ANADOLU ÜNİVERSİTESİ BİLİM VE TEKNOLOJİ DERGİSİ
ANADOLU UNIVERSITY JOURNAL OF SCIENCE AND TECHNOLOGY
Cilt/Vol.: 4 - Sayı/No: 2 : 189-194 (2003)

ARAŞTIRMA MAKALESİ/**RESEARCH ARTICLE**

ÇOKLU BAĞINTILI MODELLERDE LIU VE RIDGE REGRESYON KESTİRİCİLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Cengiz AKTAŞ[1,2], Veysel YILMAZ[1]

ÖZ

Çoklu regresyon analizinde karşılaşılan sorunlardan birisi de çoklu bağıntı durumudur. Modeldeki bağımsız değişkenleri çıkarmadan enküçük kareler kestiricisine (EKK) göre daha küçük hata kareler ortalaması veren, ancak yanlı olan ridge regresyon kestiricisi ile son zamanlarda ridge regresyon kestiricisine alternatif olarak kullanılan Liu kestiricisinin bir karşılaştırılması yapılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Çoklu bağıntı, Ridge regresyon kestiricisi, Liu kestiricisi.

COMPARISON OF LIU AND RIDGE REGRESSION ESTIMATORS IN MULTICOLLINEARTY MODELS

ABSTRACT

One of the problems encountered in the multi-regression analysis is multicollinearty case. Without omitting the independent variables in the model, a comparison of ridge estimator, which gives less mean square error compared with the least square estimators but which is biased, with the Liu estimator, which has recently been used as an alternative to the ridge regression estimator.

Key Word: Multicollinearty, Ridge Regression Estimator, Liu Estimator.

1.GİRİŞ

Regresyon analizinin en yaygın kullanım alanlarından biri de bağımsız değişken sayısının birden çok olduğu durumlardır. Ana kütle için, k bağımsız değişken ve N gözlem olduğunda doğrusal regresyon modelinin genel formu i.gözlem için

$$y_i = b_0 + b_1 x_{1i} + b_2 x_{2i} + \dots\dots\dots + b_k x_{ki} + u_i\text{'dir.} \tag{1}$$

Bu fonksiyonel ilişkiyi matris notasyonuyla göstermek istediğimizde de

$$Y = Xb + U \tag{2}$$

şeklinde ifade edilir.

Bu matris formundaki;

Y: N*1 boyutlu bağımlı değişken vektörü,

X: N*(k+1) boyutlu bağımsız değişkenler matrisi,

b: (k+1)*1 boyutlu katsayılar vektörü,

U: N*1 boyutlu hata (error) vektörüdür.

Örneklem büyüklüğü n olduğunda ise doğrusal regresyon modeli

$$y_i = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_{1i} + \hat{b}_2 x\, 2_i + \dots\dots\dots + \hat{b}_k x_{ki} + e_i \tag{3}$$

şeklinde yazılır. Bu fonksiyonel ilişkiyi ise matris formunda aşağıdaki şekilde gösterebiliriz:

$$Y = X\hat{b} + e \tag{4}$$

e: n*1 boyutlu artık (residual) vektörü'dür.

Ancak araştırmada kullanılan regresyon tekniğinin uygulanabilirliği, bu tekniğin temelini oluşturan varsayımların geçerliliğine bağlıdır. Bu varsayımlar kısaca, hata terimleri ortalaması sıfır, varyansı sabit, normal dağılıma sahip stokastik bir değişkendir. Ayrıca hata te-

1 Osmangazi Ünv. Fen-Ed. Fak. İstatistik Böl.
2 **Tel:** 0 222 229 02 97/2106; **E-posta:** caktas@ogu.edu.tr

Geliş: 27 Şubat 2003; **Düzeltme:** 01 Mayıs 2003; **Kabul:** 06 Ağustos 2003.

rimleri ve bağımsız değişkenler arasında bir ilişki olmamalıdır.

Regresyon analizinde parametre kestirimlerinin yansızlığı ve duyarlılığı, ifade edilen bu varsayımların gerçekleşmesine bağlıdır. Ancak bazı olayların analizinde bu varsayımlardan sapmalar görülmektedir. Bunlardan biri olan bağımsız değişkenlerin birbirleriyle ilişkili olması (çoklu bağıntı) durumu çalışmanın esasını oluşturmaktadır.

2. Çoklu Regresyon Analizinde Çoklu Doğrusal Bağıntı

Çoklu regresyon modeline ilişkin varsayımlardan biri, bağımsız değişkenler arasında bir ilişki olmaması varsayımıdır. Bu varsayım sağlanmadığında, yani bağımsız değişkenler arasında doğrusal ya da doğrusala yakın bir ilişki olduğunda, çoklu bağıntı sorunu ortaya çıkar. Eğer bağımsız değişkenler arasında doğrusal bir ilişki varsa regresyon katsayılarının değerini ve işaretini etkilediğinden, gerçekte olması gerekenden oldukça farklı kestirimler ortaya çıkabilir. Ayrıca çoklu bağıntı, regresyon katsayılarının standart hata kestirimleri ve buna bağlı olarak da hesaplanan t istatistiğinin olması gerekenden farklı çıkmasına neden olacaktır. Yine, R^2 değerini de olduğundan büyük çıkaracaktır (Gujurati, 1998).

3.2 Çoklu Bağıntıyı Giderme Teknikleri

Çoklu doğrusal regresyon modelinde bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi belirleyen katsayı kestirimlerinin standart hatasını küçültmek, yani daha duyarlı kestirimler elde edebilmek için çoklu bağıntı sorununun giderilmesi gerekir. Çoklu bağıntıyı gidermek için kullanılan tekniklerden bazıları veri toplama ve modeldeki bağımsız değişkenlerin çıkarılmasıyla ilgilidir. Bir kısmı da modeldeki değişkenleri çıkarmadan çoklu bağıntıyı ortadan kaldıran ancak, yanlı kestirimler veren tekniklerdir.

Bağımsız değişkenleri modelden çıkarmadan çoklu bağıntıyı gideren ancak yanlı kestirimler veren ridge ve Liu kestiricileri ayrıntılı olarak incelenecektir.

3.2.1. Ridge Regresyon Kestiricisi

Çoklu doğrusal regresyondaki bağımsız değişkenlerin birbirleriyle ilişkili olmaları durumunda ridge regresyon kestiricisiyle elde edilen hata kareler ortalamasının, enküçük kareler kestiricisiyle elde edilen hata kareler ortalamasından daha küçük olmasını sağlayan Hoerl ve Kennard (1970 a,b) tarafından geliştirilmiştir.

Çoklu bağıntının hata kareler ortalaması üzerindeki olumsuz etkisini giderebilmek için ridge regresyon kestiricisi;

$$\hat{b}(k^*) = (X_S'X_S + k^* I)^{-1} X_S'Y_S \tag{5}$$

ya da

$$Z = I - k^*(X_S'X_S + k^* I)^{-1} = (X_S'X_S + k^* I)^{-1} X_S'Y_S$$

olmak üzere

$$\hat{b}(k^*) = Z\,\hat{b}_{EK} \tag{6}$$

ile belirlenebilir (Hoerl and Kennard,1970a).

Formüllerdeki X_S standartlaştırılmış veri matrisini ifade etmektedir.

Şimdiye kadar yapılan çalışmalarda ridge parametresi k^*'ın belirlenmesi için kesin bir formül ortaya konulmamasına rağmen k^*'ın kestirimi için pek çok öneri geliştirilmiştir. Ancak uygulamada en çok kullanılan formüller aşağıdaki gibidir:

$$\hat{k}^* = \frac{s_e^2}{\hat{b}_{EK}'\hat{b}_{EK}} \tag{7}$$

$$\hat{k}^* = \frac{ks_e^2}{\hat{b}_{EK}'\hat{b}_{EK}} \tag{8}$$

$$\hat{k}^* = \frac{ks_e^2}{\sum_{i=1}^{k} \hat{\alpha}_i^2} \tag{9}$$

Formüllerde yer alan k bağımsız değişken sayısı, $\hat{b}_{EK}$ standartlaştırılmış enküçük kareler kestiricisi $\hat{\alpha}$ olup temel bileşenler kestiricisidir. Çoklu bağıntı çok güçlü olduğunda EKK kestirimleri elde edilemeyeceğinden bu durumda (9) nolu formülü kullanmak uygundur.

$\hat{k}^*$'nın belirlenmesinde kullanılan bir başka teknik de Ridge İzi'dir. Bu teknik de ilk kez Hoerl ve Kennard (1970b) tarafından önerilmiştir. Bu tekniğe göre $\hat{k}^*$'ın (0-1) aralığındaki değerleri ile $\hat{k}^*$'ın bu değerlerinden oluşan $\hat{b}_j$'lerin tek tek çiziminden oluşur. Her $\hat{b}_j$ için çizilen eğrilerin yatay eksene paralel olmaya başladıkları $\hat{k}^*$ değeri, ilgili olaya ait ridge regresyon kestiricisi için ridge kestiricisi olarak belirlenir (İmir, 1986).

3.2.2 Regresyon Katsayılarının Liu Kestiricisiyle Kestirimi

Liu (1993) farklı kestiricilerin birleştirilmesi, onların avantajlarını da bir araya getirir düşüncesiyle Stein tipi (Stein(1956)) kestirici ile ridge regresyon kestiricisini birleştirerek yeni bir yanlı kestirici tanımladı. Liu (1993), EKK kestiricisi ile tanımladığı yeni kestiricinin hata kareler ortalaması (HKO) değerlerini karşılaştırarak tanımladığı yeni kestiricinin EKK kestiricisinden daha küçük HKO değerine sahip olduğunu gösterdi (Kaçıranlar ve Sakallıoğlu, 2000).

Liu kestiricisi

$$\hat{b}(d) = (X_s'X_s + I)^{-1}(X_s'Y_s + d\hat{b}_{EK}) \tag{10}$$

olarak belirlenir.

Formüldeki

$$\hat{b}_{EK} = (X_s'X_s)^{-1} X_s'Y_s \tag{11}$$

ile belirlenen enküçük kareler kestiricisidir. Liu kestiricisinin en önemli parametresi de d değeridir. Liu (1993), b ve σ^2'nin tüm değerleri için EKK kestricisinden daha küçük HKO veren 0<d<1 değeri olduğunu göstermiştir. Ridge parametresinde olduğu gibi d parametresinin kestiriminde de tek bir formül söskonusu değildir.

Teorik sonuçlar göstermektedir ki regresyon katsayılarının kestiriminde Liu kestiricisi her zaman diğer kestiricilerden daha iyi değildir. Hangi kestiricinin iyi olduğu bilinmeyen parametreler d ve k^*'a bağlıdır. Dolayısıyla bunu pratikte belirlemek güçtür. Bu nedenle pratiklik açısından, bilinmeyen bu parametreler yerine bunların uygun kestirimleri kullanılır. Liu (1993), ridge parametresindeki k^*'nın kestirimine benzeterek d'nin kestirimi için aşağıdaki formülleri önermiştir:

$$\hat{d}_{mm} = 1 - s_e^2\left[\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{\lambda_i(\lambda_i+1)} \Big/ \sum_{i=1}^{k}\frac{\hat{\alpha}_i^2}{(\lambda_i+1)^2}\right] \tag{12}$$

$$\hat{d}_{mmh} = 1 - hs_e^2\left[\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{\lambda_i(\lambda_i+1)} \Big/ \sum_{i=1}^{k}\frac{\hat{\alpha}_i^2}{(\lambda_i+1)^2}\right] \tag{13}$$

$$\hat{d}_{CL} = 1 - s_e^2\left[\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{(\lambda_i+1)} \Big/ \sum_{i=1}^{k}\frac{\lambda_i\hat{\alpha}_i^2}{(\lambda_i+1)^2}\right] \tag{14}$$

$$\hat{d}_{CLh} = 1 - s_e^2\left[\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{(\lambda_i+1)} \Big/ \sum_{i=1}^{k}\frac{\lambda_i\hat{\alpha}_i^2}{(\lambda_i+1)^2}\right] \tag{15}$$

(Sakallıoğlu, Kaçıranlar ve Akdeniz, 2001)

Ayrıca, Akdeniz (1998) d'nin en uygun kestiricisinin

$$\hat{d}_{opt} = 1 - 2k\frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{b}_{EK}'\hat{b}_{EK}} \tag{16}$$

ile de bulunabilceğini ifade etmiştir (k: bağımsız değişken sayısı).

Formüllerde h>0,

λ_i: Korelasyon matrisinin özdeğerleri,

$\hat{\alpha}_i$: Temel bileşenler kestiricisidir ve aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$\hat{\alpha} = (Z'Z)^{-1} Z'Y = \Lambda^{-1}Z'Y \tag{17}$$

$$Z=XT \;,\; \Lambda = Z'Z$$

Temel bileşenler regresyon kestiricisi ise;

$$\hat{b}_{TB} = T\hat{\alpha} \tag{17}$$

olarak hesaplanır. Burada

$\Lambda = diag(\lambda_1, \lambda, ...\lambda_k)$ ve T, $X_s'X_s$ matrisinin özvektörleri'dir. (Montgomery and Peck, 1991)

4. LIU VE RIDGE REGRESYON KESTİRİCİLERİNİN İMKB BİLEŞİK ENDEKSİ FONKSİYONUNA UYGULANMASI

1986'dan beri, Türkiye sermaye piyasasında, daha önceki dönemlerde benzeri görülmemiş bir değişim ve yapılanma süreci yaşanmıştır. Ekonomik ve finansal liberalizasyon politikalarına paralel olarak, 1981 yılında Sermaye Piyasası Kanunu ile yasal altyapısı hazırlanan İMKB'nin 1986 yılında faaliyete başlaması bu değişim sürecinin başlangıç noktasını oluşturmuştur. Kuruluşundan itibaren sürekli bir gelişim içinde olan İMKB, menkul kıymet piyasalarının düzenli ve etkin işleyişi hedefi doğrultusunda önemli adımlar atmış, dünya finans piysaları ile entegrasyon sürecini hızlandırmış, gelişmiş teknoloji ve bilgisayar sisteminin kullanımı ile piyasa mekanizmasının güvenilirliği ve işlerliğini artırmıştır. Bu gelişmeler sonucunda, genel ekonominin yanısıra başta menkul kıymet piyasaları olmak üzere finansal piyasalarda da liberizasyon süreci başlamış ve uygulanan düzenlemelerle bu piyasalara derinlik kazandırılmıştır(Tezcanlı, 1996).

Bu kısımda İMKB bileşik endeksi fonksiyonuna ilişkin bir uygulama yapılacaktır. Nisan 1994 ve Şubat 2001 krizleri ekonomiyi olumsuz yönde etkilediklerinden verilerde aşırı sapmalara neden oldukları bilinmektedir. Bu nedenle Şubat 2001'den sonraki veriler çalışmaya dahil edilmemiştir. Ocak 1995 yılından Aralık 2000 dönemine kadar olan 72 gözlem değeriyle, çoklu bağıntı durumu incelenerek ridge regresyon ve Liu kestiricilerinin karşılaştırılması yapılacaktır. İnan (1999) yaptığı Yüksek Lisans çalışmasında İMKB bileşik endeksini etkileyen en önemli değişkenlerin Para Arzı, Enflasyon Oranı, Faiz Oranı, Altın Fiyatları, Amerikan Doları ve Alman Markı olduğunu ortaya koymuştur *(Ayrıntılı bilgi için bkz. İNAN, H., Sermaye Piyasası Etkinliği ve İMKB Bileşik Endeksini Etkileyen Ekonomik Faktörlerin Analizi, Osmangazi Ünv. Sosyal Bil.Ens. Y.L Tezi, s.61-65).* Bu nedenle çalışmamızda bu bağımsız değişkenler alınacaktır.

ALTIN: Cumhuriyet altınının ay sonu fiyatı (Adet/TL),

DM: Alman Markı'nın ay sonu efektif satış fiyatı (TL),

USD: Amerika Doları ay sonu efektif satış fiyatı (TL),

FAİZ: Ortalama aylık TL mevduat faiz oranları,

ENF: Aylık Tüketici Fiyat Endeksi,

M_2: Para arzı (Milyar TL).

Bağımlı değişken ise İMKB bileşik endeksi'dir. Bu endekse ait veriler de ay sonu kapanış değerleridir.

4.1 Çoklu Bağıntının Belirlenmesi

Katsayıların büyüklüklerinde ya da işaretlerinde farklılık yaratan çoklu bağıntı durumunun incelenmesi gerekmektedir. Bu nedenle çoklu bağıntının belirlenmesinde ilk gösterge olan korelasyon matrisi elde edilmiş ve aşağıda gösterilmiştir.

	ALTIN	DM	USD	FAIZ	ENF	M2
ALTIN	1,0000					
DM,	9415	1,0000				
USD,	9965,	9533	1,0000			
FAIZ	-,8347	-,7594	-,8144	1,0000		
ENF	-,3848	-,4065	-,3906,	38325	1,0000	
M2,	9887,	9379,	9929	-,83370	-,3861	1,0000

Görüldüğü gibi ALTIN-DM, ALTIN-USD, ALTIN-M2, DM-M2, DM-USD ve M2-USD değişkenleri arasında oldukça kuvvetli bir ilişki görülmektedir. Ancak çoklu bağıntının belirlenmesinde kısmi korelasyon katsayıları yeterli bir ölçü olmadığından, diğer belirleme ölçütlerinin incelenmesi yararlı olacaktır. Bu amaçla SPSS paket programından yararlanılarak çoklu bağıntıyı belirleme ölçütleri aşağıdaki gibi elde edilmiştir:

Tablo 1'e göre, (Varyans Büyütme Faktörü) VBF_1=262,15, VBF_2=14,50, VBF_5=106,4, VBF_6=545,19>10'dur. Buna bağlı olarak da $R^2{}_1$=0,996, $R^2{}_2$=0,93, $R^2{}_5$=0,99 ve $R^2{}_6$=0,998 olması da kuvvetli bir çoklu bağıntı sorununun olduğunu ortaya koymaktadır. Ayrıca özdeğerler yardımıyla da

$$\frac{\lambda_{max}}{\lambda_{min}} = \frac{4,83}{0,0012} = 4025 > 30$$

olduğundan kuvvetli bir çoklu bağıntıdan sözedilebilir.

Ancak son yıllarda çoklu bağıntının belirlenmesinde daha güvenilir bir ölçüt olarak kullanılan varyans ayrışım oranlarının incelenmesinin de yararlı olacağı düşünülmüştür. SPSS for Windows 9.0 paket programından elde edilen varyans ayrışım oranları da Tablo 1'de verilmiştir.

Görüldüğü gibi enbüyük koşul göstergesi 63,306 > 30 ve varyans ayrışım oranlarından π_{61}, π_{65} ve π_{66} >0,5 olduğudan, (Montgomery and Peck, 1991) ALTIN, M2 ve USD bağımsız değişkenler arasında kuvvetli bir ilişki olduğu sonucuna varılacaktır.

Çeşitli çoklu bağıntı belirleme ölçütleriyle bağımsız değişkenler arasında bir ilişki olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla çoklu bağıntı durumunda değişken çıkarmadan kestirim olanağı veren Liu ve ridge regresyon kestiricileriyle, katsayı kestirimleri yapılarak artık kareler ortalaması yardımıyla iki kestiricinin karşılaştırılması yapılacaktır.

Tablo 1. Çoklu Bağıntı Belirleme Ölçütleri.

λ_i	VBF	Koşul Göstergesi	Varyans Ayrışım Oranları(π_{jm})					
			ALTIN	DM	ENF	FAIZ	M2	USD
4,83	262,15	1,000	,0002	,0027	,0082	,0061	,0004	,0001
,80	14,50	2,451	,0001	,0005	,9493	,0004	,0001	,0000
,28	1,24	4,132	,0002	,0312	,0055	,5244	,0004	,0003
,07	5,42	8,231	,0054	,6485	,0224	,0846	,0167	,0017
,01	106,49	20,390	,1296	,0083	,0003	,0007	,4675	,0041
,0012	545,19	63,306	,8646	,3087	,0143	,3837	,5148	,9939

4.2 Liu ve Ridge Regresyon Kestiricilerinin Karşılaştırılması

İMKB bileşik endeksi fonksiyonu için eşitlik (11) ve (17) yardımıyla elde edilen EKK standartlaştırılmış katsayılar ve temel bileşenler kestirimleri Tablo 2'deki gibi elde edilmiştir:

Ayrıca EKK için

R^2 =0,95369

olarak elde edilmiştir. Görüldüğü gibi çoklu belirlilik katsayısı, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklamada olduça yeterli olduğunu göstermektedir.

Tablo 2. EKK ve Temel Bileşenler Kestirimleri.

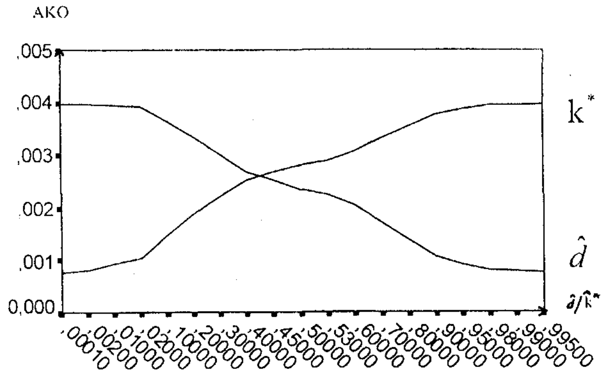
$\hat{b}_{EK}$	$\hat{\alpha}_i$
0,750	0,427
0,156	0,095
0,475	0,403
-0,597	-0,205
0,025	-1,266
-0,945	-0,256

Uygulamada en çok kullanılan formül (8) yardımıyla $\hat{k}^*$ =0,002 ve d'nin kestirimi de eşitlik (12) kullanılarak $\hat{d}$=0,53 olarak hesaplanmıştır. Ancak daha önce de ifade edildiği gibi gerek $\hat{k}^*$ gerekse $\hat{d}$'nın belirlenmesinde tek bir değer sözkonusu değildir. Bu nedenle $\hat{k}^*$=0,002 ve $\hat{d}$=0,53 değerlerinin de yer aldığı 0-1 aralığında çeşitli değerler için AKO(s_e^2) hesaplanarak her iki kestiricinin karşılaştırılması yapılacaktır. 0-1 aralığındaki çeşitli değerlere karşı gelen AKO (k*) ve AKO($\hat{d}$) değerleri Tablo 3'te, bunların grafiği de Şekil 1.'de verilmiştir.

Şekil 1'den de görüldüğü gibi $\hat{k}^*$'nın sıfıra yakın değerinde AKO en küçük değere (0,00076) sahipken, sıfıra yakın $\hat{d}$ değerine ilişkin AKO en büyük (0,00398) değerine sahiptir. $\hat{k}^*$ ve $\hat{d}$ değerlerinin 1'e yaklaştığı durumda ise ridge kestirimi için AKO en büyük değerine (0,00397) ulaşırken, Liu kestirimi için en küçük AKO (0,0077) değerini aldığı görülmüştür. $\hat{k}^* = \hat{d}$ =0,425 değerinde ise her iki kestiricinin AKO'nın eşit olduğu görülmektedir. Yine $\hat{k}^*$=0,002 için hesaplanılan AKO (0,00081) $\hat{d}$=0,53 için hesaplanılan AKO (0,00227) değerinden daha küçüktür. Bu değerler için hesaplanılan katsayı kestirimleri ise Tablo 4'de verilmiştir.

Tablo 3. $\hat{k}^*$ ve $\hat{d}$ İçin AKO Değeleri.

$\hat{k}^*$ / $\hat{d}$	AKO($\hat{d}$)	AKO($\hat{k}^*$)
,0001	,00398	,00076
,0020	,00398	,00081
,0100	,00395	,00095
,0200	,00392	,00105
,1000	,00366	,00151
,2000	,00334	,00190
,3000	,00301	,00224
,4000	,00270	,00254
,4100	,00266	,00257
,4200	,00263	,00260
,4250	,00261	,00261
,4300	,00259	,00263
,4400	,00256	,00266
,4500	,00253	,00268
,5000	,00237	,00282
,5300	,00227	,00290
,6000	,00205	,00308
,7000	,00172	,00332
,8000	,00140	,00355
,9000	,00108	,00377
,9500	,00092	,00388
,9800	,00082	,00394
,9900	,00079	,00396
,9950	,00077	,00397



Şekil 1. $\hat{d}$ /$\hat{k}^*$ ve AKO Grafiği.

Tablo 4. Çeşitli $\hat{k}^*$ ve $\hat{d}$ Değerleri İçin Regresyon Katsayısı Kestirimleri.

DEĞİŞKEN	$\hat{d}$			$\hat{k}^*$		
	0,425	0,53	0,995	0,0001	0,002	0,425
ALTIN	0,409	0,471	0,747	0,751	0,710	0,175
DM	0,144	0,146	0,156	0,158	0,171	0,141
USD	0,285	0,320	0,474	0,462	0,335	0,150
FAİZ	-0,383	-0,423	-0,596	-0,597	-0,585	-0,309
ENF	-0,008	-0,002	0,024	0,025	0,024	-0,017
M_2	-0,322	-0,436	-0,940	-0,934	-0,768	0,128

SONUÇ

İMKB bileşik endeksinin bağımlı değişken alındığı bu çalışmada, en küçük AKO veren denklemin belirlenmesine çalışılmıştır. Önce standartlaştırılmış doğrusal regresyon denklemi elde edilmiştir. Ancak doğrusal regresyon analizinin en önemli varsayımlarından birisi olan bağımsız değişkenlerin birbirleriyle ilişkili olmaması varsayımının çeşitli tekniklerle geçerli olmadığı görülmüştür. Bundan dolayı çoklu bağıntı durumunda kullanılan ridge ve Liu kestirimlerinin AKO karşılaştırılmıştır. İMKB bileşik endeksi fonksiyonu için $0<\hat{k}^*<0,425$ aralığında ridge kestirimleri Liu kestirimlerinden daha duyarlı kestirimler verirken, $0,425 < \hat{d} < 1$ aralığındaki Liu kestirimlerinin ise ridge kestirimlerinden daha duyarlı kestirimler verdiği belirlenmiştir. Dolayısıyla, hem $\hat{k}^*$'nın hem de $\hat{d}$ değerinin belirlenmesinde tek bir değer sözkonusu olmayıp, bu kestiricilerin en uygununu belirlemek oldukça güçtür. Çoklu bağıntı durumunda eğer ridge resgresyon veya Liu kestiricileri kullanılacaksa tek bir $\hat{k}^*$ ve $\hat{d}$ değeri belirleme yerine, birden fazla değer denenerek AKO'na göre en uygun denklemin belirlenmesi gerekir. Tablo 3'den de görüleceği gibi en küçük AKO $\hat{k}^*$=0,0001 ve $\hat{d}$=0,995 değerleri için sözkonusudur. Tablo 4'deki sonuçlara göre $\hat{k}^*$ =0,0001 ve $\hat{d}$=0,995 değerleri için hesaplanan katsayılar birbirine oldukça yakındır. Dolayısıyla en uygun standartlaştırılmış ridge regresyon denklemi,

$$\hat{y}_i\ (0{,}0001) = 0{,}751*ALTIN_i + 0{,}158*DM_i + 0{,}462*USD_i - 0{,}597*FA\dot{I}Z_i + 0{,}025*ENF_i - 0{,}934*M_{2i}$$

iken Liu kestiricisiyle elde edilen örneklem regresyon denklemi ise,

$$\hat{y}_i\ (0{,}995) = 0{,}747*ALTIN_i + 0{,}156*DM_i + 0{,}474*USD_i - 0{,}596*FA\dot{I}Z_i + 0{,}024*ENF_i - 0{,}94*M_{2i}$$

olacaktır.

KAYNAKÇA

Akdeniz, F. (1998). "Liu Kestiricide Yanlılık Parametresi d İçin Sınırlar", İstatistik Günleri Sempozyumu, Çukurova Üniversitesi.

Baldemir, E. (1997). "Çoklu Doğrusal Bağlantının Tespit Metodları ve Türkiye İçin Enflansyon Uygulaması", D.E.Ü. İ.İ.B.F. Dergisi, 12(1), 173-191.

Gujurati, D.N. (1988). "Basic Econometrics", John Wiley and Sons, New York, 720 p.

Hoerl, A.E. ve Kennard, R.W. (1970a). "Ridge Regression: Biased Estimation for Nonortogonal Problems", Technometrics, 12(1), 55-66.

Hoerl, A.E. ve Kennard R.W. (1970b). "Ridge Regression: Applications To Nonortogonal Problems", Technometrics, 12(1), 69-82.

İmir, E. (1986). "Çoklu Bağıntılı Doğrusal Modellerde Ridge Regresyon Yöntemiyle Parametre Kestirimi", Anadolu Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi Yayınları,10, Eskişehir, 76 s.

İNAN, H. (1999). "Sermaye Piyasası Etkinliği ve İMKB Bileşik Endeksini Etkileyen Ekonomik Faktörlerin Analizi", Osmangazi Ünv. Sosyal Bil. Ens. Y.L Tezi, Yayımlanmamış, 78 s.

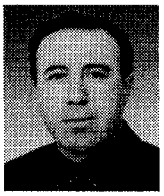
Kaçıranlar, S. ve Sakallıoğlu, S. (2000). "Liu ve Temel Bileşenler Regresyon Tahmin Edicilerinin Birleştirilmesi", İstatistik Araştırma Sempozyumu, 17-21.

Liu, K. (1993). "A New Class of Biased Estimate in Linear Regression", Communications in Statistics, Theory and Methods, A (22), 393-402.

Montgomery, D.C. ve Peck, E.A. (1991). "Introduction to Linear Regression Analysis", John Wiley and Sons, New York, 526 p.

Sakallıoğlu, S. Kaçıranlar, S. ve Akdeniz, F. (2001). "Mean Squared Error Comparisons of Some Biased Regression Estimators", Commun. Statist.-Theory Meth., 30(2), 347-361.

Tezcanlı, M.V. (1996). "İçeriden Öğrenenlerin Ticareti ve Manipülasyonlar", Ufuk Matbaacılık, İstanbul, 282 s.



Veysel Yılmaz, Lisan Eğitimini 1989'da Anadolu Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi İstatistik Bölümü'nde, Yüksek Lisansını 1990 yılında aynı üniversitesinin Fen Bilimleri Enstitüsünde tamamlamıştır. 1990 yılında aynı üniversitenin İstatistik Bölümü'nde araştırma görevlisi olarak göreve başlamıştır. Doktorasını 1996'da bitirmiştir. Halen Osmangazi Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi İstatistik Bölümünde Yardımcı Doçent olarak çalışmaktadır.

Cengiz Aktaş, Lisans Eğitimini 1986'da Anadolu Üniversitesi Fen-Edebiyat Fakültesi İstatistik Bölümü'nde tamamladıktan sonra aynı yıl mezun olduğu bölümde araştırma görevlisi olarak göreve başlamıştır. Yüksek Lisansını 1989 yılında, Doktorasını da 1995 yılında A.Ü. Fen Bil. Ens.'de tamamlamıştır. Halen Osmangazi Üniversitesi Fen-Ed. Fak. İstatistik Bölümü'nde Yardımcı Doç. olarak çalışmaktadır.