model mertebesini; ϕ , model parametresini ve r korelasyon katsayısını göstermektedir.

2.3. Model tanımlarının yapılması

Bu aşamada zaman serilerinden ε_t artık serileri hesaplanmaktadır. Artık serilerin bağımsız olup olmadığı Portmanteau testi kullanılarak kontrol edilmektedir [14]. Artık serilerin normal dağılıma uygun olup olmadığının değerlendirmesi, çarpıklık katsayısına göre yapılabileceği gibi, normal dağılım kâğıdı kullanılarak grafiksel olarak da yapılabilmektedir [13]. Seçilen p model mertebesinin uygunluğunu tahkik etmek için Akaike Bilgi Kriteri (ABK) ya da Bayesian Bilgi Kriteri (BBK) kullanılmaktadır. Seçtiğimiz model AR(p) modeli ise AR(p-1), AR(p) ve AR(p+1) modelleri için ABK ya da BBK değerleri arasında bir kıyaslama yapılmakta ve en küçük değeri veren model en iyi model olarak seçilmektedir. ABK değeri hesaplanırken aşağıda verilen denklem kullanılmaktadır.

$$ABK(p) = N * \ln(\sigma_\varepsilon^2) + 2p \quad (4)$$

Denklemden, σ_ε^2 artık serilerin varyansını göstermektedir.

2.4. Tahmin ve modelin uygunluğu

Bu son aşamada sentetik seriler üretilmektedir ve üretilen seriler ile zaman serisinin ortalama, standart sapma ve korelogramlar gibi istatistiksel karakteristikleri karşılaştırılmaktadır. Daha sonra, bilgisayar yardımı ile kolaylıkla üretilen üniform dağılıma uyan rasgele sayılardan, standart normal rasgele sayılar elde edilmektedir. Bu

sayılar Denklem 5’de yerine koyularak boyutsuz, standart haldeki Z_t serisi elde edilmektedir.

$$Z_t = \phi_1.Z_{t-1} + \phi_2.Z_{t-2} + \dots + \phi_p.Z_{t-p} + \sigma_\varepsilon.\xi_t \quad (5)$$

Burada, ϕ_1, \dots, ϕ_p , modele ait otoregresif parametreleri ; Z_{t-p} , p yıl önceki akımı ; σ_ε , artık seri standart sapmasını, ve ξ_t , standart normal rasgele sayıları göstermektedirler. İlk yıla ait olan Z_t değerinin belirlenebilmesi için, p yıl öncesine kadar olan değerlerin bilinmesi gerektiğinden, Denklem 5’de $Z_0, Z_{-1}, \dots, Z_{-p+1}$ terimlerinin 0 olduğu kabul edilmektedir. Aynı şekilde, bilgisayar yardımıyla üretilmiş olan ξ_2 sayısı ve bir önceki adımda hesaplanan Z_1 terimi de kullanılarak Z_2 terimi hesaplanmaktadır. Bu esnada da $Z_0, Z_{-1}, \dots, Z_{-p+1}$ terimleri 0 kabul edilmektedir. Bu prosedür seriye ait Z_1, Z_2, \dots, Z_N terimleri elde edilinceye kadar tekrarlanmaktadır. Daha sonra Z_t terimleri kullanılarak, aşağıdaki bağıntı ile periyodik sentetik zaman serisinin aylık $Y_{1,1}, Y_{1,2}, \dots, Y_{v,\tau}$ terimleri hesaplanmaktadır:

$$Y_{v,\tau} = Z_{v,\tau} * \sigma_\tau + \mu_\tau \quad (6)$$

Burada, $Y_{v,\tau}$ terimleri periyodik sentetik zaman serisinin aylık değerleri, σ_τ aylık standart sapmayı, μ_τ ise aylık ortalamayı göstermektedir. $Y_{v,\tau}$ değerlerine, ilk adımda kullandığımız dönüşüm fonksiyonunun tersini uygulayarak X_t değerleri elde edilmektedir. Bu şekilde üretilen sentetik serilerin her biri için ortalamalar, standart sapmalar ve korelogramlar gibi istatistiksel karakteristikleri hesaplanmakta ve tarihi serininkiler ile mukayese edilmektedir. Bu karakteristiklerin seçiminde Karabörk (1997) referans alınmıştır. Örnek olarak korelogramların mukayesesi için,

- Ortalama r_k olan \bar{r}_k , aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$\bar{r}_k = \frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^{\alpha} r_k(i) \quad i=1,2,\dots,\alpha \quad (7)$$

Burada α adet seri üretildiği varsayılmıştır ve her bir gecikme derecesi (lag) k için bu işlem yapılmaktadır.

- r_k ‘ların standart sapması aşağıdaki bağıntı ile hesaplanmaktadır:

$$s(r_k) = \left[\frac{1}{\alpha-1} \sum_{i=1}^{\alpha} \left(r_k(i) - \bar{r}_k \right)^2 \right]^{1/2} + \delta s(r_k) \quad (8)$$

- r_k ‘nın her bir gecikme derecesi için güven aralıkları da aşağıdaki bağıntı ile hesaplanmaktadır:

$$\delta s(r_k) = \left[\bar{r}_k \pm c * s(r_k) \right] \quad (9)$$

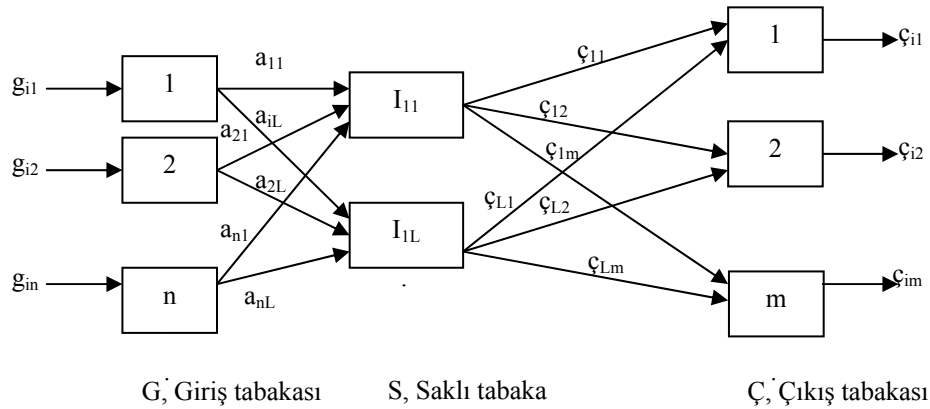
Burada c güven derecesine bağlı olan bir katsayıdır. Örneğin %5 güven seviyesi için c katsayısı 1,96 alınabilir [18].

3. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağları (YSA) insan beyninin çalışma sisteminden esinlenerek ortaya atılan paralel işlemlili modelleme yöntemidir. YSA'nın en önemli özelliklerinden birisi başlangıçta olay veya verilerle ilgili bir takım kabulleri gerektirmemesidir. Dolayısıyla olayı kontrol eden etki ve tepki değişkenleri ile olayın bünyesinde olabilecek reaksiyonları modelleyecek bir mimarinin geliştirilmesi gereklidir [19].

YSA, bir insanın, düşünme ve gözleme yeteneklerini gerektiren problemlere yönelik çözümler üretebilmesi için insan beyninin ve dolayısıyla insanın sahip olduğu yaşayarak veya deneyerek öğrenme yeteneğini taklit etmektedir. İnsanlarda öğrenme, sinir hücreleri (nöronlar) arasındaki sinaptik bağlantıların ayarlanması ile olur. Yani, doğumlarından itibaren yaşayarak öğrenme süreci içerisinde olduklarından, beyin sürekli bir gelişme göstermektedir. Tecrübelerin sayısı arttıkça sinaptik bağlantılar ayarlanır ve yeni bağlantılar oluşur. Bu sayede öğrenme gerçekleşir. Bu durum YSA için de geçerlidir. Öğrenme, eğitime yoluyla örnekler kullanarak olur. Gerçekleşen girdi/çıkıtlı verilerinin işlenmesiyle, yani eğitime algoritmasının bu verileri kullanarak bağlantı ağırlıklarını (*weights of the synapses*) bir yakınsama sağlanana kadar, tekrar tekrar ayarlamasıyla olur.

YSA bir çok basit sinir hücresinin bir araya gelmesinden oluştuğu için, çok tabakalı bir yapıya sahiptir. YSA'daki tabakalar, her bir tabakadaki hücreler be bunların bir tabakadan diğerine bilgi ileten bağlantıları sanki bir bilgi ağı meydana getirir. Böyle bir ağda paralel tabakalar ve bunların içinde hücreler ve bunlar arasındaki ardışık bağlantıları sağlayan iletişim yolları bulunur. üç tabakalı bir YSA mimarisi Şekil 1'de gösterilmiştir. Burada birbirine paralel üç tabaka belli sayılardaki hücreleri içerirler. Bu tabakalardan her biri G, S ve Ç indisleri ile gösterilirse, bunlardan G tabakasına giriş, S tabakasına saklı veya ara, Ç tabakasına da çıkış tabakası adı verilir. Dolayısıyla, YSA verilen g_{in} girdilerine karşılık ϕ_{im} çıktıları ürettiği için kara kutu modellerine benzemektedir. Giriş tabakası çıkışların meydana gelmesine sebep olan başlangıç bilgilerini, saklı tabaka bunların çıkış ile olan bağlantılarını ayarlayan sürecin iç kısımlarını, çıkış tabakası ise istenilen bilgiyi veren tabakadır.



Şekil 1. YSA'nın genel yapısı

Şekil 1'deki ağ yapısında ardışık tabakalar arasındaki ağırlıklı bağlantılar a_{im} ve φ_{im} ağırlık katsayıları ile gösterilmektedir. n , L ve m indisleri sırasıyla, girdi, saklı ve çıktı tabakalarındaki hücre sayılarını vermektedir. Böyle bir ağda giriş ve çıkış değerleri bilinmekle birlikte, YSA'daki ağırlık katsayıları eğitilerek bu giriş ve çıkışlara uygun olan içyapı ardışık yaklaşımlarla geliştirilmektedir. Öncelikle girdi olabilecek değişken sayılar ve buna göre giriş tabakasındaki hücrelerin sayısı belirlenmektedir. Sonra, YSA'nın eğitilmesi aşamasında, elimizde bulunan ölçülmüş çıkış değerleri dikkate alınmaktadır. Genellikle tahmin edilecek değer tek olur ve çıkış tabakasında tek hücre bulunur. Saklı tabakada ne kadar hücre bulunmasının gerekliliğine YSA tasarımcısının bilgi ve tecrübelerinin yardımıyla karar verilmektedir. Böyle bir yapılanma ile bir sonraki tabakanın m . hücresine i . giriş verisi dizisinden gelecek olan değerlerin toplamı

$$(NET)_m = \sum_{j=1}^L a_{ij} g_{ij} + \Theta_i \quad (10)$$

eşitliği ile hesaplanmaktadır. Burada, g_{ij} , i . veri dizisinin j . bileşenini, L de gizli tabakadaki toplam hücre sayısını ve Θ_i içsel bir katkı olarak sabit bir değeri göstermektedir. Her ara ve çıkış tabakasında bulunan hücrelerin Denklem 10 ile gelen giriş bilgilerini işlemesi neticesinde çıkış değeri üretilmektedir. Çıkış değerleri, işlemci bulunan hücrelerde toplanan bilgilerin $f(NET)$ işlemciden geçirilmesi ile son şeklini almaktadır.

$$SON=f(NET) \quad (11)$$

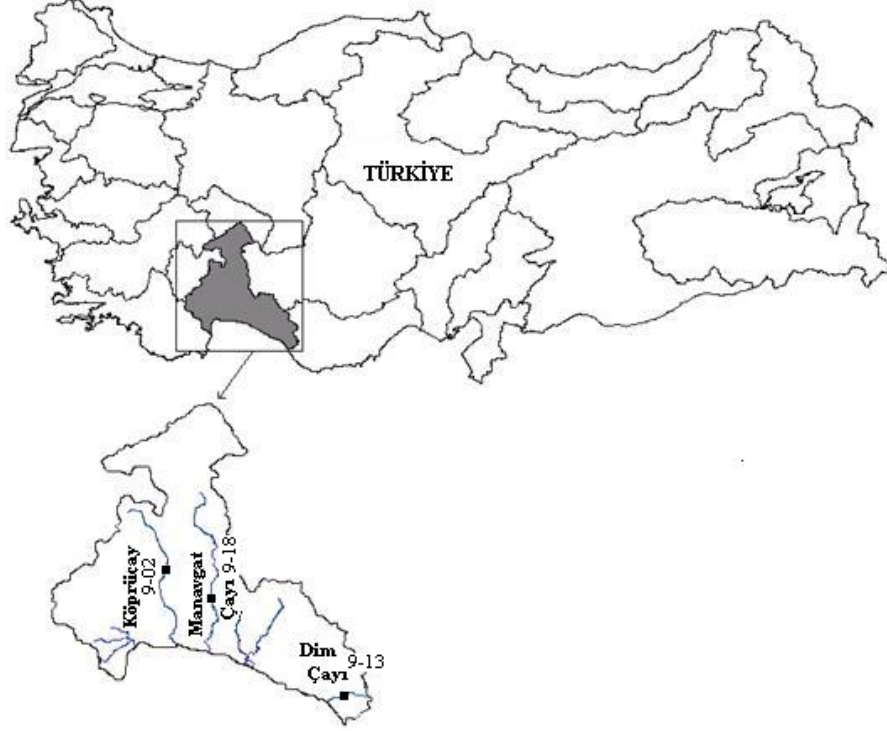
Burada kullanılan $f(NET)$ işlemcisi yapılan çalışmaya göre değişik matematik fonksiyonlarla temsil edilebilmektedir[19].

4. UYGULAMA

Çalışmada, Orta Akdeniz havzasındaki akarsuların stokastik modellerinin oluşturulması için, gerekli verilerin alındığı istasyonlara ait bazı bilgiler Tablo 1'de ve havza haritası Şekil 2'de verilmektedir.

Tablo 1. Orta Akdeniz havzasındaki akım serilerine ait bilgiler

	Dim çayı	Manavgat Çayı	Köprüçay
İstasyon adı	9-13	9-18	9-02
Kayıt yılı	1961-1996	1940-1981	1941-1997
Ortalama debi (m^3s^{-1})	37,78	143,76	221,70



Şekil 2.Orta Akdeniz Havzası

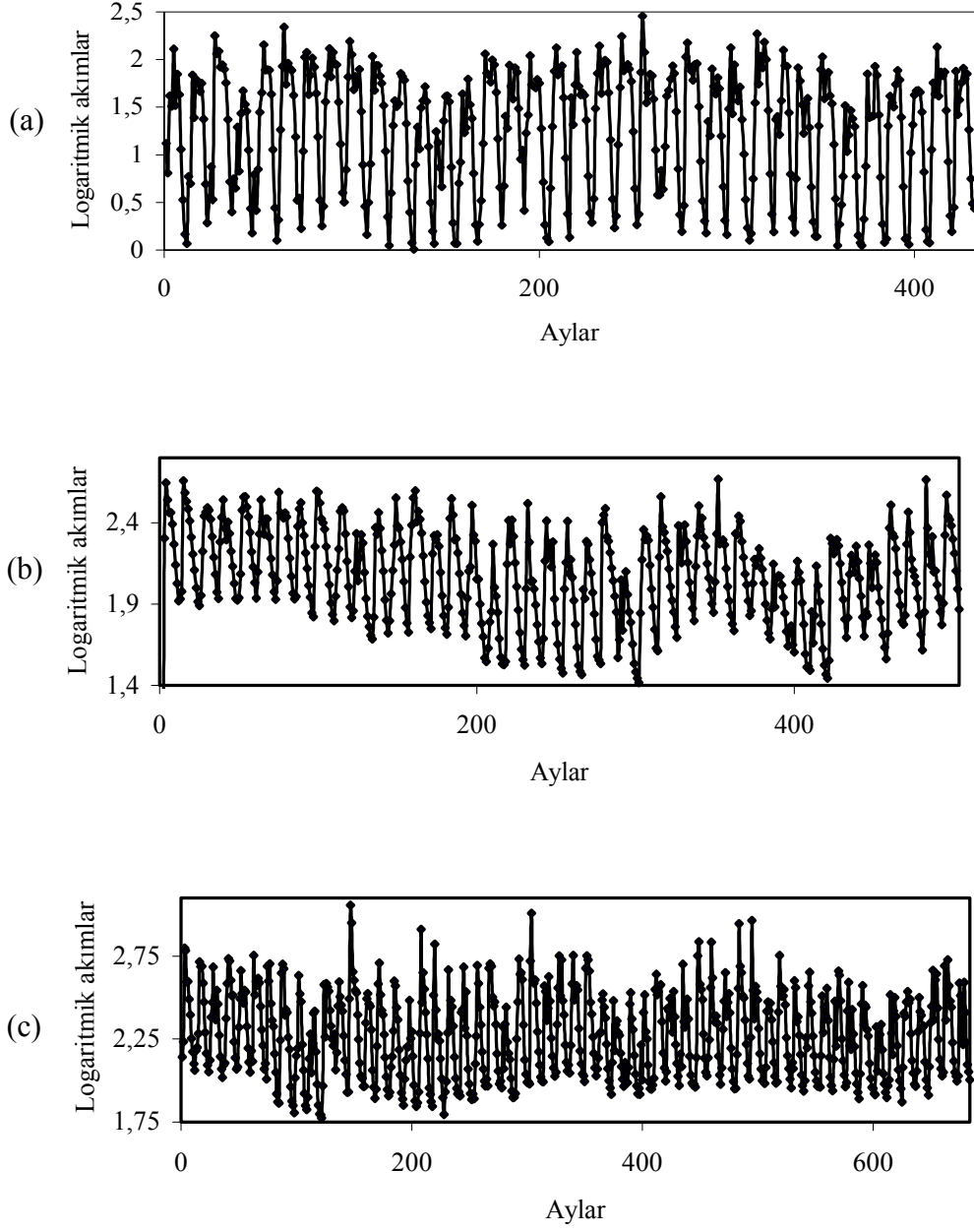
4.1. Akımların Stokastik Modellemesi

Akımların normal dağılıma uyup uymadıkları çarpıklık katsayısına göre tahkik edilmiştir. Her üç akımın da normal dağılıma uymadığı gözlenmiştir. Dolayısıyla akımlara dönüşüm fonksiyonları uygulayarak, normal dağılıma uymaları sağlanmıştır. Tablo 2’de akımlar için seçilen dönüşüm fonksiyonları verilmiştir.

Tablo 2. Orta Akdeniz havzasındaki akımlara uygulanan logaritmik dönüşüm fonksiyonları

	Dim çayı	Manavgat Çayı	Köprüçay
Dönüşüm Fonksiyonu ($Y_{v,\tau}$)	$\text{Log}(X_{v,\tau}+1)$	$\text{Log}(X_{v,\tau})$	$\text{Log}(X_{v,\tau})$

$Y_{v,\tau}$:Aylık dönüştürülmüş akım değerleri; $X_{v,\tau}$:Aylık tarihi akım değerleri



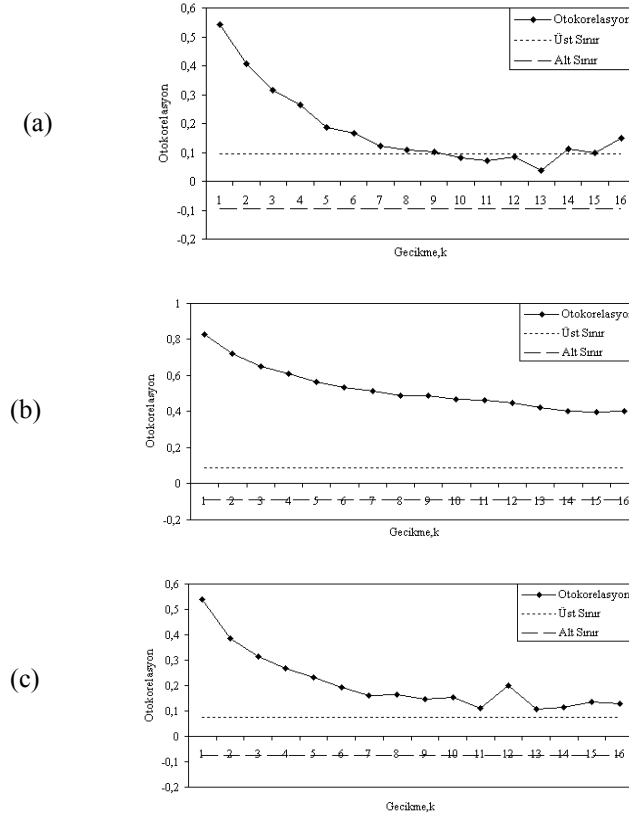
Şekil 3. (a) Dim Çayı, (b) Manavgat Çayı, (c) Köprüçay için aylık transforme akım değerleri

Orta Akdeniz Havzasındaki Akımların Stokastik Modellemesi

Tablo 2’de verilen dönüşüm fonksiyonları ile elde edilen aylık akımlara ait zaman serileri Şekil 3’de gösterilmiştir. Şekil 3’den de görüldüğü gibi her üç akımda da bir periyodiklik gözlenmiştir. Modelleme sırasında standart seriler ile çalışıldığı için, μ_τ periyodik ortalamalar ve s_τ periyodik standart sapmalar belirlendikten sonra bu karakteristikler seriden uzaklaştırılarak standart seriler elde edilmiştir.

$Z_{v,\tau}$ standart serileri için elde edilen otokorelasyon fonksiyonları (OKF), %95 güven aralığı için belirlenmişlerdir. Şekil 4’de verilen her üç çay için OKF’lerden görüldüğü üzere, Z_τ serileri birer bağımlı seridirler.

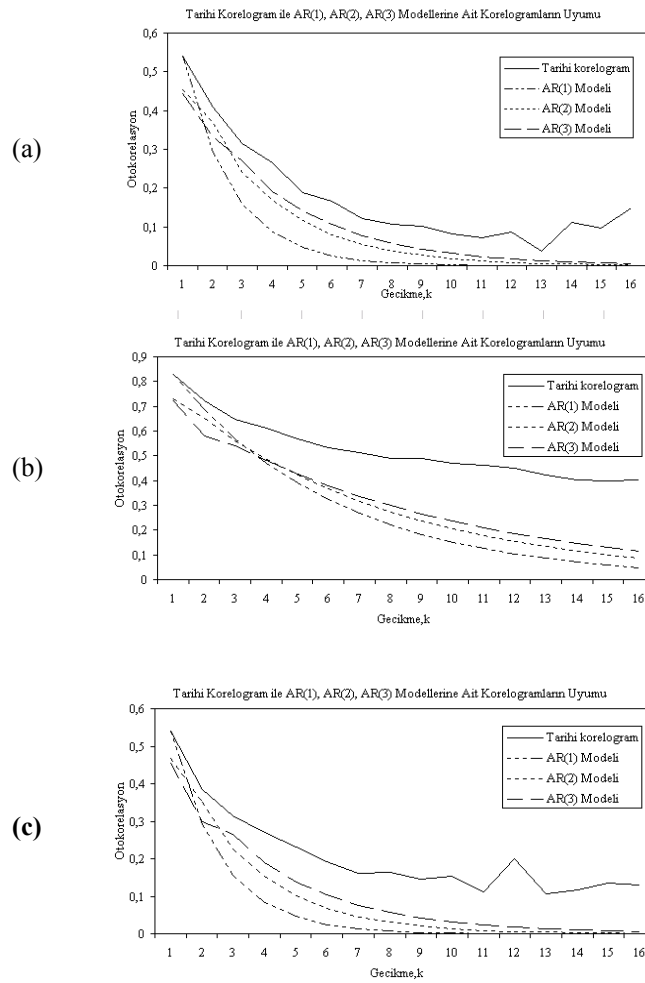
İkinci adımda, her bir akarsu için ayrı ayrı AR(1), AR(2), AR(3) modelleri denemiştir. Bu modellere ait OKF’ler tarihi seriye ait OKF’ler ile karşılaştırılmış ve tarihi seriye en uygun olanı seçilmiştir. Her akarsu için, Tablo 3 de farklı mertebelerdeki modellere ait parametreler verilmiş ve Şekil 5 de OKF’lerin mukayeseleri ayrı ayrı gösterilmiştir.



Şekil 4. (a) Dim Çayı, (b) Manavgat Çayı, (c) Köprüçay için %95 güven aralıkları ile birlikte OKF

Tablo 3. Akarsulara ait AR model parametreleri

	AR(1)	AR(2)		AR(3)		
	$\phi_1=r_1$	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3
Dim Çayı	0,541	0,453	0,163	0,444	0,135	0,062
Manavgat Çayı	0,828	0,732	0,116	0,723	0,058	0,079
Köprüçay	0,539	0,467	0,133	0,455	0,091	0,089



Şekil 5. (a) Dim Çayı, (b) Manavgat Çayı, (c) Köprüçay için tarihi OKF ile AR(1), AR(2), AR(3) OKF'lerinin mukayesesi.

Şekil 5’den de görüldüğü üzere, Dim Çayı için AR(2) modeli, Manavgat Çayı için AR(3) modeli, Köprüçay için AR(3) modeli tarihi seriye ait korelogram ile uyum göstermiştir. Seçilen modellerin kararlılık şartları Denklem 2 kullanılarak irdelenmiştir ve seçilen modellerin kararlılık şartlarını sağladığı görülmüştür. Denklem 3’e göre de artık seri varyansları Dim Çayı, Manavgat Çayı ve Köprüçay için sırasıyla $\sigma_e^2=0,673$ $\sigma_e^2=0,303$ $\sigma_e^2=0,909$ olarak hesaplanmıştır.

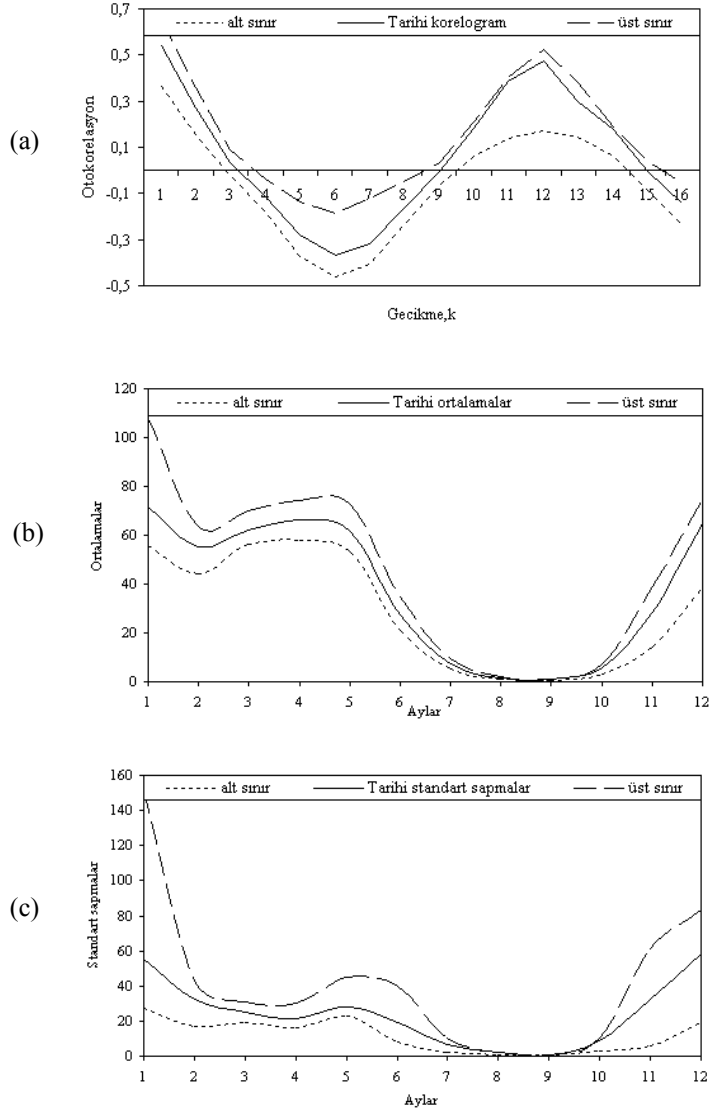
Üçüncü adımda, ε_t artık serilerinin bağımsız olup olmadıklarını kontrol etmek için Portmanteau testi kullanılmıştır. Her bir çay için seçilen modellere ait artık serilerin bağımsız oldukları ve normal dağılıma uydukları görülmüştür.

Seçilen modelin derecesinin uygunluğunu tahkik etmek için ise Akaike Bilgi Kriteri (ABK) kullanılmıştır. Örneğin seçilen model AR(p) modeli ise AR(p-1), AR(p) ve AR(p+1) modelleri arasında en küçük ABK değerini veren model en uygun olarak tercih edilmiştir. Tablo 4’de her bir akarsu için artık serilere ait ABK değerleri verilmiştir.

Tablo 4. Akaike Bilgi Kriterleri

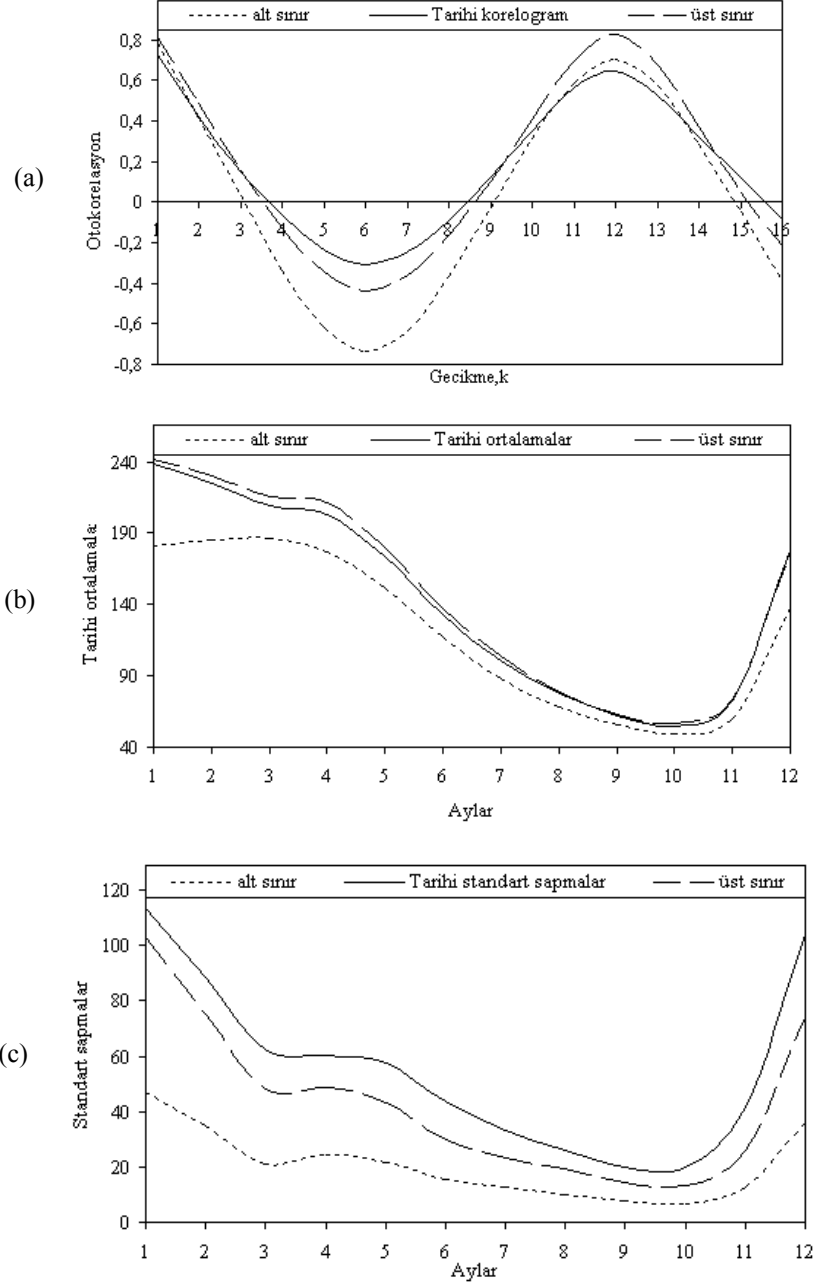
Akarsular	ABK		
	AR(1)	AR(2)	AR(3)
Dim Çayı	-158,3	-167,1	-166,36
Manavgat Çayı	-591,54	-595,30	-595,78
Köprüçay	-48,37	-57,5	-59,26

Tablo 4’e göre, en küçük ABK değerini Dim Çayı için AR(2), Manavgat Çayı ve Köprüçay için AR(3) modelleri vermiştir. Dolayısıyla önceki adımda seçilen modellerin uygunluğu bir kez daha görülmüştür. Seçilen modellere göre her bir akım için 50 adet sentetik seri üretilmiştir. Sentetik serilerin uzunluğu gerçek zaman serilerinininki ile aynıdır. Üretilen seriler öncelikle standart halden normal hale dönüştürüldükten sonra, başlangıçta tarihi serilerin normal dağılıma uymaları için seçilen logaritmik dönüşüm fonksiyonlarının tersleri bu normal sentetik serilere uygulanarak orijinal seriler elde edilmişlerdir. Her bir seri için OKF’ler, ortalamalar ve standart sapmalar hesaplandıktan sonra %95 güven aralıkları ile bu karakteristiklerin değişimleri Şekil 6, 7 ve 8’de verilmiştir. Şekillerin oluşturulmasında Karabörk (1997) referans alınmıştır. Şekil 6, 7 ve 8’den de görüldüğü üzere, sentetik ve tarihi akım serilerinin uyum içerisinde olduğu belirlenmiştir.

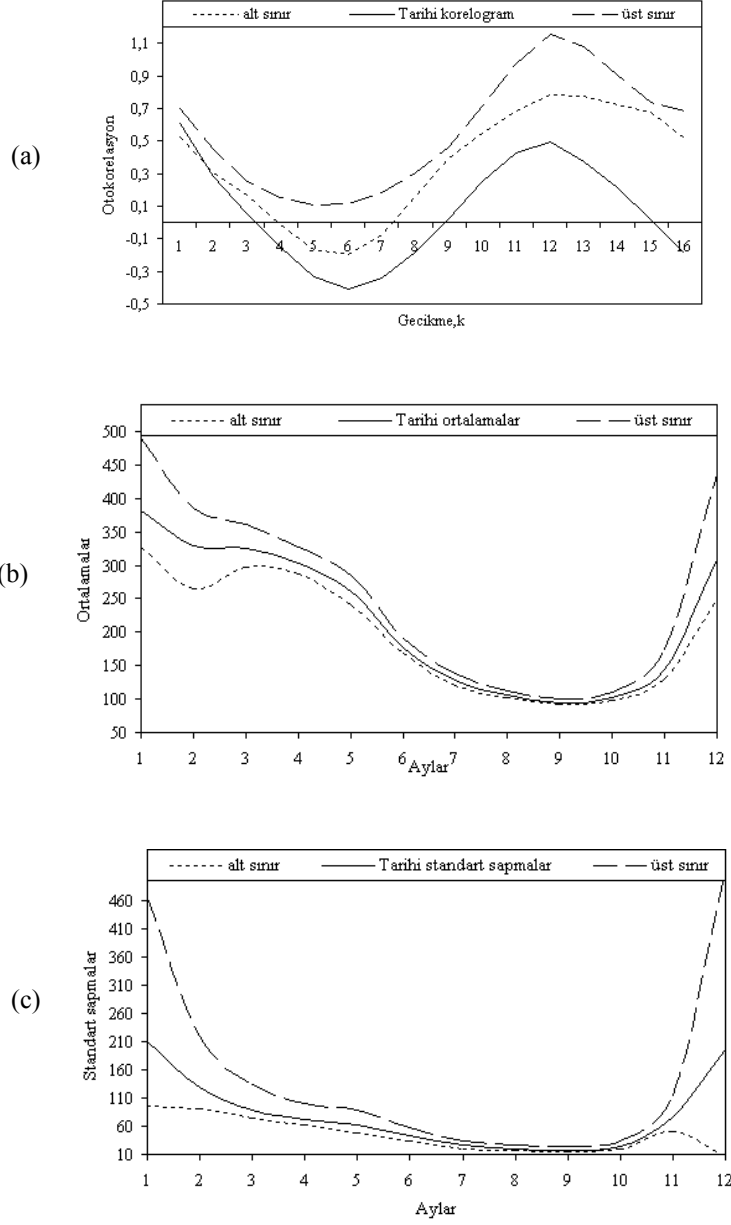


Şekil 6. Dim Çayı için %95 güven aralığı ile (a) Tarihi korelogram, (b) Tarihi ortalamalar, (c) Tarihi standart sapmalar.

Orta Akdeniz Havzasındaki Akımların Stokastik Modellemesi



Şekil 7. Manavgat Çayı için %95 güven aralığı ile (a) Tarihi korelogram, (b) Tarihi ortalamalar, (c) Tarihi standart sapmalar.



Şekil 8. Köprüçay için %95 güven aralığı ile (a) Tarihi korelogram, (b) Tarihi ortalamalar, (c) Tarihi standart sapmalar.

5. DEĞERLENDİRME VE SONUÇLAR

Modellerin yeterliliği, Denklem 12 ve 15'e göre, akım tahmini hatasına bağlı olarak tanımlanan determinasyon katsayısına (R^2) ve ortalama karesel hataya (MSE) göre belirlenmiştir. Her bir akım için son üç yıla ait akım değerleri modellerle tahmin edilmiştir.

YSA ile modelleme yapılırken, girdi tabakasındaki girdiler, otoregresif modelleme ile bulunan p merteye sayısına göre seçilmişlerdir. Dim Çayı için (T-1) ve (T-2) aylardaki akımlar girdi olarak seçilirken, Manavgat Çayı ve Köprüçay için (T-1), (T-2) ve (T-3) aylardaki akımlar girdi olarak seçilmişlerdir. Tüm modeller için T çıktı olarak belirlenmiştir. T akımın tahmin edileceği ayı göstermektedir.

$$R^2 = \frac{F_o - F}{F_o} \quad (12)$$

$$F_o = \sum_{i=1}^n (F_{i(gerçek)} - F_{ort})^2 \quad (13)$$

$$F = \sum_{i=1}^n (F_{i(gerçek)} - F_{i(model)})^2 \quad (14)$$

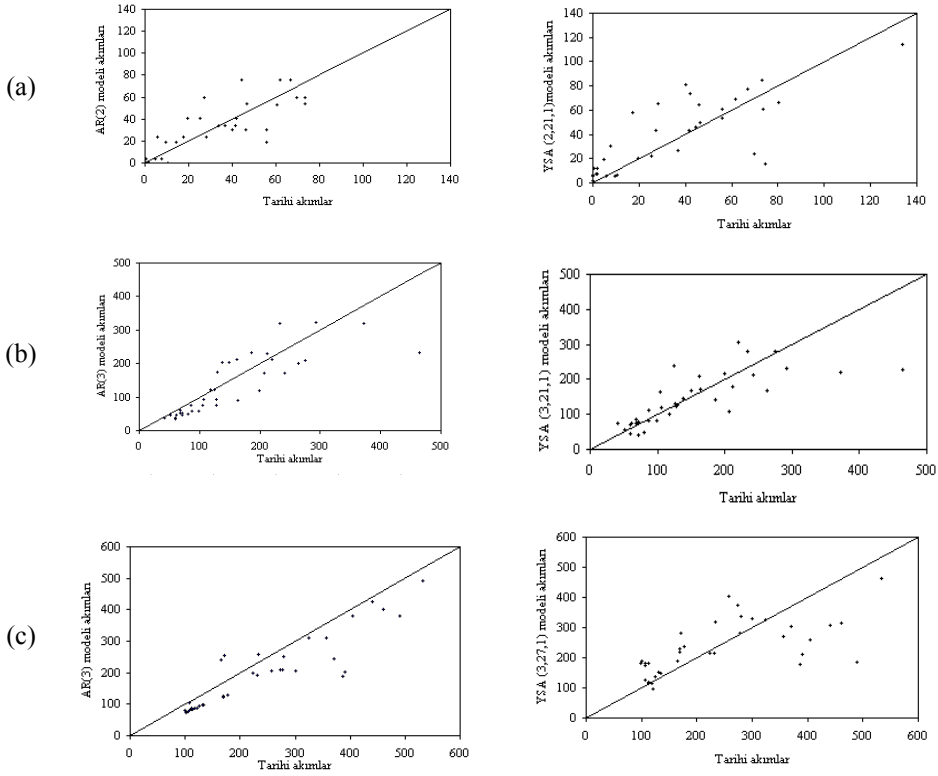
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (F_{i(gerçek)} - F_{i(model)})^2 \quad (15)$$

Burada, n , gözlenmiş akım verilerinin sayısı, $F_{i(gerçek)}$, ölçülmüş aylık akım değeri, $F_{i(model)}$, istatistik modelinin akım tahmini ve F_{ort} , ortalama ölçülmüş aylık akım değeridir.

Geliştirilen istatistik modellerin ve YSA modellerinin determinasyon katsayısı ve ortalama karesel hata değerleri Tablo 5'de verilmiştir. Tablo 5'de YSA modelleri için YSA(n,L,m) gösterimi kullanılmıştır. Önceden de belirtildiği gibi n, L ve m indisleri sırasıyla girdi, saklı ve çıktı tabakalarına ait hücre sayısını göstermektedir. Modellerin performanslarını göstermek için, her bir akarsuya ait model sonuçları ile ölçülmüş akım verileri arasında çizilen saçılma diyagramları Şekil 9'da verilmiştir. Şekil 9'dan da görüldüğü üzere, modellere ait sonuçlar 45° lik doğru etrafında dağılmaktadır. Aynı zamanda istatistik modeller, YSA modelleri ve tarihi akım verilerine ait zaman serileri üç akarsu için Şekil 10'da gösterilmiştir. İstatistik modellerin, tarihi akım değerlerine yakın olduğu Şekil 10'dan da görülmüştür. Yüksek ve düşük akım periyotlarında geniş varyasyonlar olmasına rağmen, bu periyotlardaki tahmin etme yeteneğinin istatistik modellerin ekstrem noktaların tahmini için uygun olduğunu göstermiştir.

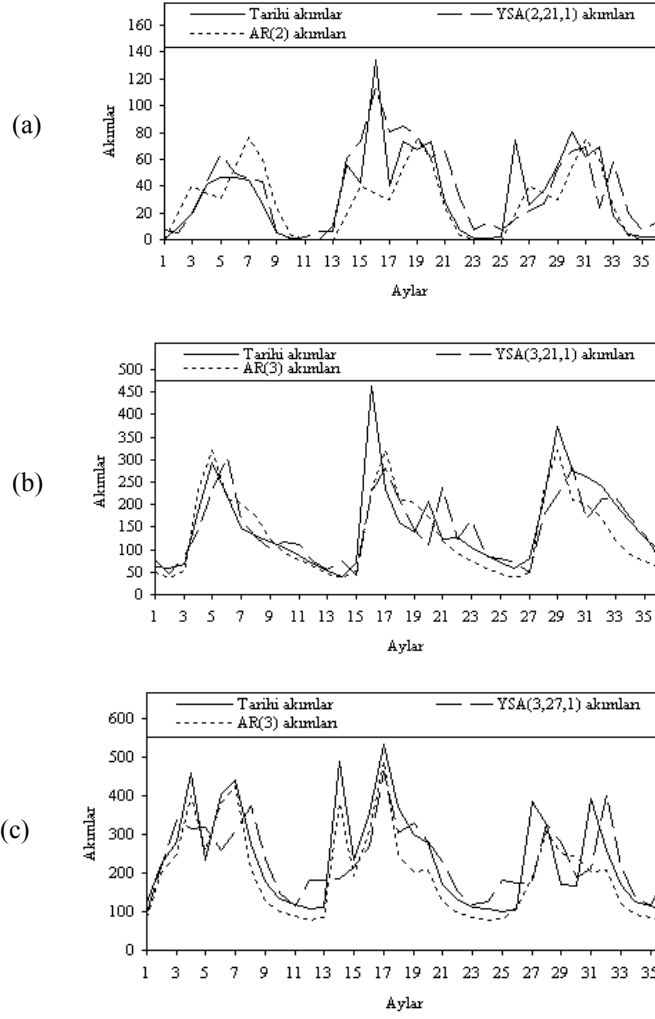
Tablo 5. Dim Çayı, Manavgat Çayı ve Köprüçay için geliştirilen modellere ait determinasyon katsayıları ve ortalama karesel hata değerleri

Akımlar	Modeller		R ²		MSE	
	AR	YSA	AR	YSA	AR	YSA
Dim Çayı	AR (2)	YSA(2,21,1)	0,69	0,60	189,1	396,29
Manavgat Çayı	AR (3)	YSA(3,21,1)	0,64	0,57	3236,44	3866,036
Köprüçay	AR (3)	YSA(3,27,1)	0,72	0,42	4571,14	9519,866



Şekil 9. (a) Dim Çayı için, (b) Manavgat Çayı için, (c) Köprüçay için saçılma diyagramları.

Orta Akdeniz Havzasındaki Akımların Stokastik Modellemesi



Şekil 10. (a) Dim Çayı için, (b) Manavgat Çayı için, (c) Köprüçay için zaman serisi.

Semboller

σ_ε	σ_ε , artık seri standart sapması
σ_ε^2	artık seri varyansı
σ^2	ölçülmüş seriye ait varyans
ϕ_j	otoregresif parametreler
ε_t	artık seri
ξ_t	standart normal rasgele sayı
Θ_i	içsel katkı
a	sentetik seri sayısı
ABK	Akaike Bilgi Kriteri
a_{nL}	girdilerin ağırlık katsayıları
a_{ij}	i. veri dizisinin j. bileşeninin ağırlık katsayısı
Ç	çıkıtı tabakası
ζ_{im}	i. çıkıtı değeri
ζ_{Lm}	çıkıtların ağırlık katsayıları
$F_{i(gerçek)}$	ölçülmüş aylık akım değeri
$F_{i(model)}$	istatistik modelinin akım tahmini
F_{ort}	ortalama tarihi aylık akım
G	girdi tabakası
g_{in}	i. girdi veri dizisi
g_{ij}	. veri dizisinin j. bileşeni
k	gecikme derecesi (lag)
KOKF	kısmi otokorelasyon fonksiyonu
L	gizli tabakadaki hücre sayısı
m	çıkıtı tabakasındaki hücre sayısı
MSE	ortalama karesel hata
N	veri sayısı
n	girdi tabakasındaki hücre sayısı
$(NET)_m$	çıkıtı tabakasının m. hücresine i. giriş verisi dizisinden gelecek olan değerlerin toplamı
OKF	otokorelasyon fonksiyonu
p	model parametresi
r	korelasyon katsayısı
\bar{r}	ortalama korelasyon katsayısı
R^2	determinasyon katsayısı

Orta Akdeniz Havzasındaki Akımların Stokastik Modellemesi

S	saklı tabaka
$s(r_k)$	korelasyon katsayısının standart sapması
u	karakteristik denklem değişkeni
v	yıl
X_t	belli zaman aralıklarında ardışık değerlere sahip değişkeni
$X_{v,\tau}$	normal dağılıma sahip seri
Y_t	Zaman serisi
$Y_{v,\tau}$	periyodik sentetik zaman serisinin aylık değerleri
σ_τ	aylık standart sapma
μ_τ	aylık ortalama
τ	zaman dilimi
Z_{t-p}	p yıl önceki akım

Kaynaklar

- [1] Thompstone, R. M., Hipel, K. W. & McLeod, A. I. (1985a). Forecasting quarter-monthly riverflow. *Water Resources Bull.* 21, 731–741.
- [2] Thompstone, R. M., Hipel, K. W. & McLeod, A. I. (1985b). Simulation of monthly hydrological time series. In *Stochastic Hydrology*. Ed. A .I. McLeod, Dordrecht: Reidel.
- [3] Bayazıt, M., (1998). Hidrolojik Modeller. İTÜ İnşaat Fakültesi Matbaası, İstanbul.
- [4] Chang, F. J., Hu, H. F., Chen, Y.C., (2001). Counterpropagation fuzzy-neural network for stream flow reconstruction. *Hydrological Processes*. 15, 219-232.
- [5] Paningrahi, D. P., Mujumdar, P. P., (2000). Reservoir operation modelling with Fuzzy Logic. *Water Resources Management*. 14, 89-109.
- [6] Frank, R. J., Davey, N., Hunt, S. P., (2001). Time series prediction and neural networks. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*. 31, 91-103.
- [7] Sudheer, K. P., Nayak, P. C., Ramasastri, K. S., (2003). Improving peak flow estimates in artificial neural network river flow models. *Hydrological Processes*. 17, 677-686.
- [8] Chang, L. C., Chang, F. J., Chiang, Y. M., (2004). A two-step-ahead recurrent neural network for stream flow forecasting. *Hydrological Processes*. 18, 81-92.
- [9] Rajurkar, M. P., Kothyari, U. C., Chaube, U. C., (2004). Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificialneural network. *Journal of Hydrology*. 285, 96-113.
- [10] Khalil, M., Panu, U. S., Lennox, W. C., (2001). Groups and neural networks based streamflow data infilling procedures. *Journal of Hydrology*. 241, 153-176.

- [11] Bayazıt, M., (1994). Su Kaynakları Sistemleri. İTÜ İnşaat Fakültesi Matbaası, İstanbul.
- [12] Sert, M., (1991). Simulation of the multi-reservoir systems operation in water resources planning, Doğa 15:145-158.
- [13] Salas, J. D., Delleur, J. W., Yevjevich, V., Lane, W. L., (1980). Applied Modeling of Hydrologic Time Series, Water Resources Publications, Colorado.
- [14] DeLurgio, S.A., (1998). Forecasting principles and applications. McGraw-Hill New York.
- [15] Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C., (1994). Time Series Analysis, Forecasting and Control. 3rd ed. Englewood Cliffs, NJ:Prentice-Hall.
- [16] Bayazıt, M., (1996). İnşaat Mühendisliğinde Olasılık Yöntemleri. İTÜ İnşaat Fakültesi Matbaası, İstanbul.
- [17] Şen, Z., (2002). Hidrolojide Veri, İşlem, Yorumlama ve Tasarım, Seminer notları. Su Vakfı Yayınları, İstanbul.
- [18] Karabörk (1997). Yıllık ve Aylık Akımların Stokastik Modellemesi. Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 90s.
- [19] Şen, Z., (2004). Yapay Sinir Ağları İlkeleri. Su Vakfı Yayınları, İstanbul.