Muğla Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi
Bahar 2012 sayı 28

DOĞRUSAL OLMAYAN OTOREGRESİF ZAMAN SERİLERİ MODELLERİNİN KESTİRİMİ

Dursun AYDIN*
Öznur İŞÇİ**

ÖZET

Doğrusal olmayan zaman serileri için parametrik ve parametrik olmayan yöntemlerin kullanıldığı bilinmektedir. Bu çalışmada, parametrik yöntemlerden otoregresif (AR) ve kendinden eşik değerli (SETAR) modelleri, parametrik olmayan yöntemlerden ise toplamsal regresyon modeli (ARM) kullanılmıştır. Parametrik olmayan regresyon teknikleri hatalardaki otokorelasyonun varlığına genellikle duyarlıdırlar. Bu duyarlılığın pratik sonuçları düzeltme parametresinin uygun seçimiyle açıklanır. Bu bağlamda mevcut literatürdeki splayn düzeltme yöntemini esas alan *backfitting algoritması* incelenmiştir. Bu amaçla, Türkiye'deki ihracat birim değer endeks verisi, AR, SETAR ve ARM modelleri ile tahmin edilerek uygun model belirlenmeye çalışılmıştır.

***Anahtar Kelimeler*:** Zaman serisi, AR modeli, SETAR modeli, ARM modeli.

NONLINEAR TIME SERIES MODELS PREDICTING AUTOREGRESSIVE

ABSTRACT

It is known that parametric and nonparametric methods are used for nonlinear time series. Of the parametric methods, autoregressive (AR) model and self-threshold value (SETAR) model and, of the nonparametric methods, additive regression model (ARM) have been used in this study. Nonparametric regression techniques are often sensitive to presence of otocorrelation in errors. Practical results of this sensitivity is explanied by appropriate selection of smoothing parameter. In this context, backfittting algorithm based on smoothing spline method in the existing literature is discussed. As an application, an appropriate model for the export unit value index data for Turkey is try to be determined by fitting each of AR, SETAR and, ARM models to the data.

***Keywords*:** Time series, AR model, SETAR model, ARM model.

1. GİRİŞ

Bir regresyon modelinin hataları genellikle otokorelasyonlu zaman serilerinin tahmininde kullanılması muhtemeldir. Bununla ilgili çalışmalar Engle, Granger, Rice ve Weiss (1986); Harvey ve Koopman (1993) tarafından yapılmıştır. Hatalar otokorelasyonlu olduğu zaman parametrik olmayan tahmin yöntemleri kullanılabilir. Altman (1990); Hurvich ve Zeger (1990); Hart (1991, 1994) hatalar otokorelasyonlu olduğu zaman genellikle bağımsız değişken olarak zamanı tek değişkenli parametrik olmayan yöntemlerle

---

* Doç. Dr., Muğla Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü.
** Yrd. Doç. Doç., Muğla Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü.

ilişkilendirmişlerdir. Hatalar için otoregressive model (Smith, Wong ve Kohn, 1998),

$$y_t = f(x_t) + u_t, \quad t = 1,...,n \tag{1}$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada y_t bağımlı değişken, $f(x_t)$ bağımsız değişken x_t'nin bilinmeyen regresyon fonksiyonunu, u_t durağan bir otokorelasyon hata dizisidir. Hatalar, sıfır ortalama s.nci dereceden durağan otoregressif süreçle aşağıdaki gibi modellendirilir:

$$u_t = \theta_1 u_{t-1} + ... + \theta_s u_{t-s} + \varepsilon_t, \ \varepsilon_t \sim NIID(0,\sigma^2) \tag{2}$$

Zaman serileri modellerini kurma konusunda sıklıkla kullanılan yaklaşımların çoğu bir doğrusal Gaussian süreçten elde edilir (Box, Jenkins ve Reinsel, 1994). Çok sayıda çekici özellik sağlayan doğrusal Gaussian modellerine duyulan bu ilgilerinin önemli nedenleri arasında; birçok doğrusal olmayan modellerin uygun olarak üretmekte başarısız olduğu fiziksel yorumlar, frekans analizi, asimtotik sonuçlar, istatistiksel çıkarsama gibi durumlar sayılabilir. Bu avantajlarına rağmen, gerçek yaşam sistemi genellikle doğrusal olmayan birçok özellik içerir ve bu özellikler doğrusal istatistiksel modelleriyle tam olarak açıklanamaz. Diğer bir ifadeyle, doğrusal modeller ekonomik ve finansal verilerin belirli özelliklerini açıklamada yetersiz kalırlar.

Ekonomik ve finansal sistemler hem yapısal hem de davranışsal değişimler içerdiğinden, deneysel verileri farklı zamanlarda açıklamak için farklı zaman serileri kullanmak gerekir. Zaman serilerindeki doğrusal olmayan davranışı modellemek için, farklı modellerde farklı olan dinamikleri almak ve farklı modellerin var olmasını sağlamak gerekir. Doğrusal olmayan zaman serileri 1970'li yılların sonlarında değer kazanmaya başlamış ve gerçek verilerle doğrusal olmayan dinamikleri modellemek için gerekli olması nedeniyle ün kazanmıştır (Tong, 2007). Bu bakış açısından yolla çıkarak burada öncelikle farklı modellerden oluşan ve otoregresif (AR) model tarafından tanımlanan eşik değerli otoregresif model (Threshold Outoregressive Model-TAR) ya da basitçe kendinden eşik değerli otoregresive (Self-Exciting Threshold Model-SETAR) model dikkate alınmıştır. Bu model durağan zaman serileri için önemli bir bakış açısı sağlar. TAR modeli parçalı doğrusal modellerden oluşmakta ve temel fikri eşik değişken olarak adlandırılan görülebilen tek bir değişkenin değerine göre bir doğrusal AR modelinin parametrelerini değiştirmektir. Eğer bu değişken zaman serisinin gecikmeli değeriyse, SETAR modeli olarak adlandırılır.

Zaman serilerinde bir diğer yaklaşım, otokorelasyon hatalı parametrik olmayan bir toplamsal regresyon modelinin (additive regression model-ARM) tahmini şeklinde verilebilir. Doğrusal olmayan bileşenlerin her biri birkaç düğüm noktasını kullanan bir regresyon splaynı olarak modellendirilirken, hatalar kısmi otokorelasyonlarına göre parametreleştirilmiş yüksek bir dereceden durağan otoregresif bir süreç ile modellendirilir.

Eşitlik (1)'de verilen modelin toplamsal şekli biçiminde ifade edilen model (10)'u oluşturan her bir parametrik olmayan fonksiyon, lokal ağırlıklı polinomiyal (Fan ve Gijbels, 1996) ve splayn düzeltme (Green ve Silverman, 1994) veya cezalı regresyon splayn (Eilers ve Marx, 1996) gibi parametrik olmayan düzeltme yöntemlerine dayalı ve Hastie ve Tibshirani (1990) tarafından verilen "*backfitting algoritması*" kullanılarak tahmin edilebilir. Model (10)'daki her bir parametrik olmayan terimler, cezalı kübik splayn regresyonları ile temsil edilen fonksiyonlardır. Bu fonksiyonlar, Wood (2000)'un yaptığı çalışmada belirtildiği gibi, R ortamında "*mgcv paketi*" kullanılarak tahmin edilebilir.

2. ZAMAN SERİLERİNİN KESTİRİMİNDE KULLANILAN YÖNTEMLER

Doğusal olmayan davranışlarını modellendirmede doğal olarak, faklı ülkelere ilişkin ekonomik ve finansal zaman serilerini farklı denklemlerle göstermek mümkündür. Bu bölüm, bir otoregresif AR, kendinden eşik değerli SETAR ve ARM modelleri tarafından belirlenen zaman serilerinin her bir denklemde farklı davrandığını varsayan modeller üzerinde durmaktadır.

2.1 AR Modeli

Bağımlı y_t değişkeninin geçmiş dönemlere ait değerleri $y_{t-1}, y_{t-2}, \ldots, y_{t-p}$ içeriyorsa bu modellere otoregressif model denir. Birinci derece otoregressif AR(1) modeli aşağıdaki eşitlikle verilir,

$$\begin{aligned} y_t &= \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + u_t \\ u_t &= \phi u_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim NIID(0,\sigma^2) \end{aligned} \tag{3}$$

Birinci derece otoregressif istatistiksel modelinde ϕ, -1 ile +1 arasında değer aldığı varsayılan bilinmeyen otokorelasyon parametresi ve ε_t ise, sıfır ortalamalı ve sabit bir σ_ε^2 varyansa sahip bağımsız hata terimidir. Eşitlik (3)'de verilen istatistiksel model yapısı, AR(1) zaman serisi modeli veya AR(1) süreci olarak tanımlanır. Benzer şekilde ikinci derece otoregressif AR(2) modeli için aşağıdaki eşitlikle yazılabilir,

$$\begin{aligned} y_t &= \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + u_t \\ u_t &= \phi_1 u_{t-1} + \phi_2 u_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim NIID(0,\sigma^2) \end{aligned} \tag{4}$$

Daha genel olarak, p'inci dereceden otoregressif AR sürecini ifade eden bir istatistiksel modelini tanımlamak mümkündür. Böylece, AR(p) modeli,

$$\begin{aligned} y_t &= \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + ... + \beta_p y_{t-p} + u_t \\ u_t &= \phi_1 u_{t-1} + \phi_2 u_{t-1} + ... + \phi_p u_{t-p} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim NIID(0,\sigma^2) \end{aligned} \tag{5}$$

şeklinde yazılabilir. Burada $\phi_1, \phi_2, ..., \phi_P$'ler bilinmeyen otoregressif parametrelerdir (Dagum ve Giannerini, 2006).

2.2 SETAR Modeli

Doğrusal olmayan zaman serisi modellerinde popüler yöntemlerden biri olan TAR (Threshold AutoRegressive) modeli ilk defa Tong (1978) tarafından önerilmiş ve daha sonra detaylı olarak ele alınmıştır. SETAR (Self-Exciting TAR) modeli TAR modelinin özel bir durumudur.

SETAR olarak bilinen parçalı doğrusal modeller, doğrusal olmayan modellerin en basit sınıfını oluşturur. SETAR modelini teşkil eden basit AR modelleri regresyon metotlarını kullanarak kolayca tahmin edilebilir. Doğrusal olmayan davranışları dikkate almak için AR modelleri genişletilerek doğrusal olmayan modeller kolayca anlaşılır ve yorumlanır hale gelir. SETAR modeli ve onun istatistiksel özelliklerinin ayrıntılı bir kapsamı Tong (1990)'da bulunabilir. Bu model yaygın olarak ekonomik serilerin asimetrik modellemesi için kullanılmaktadır. Örneğin, Pfann, Schotman ve Tschernig (1996) makalesinde, Amerika'daki faiz oranları bir denklemden daha fazla denkleme sahip olduğunu tartışmış ve bu serileri SETAR modeliyle tahmin etmiştir. Yine bu modeller döviz kuru modellemesi için Henry, Olekalns ve Summers (2001) tarafından kullanılmıştır. Ayrıca, değişik alanlarda uygulamalar ve zaman serileri analizinde doğrusal olmayan SETAR modellerinin kullanımı konusunda ayrıntılı bilgiler ve örnekler, Tong ve Lim (1980); Tong (1983, 1990); Granger ve Terasvirta (1993); Franses ve Dijk (2000), Chan ve Tong (2001) tarafından yapılan çalışmalarda bulunabilir.

TAR model formu basitliğine rağmen, bir TAR modeli oluştururken pek çok parametre tahmin edilmeli ve değişkenleri seçmek gereklidir. Bu durum yöntemin erken kullanımı engellemiştir. Ancak son zamanlarda, TAR modellerinin özellikleri ve tahmini konusunda çok ilerleme kaydedilmiştir (Zivot, 2005).

SETAR modellerinin birkaç türü vardır. Burada sadece eşik değerin durumuna bağlı olarak iki doğrusal alt modelden oluşan ve Tong (1990) tarafından tanıtılan iki denklemli SETAR modeli esas alınmıştır. Gösterim kolaylığı için, SETAR (1), k = 1 için tek(bir) denklemli doğrusal AR modelini; SETAR (2), k = 2 için iki denklemli TAR modelini göstermektir. Tek denklemli SETAR (1) model için, $-\infty = r_0 < r_1 < \cdots < r_k = \infty$ ve bilinmeyen parametreleri $\Theta = (\phi^{(1)}, \sigma^{(1)})$; iki denklemli SETAR (2) model için, tek eşik değeri $-\infty < r_1 < \infty$ ve bilinmeyen parametreleri $\Theta = (\phi^{(1)}, \phi^{(2)}, \sigma^{(1)}, \sigma^{(2)})$ göstermektedir.

Gecikme parametresi d pozitif bir tamsayı olmak üzere, SETAR modeli için eşik değişken, sürecin kendisinin belli bir gecikmeli değeridir. Birinci dereceden SETAR modeli aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$y_t = \begin{cases} \phi_{1,0} + \phi_{1,1} y_{t-1} + \sigma_1 e_t, \; y_{t-1} \le r \\ \phi_{2,0} + \phi_{2,1} y_{t-1} + \sigma_2 e_t, \; y_{t-1} > r \end{cases} \tag{6}$$

Burada ϕ 'ler otoregresif parametrelerdir. σ gürültü standart sapması, r eşik değer parametresi ve e_t birim varyans ve sıfır ortalamalı bağımsız ve aynı dağılımlı rastgele hata terimleridir. y_t 'nin koşullu dağılımı $\phi_{1,0}$ sabit terim ve $\phi_{1,1}$ otoregresif katsayılı ve σ_1^2 hata varyanslı kullanıma hazır olan birinci AR(1) alt modeliyle aynıdır. Diğer taraftan, y_t 'nin 1. gecikme değeri r eşik değerini aşarsa, $\phi_{2,0}$, $\phi_{2,1}$, σ_2^2 parametreli ikinci AR(1) süreci kullanıma hazırdır. Birinci dereceden SETAR modeli tamsayı değerli bir gecikme ile yüksek dereceye kadar kolayca genişletilebilir:

$$y_t = \begin{cases} \phi_{1,0} + \phi_{1,1} y_{t-1} + \ldots + \phi_{1,p_1} y_{t-p_1} + \sigma_1 e_t, \; y_{t-d} \le r \\ \phi_{2,0} + \phi_{2,1} y_{t-1} + \ldots + \phi_{2,p_2} y_{t-p_2} + \sigma_2 e_t, \; y_{t-d} > r \end{cases} \tag{7}$$

Burada iki alt modelin $p_1 \; ve \; p_2$ otoregresif derecelerinin aynı olması gerekmez ve d gecikme parametresi maksimum otoregresif dereceden daha büyük olabilir. Ancak, notasyonu basitleştirmek için $p_1 = p_2 = p \; ve \; 1 \le d \le p$ olduğu varsayılabilir. Eşitlik (7) ile tanımlanan TAR modeli d gecikmeli $TAR(2, p_1, p_2)$ modeli olarak gösterilir.

2.3 ARM Modeli

Doğrusal olmayan zaman serisi modellerinin tahmininde kullanılan bir başka yöntemde ARM modelidir. Bu model, standart regresyon modelinden daha esnek bir yöntemdir. Burada x ve z bağımsız değişkenleri için ARM modeli,

$$y_t = f(x_t) + g(z_t) + u_t \tag{8}$$

şeklinde ifade edilebilir. Model (8)'de u_t hataları birbirinden bağımsız olduğunda Hastie and Tibshirani (1990) tarafından geliştirilen "*backfitting algoritması*" f ve g fonksiyonlarının tahmini için kullanılır. Ancak, otokorelasyonlu hatalı toplamsal regresyon modeli için backfitting algoritması mevcut değildir. Bu nedenle, $u_t = \phi u_{1-1} + \varepsilon_t$ birinci derece otoregresyon ile oluşturulan u_t hatalı (8) modeli dikkate alındığında, bu model,

$$y_t - \phi y_{t-1} = f(x_t) + g(z_t) - \phi f(x_{t-1}) - \phi g(z_{t-1}) + \varepsilon_t \qquad (9)$$

şeklinde ifade edilen modele eşdeğer olur. Burada ε_t hataları, sıfır ortalama ve σ^2 varyansı ile bağımsız ve aynı dağılıma sahiptir ($\varepsilon_t \sim NIID(0, \sigma^2)$). Eşitlik (9)'da $v_t = x_{t-1}$, $w_t = z_{t-1}$, $f_1(x) = f(x)$ ve $g_1(x) = g(x)$ olarak yazılırsa söz konusu model,

$$y_t - \phi y_{t-1} = f(x_t) + g(z_t) - \phi f_1(v_t) - \phi g_1(w_t) + \varepsilon_t \qquad (10)$$

olarak ifade edilir. "*Backfitting algoritması*", dört faklı fonksiyon olarak f , g , f_1 ve g_1 dikkate alınarak f ve g parametrik olmayan fonksiyonlarının kestiricilerini veren (10) denklemine uygulanabilir.

3. UYGULAMA

Bu çalışma kapsamında 2002:12-2012:10 yılları arasındaki aylık ihracat birim değeri endeksi verileri kullanılmıştır. Dış ticaret birim değer endeksi, ihracat ya da ithalat birim değerlerinde meydana gelen değişimin ölçüsüdür. İthalatta CIF (Mal bedeli + Navlun + Sigorta + Yurt dışında yapılan diğer giderler) teslim şekline göre, ihracatta ise FOB (mal bedeli) teslim şekline göre istatistiklere yansımaktadır. İhracat birim değeri endeksi verileri Türkiye İstatistik Kurumu web sayfasından alınmıştır (www.tuik.gov.tr). İhracat birim değer endeksi (y_t) için AR (1) ve AR(2), SETAR ve ARM modelleri için tahminler yapılarak 4 farklı model karşılaştırılmıştır. Bu modellerin performansları, hata kareler ortalaması (Mean Square Error-MSE), ortalama mutlak yüzde hata (Mean Absolute Percentage Error -MAPE), modelin varyansı (Residual Variance-RV) ve model seçiminde kullanılan Akaike bilgi kriteri (Akaike's İnformation Criteria-AIC) değerleri kullanılarak karşılaştırılmıştır. Sayısal hesaplamalar için R istatistiksel paket programı kullanılmıştır.

3.1 AR Modeli Sonuçları

AR(1) ve AR(2) modeline ilişkin bulunan sonuçlar aşağıda verilen Şekil 1 ve Tablo 1'de özet olarak verilmiştir. AR(1) modeli için performans göstergeleri, RV=10.24, AIC=306, MSE=10.23891 ve MAPE=1.606 olarak hesaplanırken, AR(2) modeli için RV=7.682, AIC=271, MSE=7.682198 ve MAPE=1.449 olarak bulunmuştur.

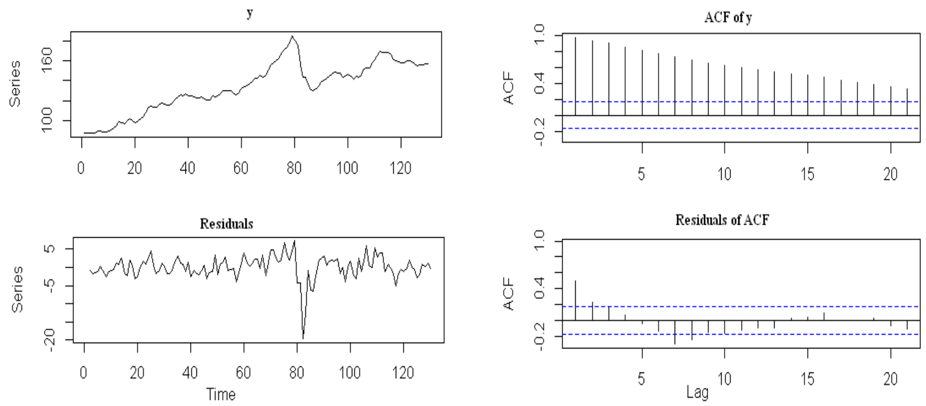
Tablo 1: AR(1) ve AR(2) Modellerinin Sonuçları

Model		Katsayılar	Standart hata	t-değeri	Pr(>|t|)
AR(1)	β_1	3.067558	1.552554	1.9758	0.05034.
	ϕ	0.981085	0.011427	85.8550	0.2e-16
AR(2)	β_1	2.775665	1.373516	2.0208	0.04543
	ϕ_1	1.475066	0.076878	19.1872	0. 2.2e-16
	ϕ_2	-0.493755	0.076085	-6.4895	1.823e-09

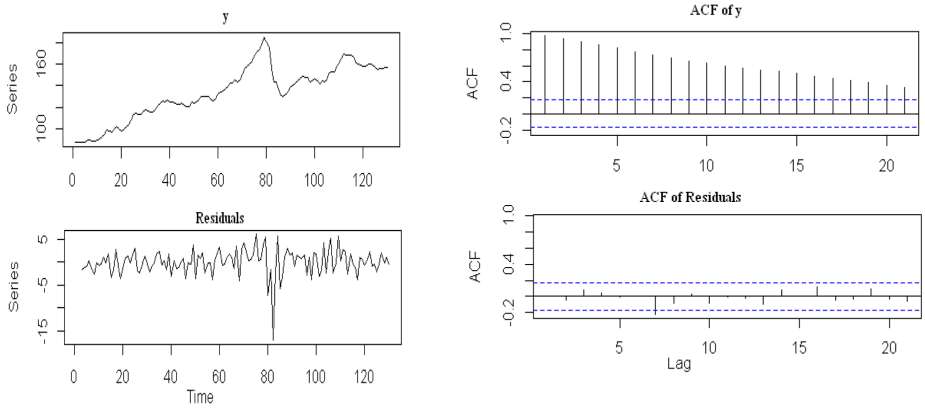
Bu sonuçlardan görüldüğü gibi AR(1) ve AR(2) modelleri, sırasıyla aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$\text{AR (1) modeli}: \ y_t = 0.981085 y_{t-1} + e_t$$
$$\text{AR (2) modeli}: \ y_t = 1.475066 y_{t-1} - 0.493755 y_{t-2} + e_t$$

Tablo 1'den görüldüğü gibi, ihracat birim değer endeksinin tahmininde kullanılan bu modeller anlamlı ve oldukça iyi tahminler vermektedir.



(a) (b)



(c) (d)

Şekil 1: Panel (a)-(b) AR(1) Modeli Artıklarını ve ACF Değerleri, Panel (c)-(d) AR(2) Modeli Artıklarını ve ACFdeğerleri

Yukarıda Şekil 1'de panel (a)-(b) sırasıyla, gerçek gözlem değerleri, AR(1) modeli artıklarını ve ACF grafiğini gösterirken, panel (c)-(d) AR(2) modeline ilişkin değerleri gösterir.

3.2 SETAR Modeli Sonuçları

SETAR modelindeki birinci doğrusal denklem için 71 tane gözlem kullanılmıştır. Parametre değerleri 1.3026 ile -0.3029 ve standart hataları ise, 0.1637 ve 0.1641 olarak tahmin edilmiştir. İkinci doğrusal denklem için 59 tane gözlem kullanılmıştır. Bu denkleme ilişkin parametre değerleri 1.4811 ile -0.5823 olarak standart hataları ise, 0.0859 ve 0.08539 olarak tahmin edilmiştir. Ayrıca 130 gözlem kullanılarak varyans 7.177 ve eşik değeri 140 ve modelinin RV = 7.177, AIC = 268, MSE=7.176714 ve MAPE=1.382 olarak elde edilmiştir. Elde edilen model ve orijinal veriye ilişkin sonuçlar aşağıdaki Tablo 2 ile Şekil 2 ve Şekil 3'de gösterilmiştir.

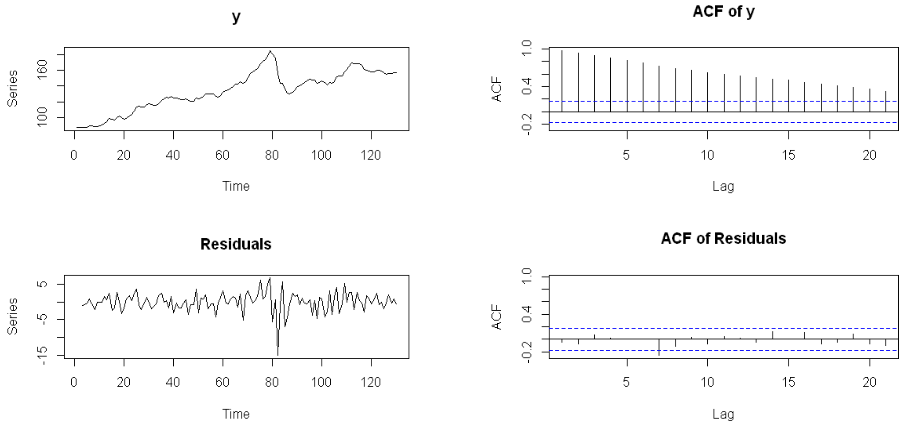
Tablo 2: SETAR Modeli Sonuçları

Model		Katsayılar	Standart hata	t-değeri	Pr(>|t|)
Birinci Denklem	Sabit L	0.7257501	2.351842	0.3086	0.758153
	ϕ_1	1.3025633	0.163716	7.9562	9.506e-13
	ϕ_2	-0.3028683	0.164054	-1.8462	0.067255
İkinci Denklem	Sabit H	15.733816	5.180365	3.0372	0.002912
	ϕ_1	1.481065	0.085926	17.2365	2.2e-16
	ϕ_2	-0.582273	0.085393	-6.8187	3.579e-10
RV = 7.177		AIC = 268	MSE=7.176714	MAPE=1.382	

Bu sonuçlardan görüldüğü gibi tahmin edilen SETAR modeli,

$$y_t = \begin{cases} 0.7257501 + 1.3025633 y_{t-1} - 0.3028683 y_{t-2} + e_t, \ y_{t-2} \leq 140 \\ 15.733816 + 1.481065 y_{t-1} - 0.582273 y_{t-2} + e_t, \ y_{t-2} > 140 \end{cases}$$

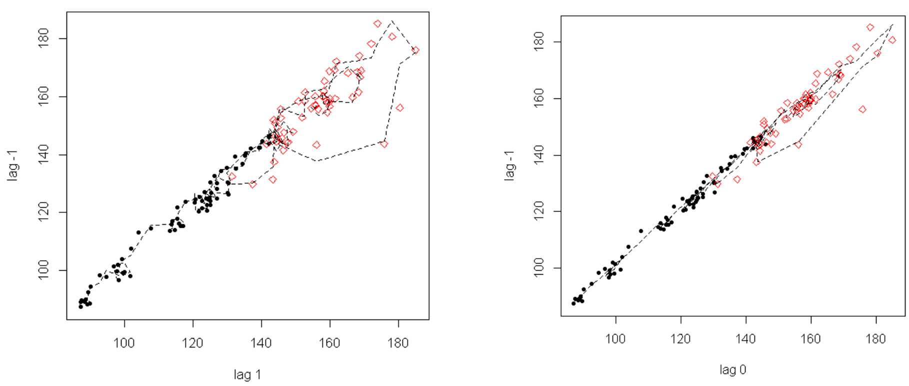
olarak yazılabilir.



(a) (b)

Şekil 2: Panel (a)-(b) SETAR Modeli için Artık Değerleri ve ACF Değerleri

Şekil 3'de inceleme konusu veriye ilişkin gecikme değerlerini gösteren grafikler verilmektedir. Şekil 3'de verilen grafik incelendiğinde ortalama ve varyansta durağan olmayan ve doğrusallık yapısını taşımayan bir dizi olduğu söylenebilir.



(a) (b)

Şekil 3: İhracat Birim Değer İndeksi için Gecikme Değerleri Garfikleri

3.3 ARM Modeli Sonuçları

Tablo 4'de görüldüğü gibi, ARM modeli için sabit değer, 134.84961 ve standart hata ise, 0.22487 olarak tahmin edilmiştir. Ayrıca modelinin RV = 5.806, AIC = 285, MSE=5.805659 ve MAPE=1.336 olarak bulunmuştur.

Tablo 4: Toplamsal Parametrik Modeli Sonuçları

Model		Katsayılar	Standart hata	t-değeri	Pr(>|t|)
ARM	sabit	134.84961	0.22487	599.67	2.2e-16
RV = 5.806 AIC = 285 MSE=5.805659 MAPE=1.336					

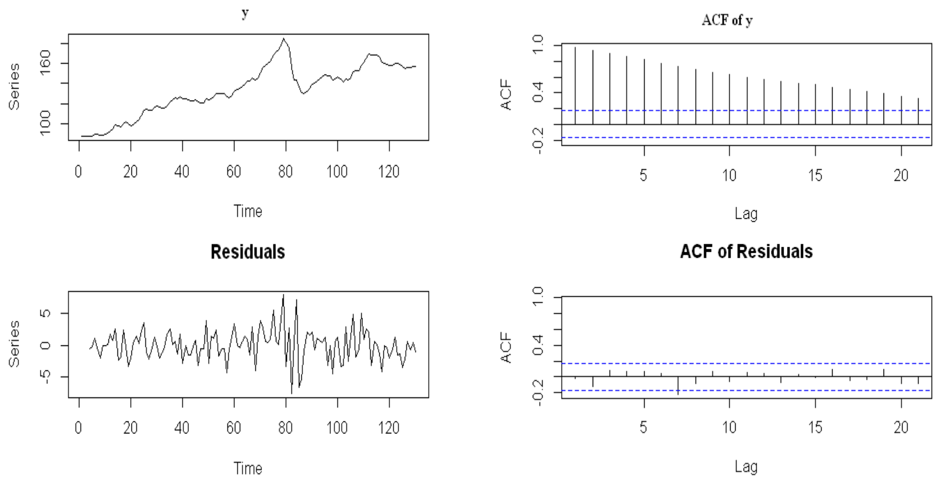
$$y_t = 134.84961 + e_t$$

Tablo 5'de görüldüğü gibi, toplamsal parametrik düzleştirme terimi için düzeltilmiş belirlilik katsayısı R^2=0.989 ve GCV değeri = 6.9403 olarak elde edilmiştir. ARM modeline ilişkin artık değerleri ve ACF değerleri Şekil 4'de görülmektedir.

Tablo 5: Toplamsal Parametrik Düzleştirme

Parametrik olmayan fonksiyonların anlamlılık düzeyleri				
	EDF	**Serbestlik derecesi**	**F**	**Pr(>|t|)**
s(V1.0)	0.99999	1.0000	211.7233	2.2e-16
s(V1.1	1.00000	1.0000	4.1573	0.0436576
s(V1.2)	6.48004	7.5252	4.5693	0.0001028
n =127 düzeltilmiş R^2 = 0.989 GCV değeri = 6.9403 Açıklanan Dev.= 0.99				

*EDF: Modelin eş değer serbestlik derecesini gösterir.



(a) (b)

Şekil 4: ARM modeli ACF ve Artık Değerleri

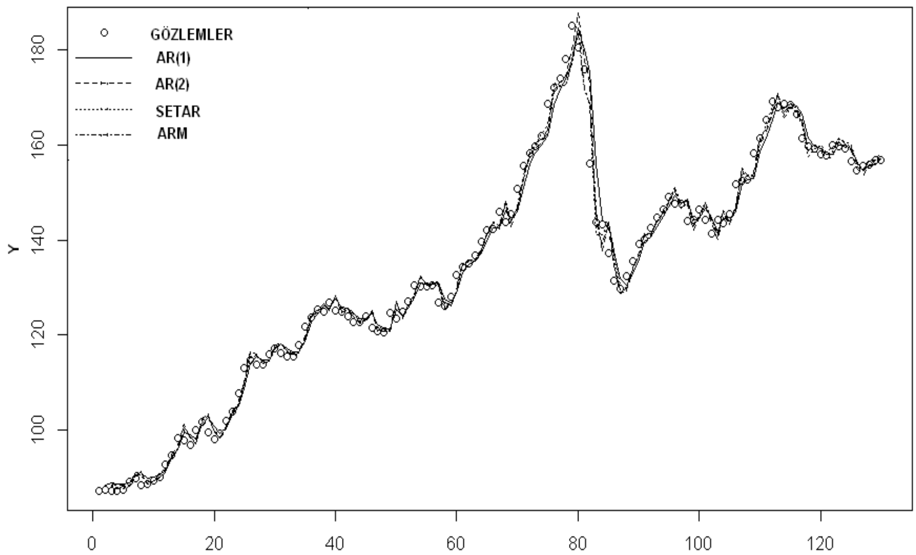
4. SONUÇ ve DEĞERLENDİRME

Giriş bölümde belirtildiği gibi, AR, SETAR ve ARM modelleri doğrusal olmayan ekonomik zaman serilerinin tahminde yaygın olarak kullanılmaktadır. Parametrik olmayan regresyon teknikleri modele ait herhangi bir fonksiyonel şekli dikkate almadan değişkenler arasındaki ilişkiyi belirlemeye çalışır. Bu teknikler model parametrelerini hesaplamak yerine doğrudan modelin fonksiyonel şeklini belirlemeye çalışır.

Çalışmada Türkiye'de 2002:12-2012:10 dönemine ait ihracat birim değer endeksi verileri AR, SETAR ve ARM modelleri ile tahmin edilmiş olup, bu modellerin performans göstergeleri olarak RV, AIC, MSE ve MAPE değerleri hesaplanmıştır. Ayrıca, gerçek gözlem değerleri ve AR(1), AR(2), SETAR ile ARM modelleri kullanılarak yapılan tahmin değerleri grafiksel olarak Şekil 5'de gösterilmiştir. Söz konusu performans değerleri Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6: Modellerin Performans Göstergeleri

Model	RV	AIC	MSE	MAPE
AR(1) Modeli	10.24	306	10.23891	1.606
AR(2) Modeli	7.682	271	7.682198	1.449
SETAR Modeli	7.177	**268**	7.176714	1.382
ARM Modeli	**5.806**	285	**5.805659**	**1.336**



Şekil 5: Gözlem ve Uyum Değerleri Grafiği

Tablo 6 incelendiğinde, en düşük RV, MSE ve MAPE değeri ARM modeli için elde edilmiştir. Bu değerler sırasıyla, 5.806, 5.805659 ve 1.336

olarak bulunmuştur. En düşük AIC değeri, SETAR modeli için 268 olarak elde edilmiştir. Şekil 5 incelendiğinde, AR(1), AR(2), SETAR ve ARM modelleri ile yapılan tahminlerin oldukça iyi oldukları görülmektedir.

Bu sonuçlar dikkate alındığında, bağımsız hatalı modellerde olduğu gibi, otokorelasyonlu hatalı ARM modeli, ihracat birim değer indeks değerlerini gösteren zaman serisi verilerinin tahmini konusunda diğerlerinden üstün olduğu söylenebilir.

KAYNAKÇA

Altman, N. S. (1990). Kernel Smoothing of Data with Correlated Errors. *Journal of the American Statistical Association*, 85: 749-759.

Box, G. E. P., Jenkins, G. M. ve Reinsel, G. C. (1994). *Time Series Analysis*. New Jersey: Prentice Hall.

Chan, K. S. ve Tong, H. (2001). *Chaos: A Statistical Perspective*. Springer Verlag.

Dagum, E. B. ve Giannerini, S. (2006). A Critical İnvestigation On Detrending Procedures For Non Linear Processes. *Journal of Macroeconomics*, Elsevier, Vol. 28(1), 175-191.

Engle, R., Granger, W., Rice, J. ve Weiss, A. (1986). Semi Parametric Esitmates of The Relation Between Weather and Electricity Sales. *J. Am. Statist. Ass*., 81, 310-320.

Eilers, P. H. C. ve Marx, B. D. (1996). Flexible Smoothing with B-Splines And Penalties (with discussion). *Statist. Sci*., 89, 89–121.

Fan, J. ve Gijbels, I. (1996). *Local Polynomial Modelling and its Applications*. Chapman and Hall: London.

Franses, P. H. ve Dijk, V. D. (2000). *Nonlinear Time Series Models in Empirical Finance*. Cambridge University Press, Cambridge.

Granger, C. W. J. ve Terasvirta, T. (1993). *Modelling Nonlinear Economic Relationships*. Oxford University Press, Oxford.

Green, P. J. ve Silverman, B. W. (1994) . *Nonparametric Regression and Generalized Linear Models: A Roughness Penalty Approach*. Chapman and Hall, London.

Hart, J. D. (1991). Kernel Regression Estimation with Time Series Errors. *Journal of the Royal Statistical Society*, B 53: 173-187.

Hart, J. D. (1994). Automated Kernel Smoothing of Dependent Data By Using Time Series Cross-Validation. *Journal of the Royal Statistical Society*, B 56: 529-542.

Harvey, A. C. ve S. J. Koopman (1993) . Short Term Forecasting of Periodic Time Series Using Time-Varying Splines. *J. Amer. Statist. Assoc*., to appear.

Hastie, T. J. ve Tibshirani, R. J. (1990). *Generalized Additive Models*. New York: Chapman and Hall.

Henry, Ó., Olekalns, N. ve Summers, P. (2001). Exchange Rate İnstability, A Threshold Autoregressive Approach. *Economic Record*, 237, 160-166.

Hurvich, C. M. ve Zeger, S. L. (1990). A Frequency Domain Selection Criterion for Regression with Autocorrelated Errors. *Journal of the American Statistical Association*, 85: 705-714.

Pfann, G. A., Schotman, P. C. ve Tschernig, R. (1996). Nonlinear Interest Rate Dynamics and Implications for The Term Structure. *Journal of Econometrics*, 74, 149–176.

Smith, M., Wong, C. M. ve Kohn, R. (1998) "Additive Nonparametric Regression with Autocorrelated Errors" *Journal of the Royal Statistical Society*: Series B: Statistical Methodology, Vol. 60, 2, 311-331.

Tong, H. (1978). *On a Thresold Model. In Pattern Reconition and Signal Processing*. (Edited by C. H. Chen), Sijthoff and Noordhoff, Amsterdam, 101-41.

Tong, H. ve Lim, K. S. (1980). Threshold Autoregression, Limit Cycles and Cyclical Data (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B, 42, 245-292.

Tong, H. (1983). *Threshold Models in Nonlinear Time Series Analysis*. Lecture Notes in Statistics, Springer-Verlag.

Tong, H. (1990). *Nonlinear Time Series: A Dynamical System Approach*. Oxford University Press, Oxford.

Tong, H. (2007). Birth of The Threshold Time Series Model. *Statist. Sinica*, 17, 8–14.

TUİK (2012). *Türkiye İstatistik Kurumu*. Erişim Tarihi: 04.12.2012, http://www.tuik.gov.tr/VeriBilgi.do?alt_id=13

Wood, S. N. (2000). Modelling and Smoothing Parameter Estimation with Multiple Quadratic Penalties. *J.R. Statist. Soc*. B 62, 413-428.

Zivot, E. (2005). Nonlinear Time Series Models. Erişim Tarihi: 04.12.2012, http://faculty.washington.edu/ezivot/econ584/notes/nonlinear.pdf