ANADOLU ÜNİVERSİTESİ BİLİM VE TEKNOLOJİ DERGİSİ
ANADOLU UNIVERSITY JOURNAL OF SCIENCE AND TECHNOLOGY
Cilt/Vol.:6-Sayı/No: 1 : 61-66 (2005)

ARAŞTIRMA MAKALESİ/**RESEARCH ARTICLE**

UZUN DÖNEM BAĞIMLI NORMAL AKGÜRÜLTÜ SÜRECİNDE OTOKORELASYON REGRESYONU İLE PARAMETRE TAHMİNİ

Erol EĞRİOĞLU[1] , Süleyman GÜNAY [2]

ÖZ

Uzun dönem bağımlı normal akgürültü sürecinden elde edilen parametre tahmini kullanılarak, fraksiyonel otoregresif hareketli ortalama süreçlerinin parametreleri yarı parametrik olarak tahmin edilebilir. Uzun dönem bağımlı normal akgürültü sürecinde parametre tahmini için korelogram grafiği çok ender kullanılmaktadır. Bu çalışmada korelogram grafiği kullanılarak uzun dönem bağımlılığı belirlemek yerine otokorelasyonların mutlak değerinin logaritmasının gecikmelerin logaritması üzerine basit doğrusal regresyonunu gerçekleştirerek uzun dönem bağımlılık parametresi tahmin edildi ve bu yöntem için tahmin edicinin özellikleri bir similasyon çalışması ile incelendi.Yapay veriler kullanılarak logaritmik pediogram regresyonu yöntemi ile otokorelasyon regresyonu yöntemi karşılaştırıldı. Otokorelasyon regresyonunun logaritmik pediogram regresyonundan daha üstün olduğu durumlar ortaya çıkarıldı.

Anahtar Kelimeler: Otokorelasyon regresyonu, Logaritmik pediogram regresyonu, ARFIMA

PARAMETER ESTIMATION WITH AUTOCORRELATION REGRESSION in LONG RANGE DEPENDENCE NORMAL WHITE NOISE PROCESS

ABSTRACT

It is possible that estimating the parameters is long range normal white noise process can lead to obtain semi parametric estimates of parameters of fractionally autoregressive moving avarege processes. Corelogram is hardly used to estimate parameters in long range dependence normal white noise processes. In this study instead of using corelogram autocorrelation, autocorrelation regression method is employed. The linear regression function is constructed based on taking the logarithm of absolute values of autocorrelations and lags of logarithms. The features of this estimator are examined with a simulation study. Pediogram regression method and autocorrelation regression method are compared using artifical data. Under some circumstances autocorrelation regression is supperior than logarithm pediogram regression.

Key words: Autocorrelation regression, Logarithm pediogram regression, ARFIMA

[1,2] Hacettepe Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Beytepe-ANKARA **E-posta:** erole@hacettepe.edu.tr
Geliş:30 Eylül 2004; **Kabul:** 24 Aralık 2004

1. GİRİŞ

Uzun dönem bağımlı süreçler zaman serileri içinde önemli bir sınıfı oluşturmaktadır. Uzun dönem bağımlılık durumu kısaca uzak gözlemler arasındaki güçlü bağımlılık olarak tanımlanabilir. Uzun dönem bağımlılık durumuna ilk kez Hurst (1951) Nil Nehrinin akışının düzenlenmesi konusunda çalışırken dikkat çekmiştir. Hurst daha sonra yaptığı çalışmalar ile uzun dönem bağımlılığın tahmini için R/S istatistiğini geliştirmiştir Beran (1994). Uzun dönem bağımlılığın teşhisinde korelogram ve kısmi korelasyonlar, varyans grafiği ve variogram gibi yarı parametrik yöntemler de kullanılabilir Beran (1994). Fraksiyonel fark parametresinin tahmininde bir başka kuramsal olmayan yöntem, Geweke ve Porter-Hudak (1983) tarafından geliştirilmiştir. Bu çalışmada logaritmik pediogramın sıfıra yakın frekanslarda regresyonu gerçekleştirilmiştir. Logaritmik pediogram regresyonu daha sonra Robinson'un (1995) ve Valderio vd. (2001) çalışmaları ile değiştirilerek etkinleştirilmiştir. Bu çalışmalar uzun dönem bağımlılık parametresinin yarı parametrik tahminlerini vermektedir.

Fraksiyonel fark parametresinin tahminindeki parametrik yöntemler genellikle olabilirlik fonksiyonuna dayalı yöntemlerdir. Tam olabilirlik fonksiyonunun hesaplanması zor olduğundan bu alandaki ilk çalışmalar daha çok yaklaşık olabilirlik fonksiyonu üzerine yapılmıştır. Hosking (1981,1984), Li ve McLeod (1986) 'da sonsuz fark serisini bir noktadan sonra keserek yaklaşık olabilirlik hesaplanmıştır. Yoshiro (1985), Hosking (1981,1984) yaklaşık olabilirlik fonksiyonlarını ve Granger ve Jojeux (1980) alt optimal yöntemle elde edilen tahmin edicilerin yakınsama oranlarını ve limit dağılımlarını araştırmıştır. Beran(1994), Fox ve Taqqu (1986), Whittle (1951) de önerilen yaklaşık olabilirlik yöntemiyle tahminler yapmışlardır. Sowell (1992)'de en yaygın kullanılan spektral yoğunluktan otokorelasyonları hesaplayarak elde ettiği olabilirlik fonksiyonunun kullanılmasını önermiştir. Bu yöntemde otokovaryanslar tam olarak hesaplandığından olabilirlik de tam olabilirlik fonksiyonu olur. Stefano vd. (2002), Sowell'ın yönteminin otoregresif polinomun kökleri 1'e yakın olması durumunda hipergeometrik fonksiyonu değiştirerek söz konusu yöntemi geçerli bir duruma getirmiştir.

Uzun dönem bağımlı zaman serilerinde uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmini için Jeffrey ve Ravishanker (1998) ve Koop vd. (1997) tarafından önerilen iki Bayesci tahmin yöntemi vardır. Jeffrey ve Ravishanker (1998) çalışmasında Sowell'ın olabilirlik fonksiyonu yardımıyla sonsal olasılıklar hesaplanmış ve bu yönteme dayalı olarak kolay hesaplanabilir bir sonsal dağılım önerilmiştir. Daha sonra sonsal dağılımlardan parametrelerin tahmininde Metropolis ve Hastings algoritması uygulanmıştır. Koop vd. (1997) ise etki tepki tartılarının sonsal çıkarımı üzerine yoğunlaşıp ve Bayesci hesaplamalar ile uzun dönem bağımlılığın saptanmasını tartışmışlardır.

Bu çalışmanın ikinci bölümünde uzun dönem bağımlılığın genel tanımları ve uzun dönem bağımlı normal akgürültü sürecine ilişkin tanımlar verilmiştir. Üçüncü bölümde Geweke ve Porter-Hudak'ın logaritmik pediogram regresyonu, dördüncü bölümde korelasyon regresyonu yöntemleri sunulmuştur. Beşinci bölümde similasyon çalışmasının sonuç tabloları, son bölümde ise sonuçlar ve tartışmalar verilmiştir.

2. UZUN DÖNEM BAĞIMLI (LRD) ZAMAN SERİLERİ

Uzun dönem bağımlı (LRD) zaman serilerini, Beran (1994) de aşağıdaki iki tanımla vermiştir:

Tanım1. X_t durağan süreci için

$$\lim_{k\to\infty}\left(\frac{\rho_k}{c_\rho k^{-\alpha}}\right)=1 \tag{1}$$

(Burada $\alpha \in (0,1)$ gerçel sayı ve $c_\rho > 0$ sabittir.) sağlanıyorsa X_t durağan sürecine uzun dönem bağımlı (LRD) süreç adı verilir.

Tanım 2. X_t durağan süreci için $\beta \in (0,1)$ gerçel sayı ve c_ρ >0 sabiti olmak üzere

$$\lim_{\lambda\to 0} f(\lambda)/\left\lfloor c_f \; |\lambda|^{-\beta} \; \right\rfloor = 1 \tag{2}$$

sağlanıyorsa X_t'ye uzun dönem bağımlı (LRD) süreç adı verilir.

X_t normal uzun dönem bağımlı akgürültü süreci için d uzun dönem bağımlılık parametresi olmak üzere model denklemi şöyle yazılabilir:

$$X_t = (1-B)^{-d}\varepsilon_t \tag{3}$$

Uzun dönem bağımlı normal akgürültü süreci için kuramsal otokovaryans ve otokorelasyon katsayısı formülleri şöyle bulunmuştur:

$$\gamma(k)=\sigma_\varepsilon^2\frac{(-1)^k\,\Gamma(1-2d)}{\Gamma(k-d+1)\Gamma(1-k-d)},\quad \rho(k)=\frac{\Gamma(1-d)\Gamma(k+d)}{\Gamma(d)\Gamma(k+1-d)}$$

Ayrıca,

$$\rho(k)\approx\frac{\Gamma(1-d)}{\Gamma(d)}|k|^{2d-1}\;,\;(\;k\to\infty) \tag{4}$$

sonucuna ulaşılabilir. Ayrıca spektral yoğunluk fonksiyonu ise aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$f(\lambda)\approx\left(\sigma^2/2\pi\right)\left\{4\sin^2(\lambda)\right\}^{-d} f_\varepsilon(\lambda) \tag{5}$$

3. LOGARİTMİK PEDİOGRAM REGRESYONU

Uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmini için farklı bir yöntem de Geweke ve Porter-Hudak (1983) tarafından geliştirilmiştir. Bu çalışmada sıfır yöresinde spektral yoğunluk fonksiyonu incelenmiştir. Sıfıra yakın frekanslar kullanılarak, frekansların logaritması üzerine logaritmik pediogramın regresyonu yapılmış ve eğimin tahmini uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmini olarak alınmıştır. Geweke ve Porter-Hudak (1983) çalışmasından bazı önemli noktalar şöyle verilebilir:

$\{X_t\}$'nin T büyüklüğünde bir örnekleminin verildiğini varsayalım. Buna göre

$$\lambda_{j,T} = \frac{2\pi j}{T} \ , \ j = 0,\ldots,T-1$$

yazılabilir. Burada $\lambda_{j,T}$ harmonik ordinatları ve $I(\lambda_{j,T})$ bu ordinatlardaki pediogramı göstersin. Buna göre,

$$\ln\{I(\lambda_{j,T})\} = \ln\{\sigma^2 f_\varepsilon(0)/2\pi\} - d\ln\{4\sin^2(\lambda_{j,T}/2)\}$$
$$+\ln\{f_\varepsilon(\lambda_{j,T})/f_\varepsilon(0)\} + \ln\{I(\lambda_{j,T})/f(\lambda_{j,T})\}$$

olur. Logaritmik pediogramın yukarıda verilen eşitliğine doğrusal regresyon denklemi gözüyle bakılarak d'nin tahmini elde edilebilir. Burada $\ln\{I(\lambda_{j,T})\}$ bağımlı değişken, $\ln\{4\sin^2(\lambda_{j,T})\}$ açıklayıcı değişken, -d eğim parametresidir. Öte yandan $\ln\{f_\varepsilon(\lambda_{j,T})/f_\varepsilon(0)\}$ terimi harmonik frekanslar sıfıra yakın olduğundan ihmal edilebilir ve $\ln\{\sigma^2 f_\varepsilon(0)/2\pi\}$ ve $\ln\{I(\lambda_{j,T})/f(\lambda_{j,T})\}$'nin ortalamasına sabit terim gözüyle bakılabilir.

Teorem. $\{X_t\}$, $d<0$ uzun dönem bağımlı süreç ve $I(\lambda_{j,T})$, $\lambda_{j,T} = \pi j/T$ harmonik frekanslarda $\{X_t\}$'nin pediogramını göstersin. $b_{1,T}, V\hat{a}r(b_1)$, aşağıda verilen (6) regresyon denkleminden β_1'in ve $\mathrm{var}(b_1)$ en küçük kareler tahmini olmak üzere $\lim_{T\to\infty} g(T) = \infty$ ve $\lim_{T\to\infty} g(T)/T = 0$ özelliğine sahip bir $g(T)$ fonksiyonu için, eğer $n = g(T)$, $p\lim b_1 = -d$ ve $\lim_{T\to\infty}(\ln T)^2/g(T) = 0$ ise $(b_1+d)/(V\hat{a}r(b_1))^{1/2} \xrightarrow{D} N(0,1)$ olur.

$$\ln\{I(\lambda_{j,T})\} = \beta_0 + \beta_1 \ln\{4\sin^2(\lambda_{j,T}/2)\} + \varepsilon_{j,T} \quad , \ j = 1,2,\ldots,n \quad \textbf{(6)}$$

4. KORELASYON REGRESYONU YÖNTEMİ

Kısa dönem bağımlı süreçlerde korelogram belirleme için çok etkin bir yöntemdir. H Hurst üstünü göstermek üzere (d=H-1/2) uzun dönem bağımlı süreçlerde bazı $1/2 < H < 1$ için k^{2H-2} ile orantılı bir şekilde korelasyonlar yavaşça azalır. Fakat korelogram sayesinde H'ın değerini belirlemek çok zordur. İkinci bir zorluk korelasyonların değerleri çok küçük olduğundan $\pm 2/\sqrt{n}$ sınırları içinde kalırlar. Üçüncü bir zorluk ise uzun dönem bağımlılık asimtotik bir tanımdır. Bu nedenle çok büyük gecikmeler için korelasyonlar incelenmelidir. Büyük gecikmelerde ise korelasyonların güvenilir tahminleri elde edilemez. Kuramsal otokorelasyon fonksiyonunda her iki tarafın logaritması alınarak grafik çizmek daha uygun olur. Eğer korelasyonlardaki asimtotik azalma hiperbolik ise grafikteki noktalar eğimi 2H-2 olan negatif eğimli bir eğri civarında yayılır. Log-log koordinatlarındaki korelogram uzun dönem bağımlılığı güçlü ya da çok uzun zaman serileri için kullanılabilen bir araçtır (Beran, 1994).

Beran (1994) tarafından verilen bu bilgi korelogramın grafiksel incelemesine dayanmaktadır. Logaritmik pediogram'ın zaman tanım aralığındaki bir alternatifi olarak korelasyon regresyonu düşünülebilir. Beran (1994) bu yöntemin zayıf yönlerini ortaya koymaktadır. Bu yöntemin ne uzunluktaki seriler için etkin olacağı ve otokorelasyonların kaç tanesi için etkin sonuçlar alınacağı incelenmemiştir. Literatürde de bugüne kadar bu yöntem üzerine hiç bir çalışma yapılmamıştır. Hurst (1951)' deki R/S istatistiği de korelasyon regresyonuna benzer olarak zaman tanım aralığında çalışan fakat farklı bir yarı parametrik tahmin yöntemidir.

(4) Eşitliği, korelasyon regresyonunu uygulamada temel alınır. (4) Eşitliğinden aşağıdaki basit doğrusal regresyon denklemine geçmek mümkündür:

$$\log|\rho_k| \approx c(d) + (2d-1)\log|k| \quad \textbf{(7)}$$

Bu eşitlikte $\log|\rho_k| = y$, $c(d) = \beta_0$, $2d-1 = \beta_1$ ve $\log|k| = x$ alınırsa aşağıdaki basit doğrusal regresyon denklemi elde edilir.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad \textbf{(8)}$$

Bu regresyonda elde edilen eğim parametresinin tahmininin aşağıdaki doğrusal kombinasyonu, uzun dönem bağımlılık parametresinin tahminini verecektir:

$$\hat{d} = \frac{\hat{\beta}_1 + 1}{2} \quad \textbf{(9)}$$

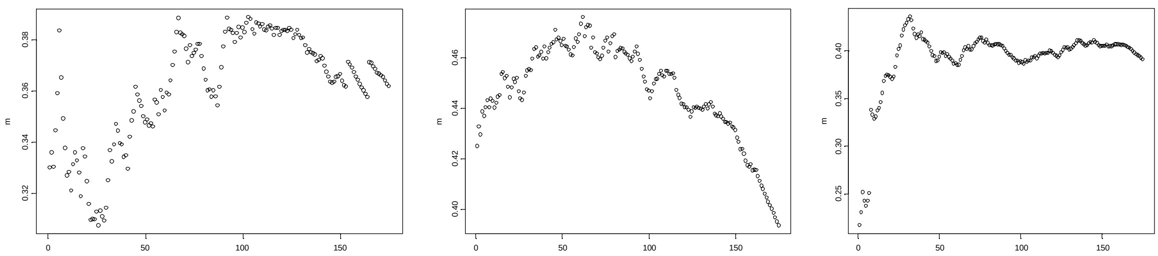
Burada problem, basit doğrusal regresyon yöntemi kullanılırken, örnek sayısının ne olacağıdır. Örnek sayısının değişimine göre uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmini de değişecektir. Bu parametre tahmininin özellikleri bir similasyon uygulaması ile araştırılmıştır.

5. SİMİLASYON ÇALISMASI VE BULGULARI

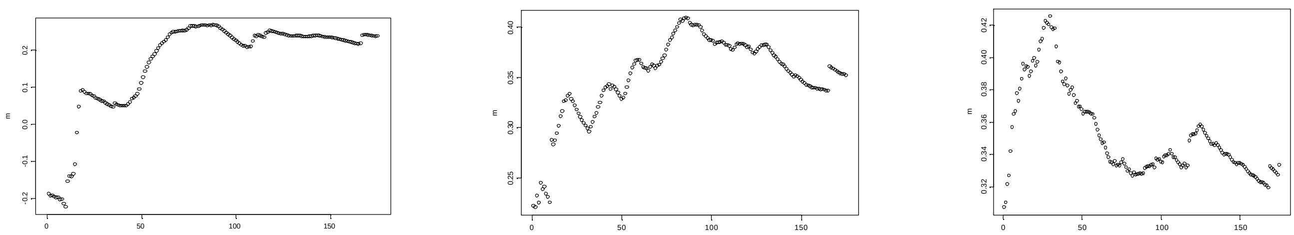
Korelasyon regresyonu yapılırken örnek büyüklüğünün ne alınacağı sorunu similasyon çalışması ile incelendi ve 200 örnek büyüklüğündeki yapay serilerden farklı örnek büyüklüklerinde (n=25,26,...,199) uzun dönem bağımlılık parametresinin durağanlık sınırına yakın ve uzak iki değeri 0.25 ve 0.45 için parametre tahminlerinin grafikleri tartışıldı. Bu grafiklerden genelleme yapmanın mümkün olduğu görüldü. Grafiklerin genel türlerine örnekler Şekil 1 ve Şekil 2 de verildi. Grafiklerden d=0.25 durumu için farklı örnek büyüklüklerinde elde edilen parametre tahminlerinden minimumunun gerçek parametre değerine çok yaklaştığı sonucuna ulaşıldı. d=0.45 durumu için ise farklı örnek büyüklüklerinde elde edilen parametre tahminlerinden maksimumunun gerçek parametre değerine yaklaştığı görüldü. Dolayısıyla genel bir kabul olarak farklı örnek büyüklüklerinde elde edilen parametre tahminlerinin maksimumu (minimumu) d'nin durağanlık sını
rına yakın noktalarında (uzak noktalarında) optimal parametre tahmini olarak alınabilir.

Minimum korelasyon regresyonu tahmin edicisi ile Logaritmik pediogram tahmin edicisi için farklı büyüklükteki 200 tane uzun dönem bağımlı akgürültü süreçleri benzetilerek aşağıdaki tablolar oluşturuldu. Yapay serilerin uzunluğu N olmak üzere korelasyon regresyonu n=25,N-1 örnek büyüklükleri için elde edilerek parametre tahminlerinin minimumu ve maksimumu uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmini olarak alındı. Aşağıdaki tablolardaki sonuçlar için kullanılan formül,

$$HKT = \sum_{i=1}^{200} (\hat{d} - d_i)^2$$



Şekil 1. N=200, d=0.25 için korelasyon regresyonu sonuçları



Şekil 2. N=200, d=0.45 için korelasyon regresyonu sonuçları

Tablo 1. N=100 için hata kareler toplamları

Yöntem	D=0.1	d=0.2	d=0.3	d=0.4
Pediogram Regresyonu	14,98	19,07	14,74	20,44
Korelasyon Regresyonu(min)	20,94	6,86	3,13	7,86

Tablo 2. N=200 için hata kareler toplamları

Yöntem	D=0.1	d=0.2	d=0.3	d=0.4
Pediogram Regresyonu	19,35	20,38	18,73	17,18
Korelasyon Regresyonu(min)	19,71	6,189	6,3	32,43

Tablo 3. N=500 için hata kareler toplamları

Yöntem	d=0.1	d=0.2	D=0.3	d=0.4
Pediogram Regresyonu	5,24	6,189	5,2	5,38
Korelasyon Regresyonu(min)	16,49	3,23	26,9	121,46

Tablo 4. N=1000 için hata kareler toplamları

Yöntem	d=0.1	d=0.2	d=0.3	d=0.4
Pediogram Regresyonu	1,98	2,16	2,48	2,52
Korelasyon Regresyonu(min)	12,76	5,74	62,42	220

Tablo 5. N=100 için hata kareler toplamları

Yöntem	d=0.1	d=0.2	d=0.3	d=0.4
Pediogram Regresyonu	19,75	18,53	19,08	17,12
Korelasyon Regresyonu(maks)	48,54	30,83	17,03	7,42

Tablo 6. N=200 için hata kareler toplamları

Yöntem	d=0.1	d=0.2	d=0.3	d=0.4
Pediogram Regresyonu	17,50	17,90	15,47	18,62
Korelasyon Regresyonu (maks)	48,54	30,83	17,03	7,42

Tablo 7. N=500 için hata kareler toplamları

Yöntem	d=0.1	d=0.2	d=0.3	d=0.4
Pediogram Regresyonu	5,07	4,30	5,50	5,7
Korelasyon Regresyonu(maks)	48,54	30,83	17,13	7,42

Tablo 8. N=1000 için hata kareler toplamları

Yöntem	d=0.1	d=0.2	d=0.3	d=0.4
Pediogram Regresyonu	1,96	2,72	1,92	2,71
Korelasyon Regresyonu(maks)	48,54	30,83	17,13	7,42

6. SONUÇ VE TARTIŞMA

Farklı örnek büyüklükleri için otokorelasyon regresyonu tahmin yönteminin denenmesi ile elde edilen Şekil 1 ve Şekil 2 'den gerçek parametre değerine her defasında belli bir örnek büyüklüğü için ulaşılamadığı görülmektedir. Ancak yapılabilecek mümkün regresyonlardan durağanlık sınırlarına yakın bölgede elde edilen tahminlerin maksimumu, durağanlık sınırlarına uzak bölgede ise elde edilen tahminlerin minimumu ile yakın sonuçlar elde edildiği görülmektedir. Bu gerçekleri dikkate alarak, similasyon sonuçlarından oluşturulan tablolar yardımıyla özellikle otokorelasyon regresyonu (min) yöntemi durağanlık sınırına uzak, otokorelasyon regresyonu (maks) yöntemi ise durağanlık sınırına yakın noktalarda ve 100-200 uzunluğundaki uzun dönem bağımlı serileri tahmin etmede logaritmik pediogram regresyonundan daha iyi sonuçlar vermektedir. Zaman serisinin uzunluğu arttıkça korelasyonların güven aralığının genişlemesinden dolayı tahminler (min yada maks) güvenilirliğini kaybetmektedir. Otokorelayon regresyonu (min yada maks) yöntemi diğer yarı parametrik tahmin yöntemleri gibi uzun dönem bağımlılık parametresinin yanlı tahminlerini vermektedir. Uzun dönem bağımlılığın belirlenmesinde otokorelasyon regresyonu yönteminin uygulanması diğer klasik yöntemlere göre daha kolaydır.

KAYNAKÇA

Beran, J. (1994). *Statistics for Long-Memory Processes*, Chapman&Hall/CRC

Bertelli S. ve M. Coporin (2002). A Note on Calculating Autocovariances of Long Memory Processes. *Journal of Time Series Analysis* 23(5), 503-508.

Fallaw S., (1992). Maximum Likelihood Estimation of Stationary Univariate Fractionally Integrated Time Series Models. *Journal of Econometrics* 53,165-188.

Fox, R. ve Taqqu M.S. (1986). Large Sample Properties Parameter Estimates for Strongly Dependent Stationary Gaussian Time Series. *Ann. Statist.* 14, 517-532.

Geweke, J. ve Porter-Hudak, S. (1983). The Estimation and Application of Long-Memory Time Series Models. *Journal of Time Series Analysis* 4, 221-237.

Granger, C.W.J. ve Joyeux R. (1980). An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractionally Differencing. *Journal of Time Series Analysis* 1(1), 15-29.

Hosking, J.R.M., (1981). Fractionally Differencing. *Biometrica* 68(1),165-176.

Hosking J.R.M., (1984). Modeling Persistence in Hydrological Time Series Using Fractionaly Differencing. *Water Resources Research* 20(12), 1898-1908.

Hurst, H.E. (1951). Long-term storage capacity of reservoirs. *Trans. Am. Soc. Civil Engineers* 116, 770-799.

Koop, G., Ley, E., Osiewalski, J. ve Steel, M.F.J. (1997). Bayesian Analysis of Long Memory and Persistence Using ARFIMA Models. *Journal of Econometrics* 76,149-169.

Li, W.K. ve Mcleaod, A.I. (1986). Fractional Time Series Modelling. *Biometrica*. 73, 217-221.

Pai J.S. ve Ravishanker N., (1998). Bayesian Analysis of Autoregressive Fractionally Integrated Moving-Avarage Processes. *Journal of Time Series Analysis*19, 99-112.

Robinson (1995). Gaussian Semi-Parametric Estimation of Long Range Dependence. *Annals of Statistics* 23, 1630-1661.

Reinsen, V., Abraham, B. ve Lopes, S. (2001). Estimation of Parameters in ARFIMA Processes: A simulation Study. *Comun. Statist. Simula*. 30(4),787-803.

Whittle, P. (1951). *Hypothesis Testing in Time Series Analysis*. Almquist and Wiksells. Uppsala.

Yoshiro (1985). On Estimation of Long Memory Time Series Models. *Austral. J. Statist*. 27(3) , 303-320.

Erol Eğrioğlu, Trabzon 'da 1977 yılında doğdu. Lisans eğitimini Ondokuz Mayıs Üniversitesi Fen Edebiyat Fakültesi İstatistik Bölümünde 1998 yılında tamamladı. Aynı yıl Araştırma Görevlisi olarak göreve başladı. Bilim uzmanlığı derecesini 2002 yılında aldı. E. Eğrioğlu halen Hacettepe Üniversitesi Fen Fakültesi İstatistik Bölümünde çalışmalarına devam etmektedir. Çalışmalarına Zaman Serileri konusunda devam etmekte olan E. Eğrioğlu evli olup bir çocuk babasıdır.

Süleyman Günay, Düzce'de 1949 yılında doğdu. Ankara Üniversitesi Fen Fakültesi Matematik bölümünde 1968 yılında Lisans eğitimini tamamladı. Hacettepe Üniversitesi Fen Fakültesi İstatistik Bölümünde 1972 yılında Doktora derecesini aldı ve 1978 yılında da aynı bölümde Doçent oldu. 1988 yılında Profesör olan S. Günay halen Hacettepe Üniversitesi Fen Fakültesi İstatistik Bölümünde Bölüm Başkanı olarak çalışmalarına devam etmektedir. Evli ve iki çocuğu olan S.Günay'ın ulusal ve uluslararası dergilerde bir çok çalışması bulunmaktadır.