ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi, Cilt 3, Sayı 6, 2007, ss. 67–79.

ÇOKLU BAĞINTI VE LIU KESTİRİCİSİYLE ENFLASYON MODELİ İÇİN BİR UYGULAMA

Yrd.Doç.Dr. Cengiz AKTAŞ
Eskişehir Osmangazi Ünviversitesi
Fen Ed. Fak. İstatistik Böl.
caktas@ogu.edu.tr

ÖZET

Çoklu regresyon analizinde karşılaşılan sorunlardan birisi de çoklu bağıntı durumudur. Çoklu bağıntı, bağımsız değişkenler arasındaki güçlü bir ilişkinin sonucudur. Çoklu bağıntı parametre kestirimlerinin varyansını büyütür. Bu da, özellikle küçük ve orta büyüklükteki örneklem hacimleri için, katsayılar tek tek istatistiksel olarak anlamsız iken, genel modelin oldukça anlamlı olduğu sonucunu verebilecektir. Ayrıca tahmin edilen regresyon katsayılarının işaretlerinde ve büyüklüklerinde de yanlışlık olabilecektir. Dolayısıyla bağımlı ve ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişki yanlış ifade edilecektir. Bu makalede önce çoklu bağıntıyı belirleme teknikleri anlatılarak, enflasyon modeli için Liu kestiricisisiyle bir uygulaması yapıldı. Liu kestiricisi ile çoklu bağıntıdan arındırılmış modele göre, ilgili dönemde enflasyon üzerinde en fazla para arzı ve USD değişkenlerinin etkili olduğu görüldü.

***Anahtar Kelimeler**: Çoklu Bağıntı, Liu Kestiricisi, Enflasyon*

THE MULTICOLLINEARITY AND AN APPLICATION FOR INFLATION MODEL USING LIU ESTIMATOR

ABSTRACT

One of the problems encountered in the multi-regression analysis is multicollinearity case. Multicollinearity in regression models is a result of strong correlations among independent variables. The existence of multicollinearity inflates the variances of the parameter estimates. That may result, particularly for small and moderate sample sizes, in lack of statistical significance of individual independent variables while the overall model may be strongly significant. Multicollinearity may also result in wrong signs and magnitudes of regression coefficient estimates, and consequently in incorrect conclusions about relationships between independent and dependent variables. In this research, firstly, theoretical structure of collinearity diagnostics and Liu estimator is introduced. Afterwards, an application of Liu estimator for the inflation model is done. According to the model in which a multicollinearity is removed using the Liu estimator, we have concluded that the money supply and USD variables are the most effective variables on the inflation in the specified period.

Keywords: *Multicollinearity, Liu Estimator, Inflation*

1. GİRİŞ

Son yıllarda bütün dünya ülkelerinde hızlanan enflasyon, ithal edilen enflasyon sorununu dünya gündeminin ilk sıralarına getirmektedir. Yaşanan hızlı enflasyon dönemlerinin ağırlığı ve ciddiyeti oldukça yoğundur.

Enflasyon, ekonomilerin iç konjonktürüyle ilgili olarak sanayileşmiş, az gelişmiş veya gelişmekte olan ülkelerde oluşabilen bir olaydır. Fiyat artışlarının ekonomik büyüme ve gelişme üzerindeki etkilerinin belirlenmesi için fiyatlarla ilişkisi olan göstergelerin ele alınıp değerlendirilmesi gerekir.

Enflasyon, şekilleri ve nedenleri ne olursa olsun, bir toplumun gelirlerinin dağılımı, harcamaların yapısı, maliyetlerin oluşumu veya bileşimi kaynaklarının ve külfetlerinin paylaşılmasında karşılaştığı değişmelerin bir simgesidir. Olayların şiddeti ve devamlılığı ekonomik koşulların ve sistemin yapısındaki değişmelerden ileri geldiği gibi, bazen yapısal değişmenin nedeni de olabilir (İmir, 1986: 51).

Enflasyonu etkileyen çok sayıda değişken vardır. Ancak bunlar bütün olarak modele alındıklarında genellikle bağımsız değişkenlerin oldukça kuvvetli ilişkili oldukları görülmektedir.

Çoklu regresyon modeline ilişkin varsayımlardan biri de, 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 (Gujarati, 1998: 326). Dolayısıyla ekonometrik bir analizde bağımsız değişkenler arasında bir ilişki olup olmadığının belirlenmesi ve bir ilişki varsa bunu uygun yöntemlerle katsayıların tahmin edilmesi oldukça önemlidir.

Bağımsız değişkenlerin birbiriyle ilişkili olmaları durumunda, Türkiye'ye ilişkin enflasyon modelllemesiyle ilgili değişik zamanlarda çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmalardan bazıları ise şunlardır: Baldemir (1997)' de çoklu doğrusal bağlantının tespit metodlarını anlatarak Türkiye için bir enflasyon uygulaması yapmıştır. İmir (1986) ve Girginer ve Yenilmez (2005) çoklu bağıntı olduğunda ridge regresyon yöntemiyle enflasyon modeli belirlemişlerdir. Son yıllarda ise Kejian (1993) ridge regresyon yöntemine alternatif yeni bir kestirici (Liu kestiricisi) ortaya koymuştur. Akdeniz (1998) ve (2001), Sakallıoğlu, Kaçıranlar ve Akdeniz (2001) Liu kestiricisinin *d* parametresinin belirlenmesi ve ridge regresyon kestiricisiyle karşılaştırılmasına ilişkin çalışmalar yapmışlardır. Ayrıca Yardımcı ve Erar (1995) Liu ve ridge regresyon kestiricileri üzerine bir benzetim çalışması yaparken, Aktaş ve Yılmaz (2003) Liu kestiricisiyle İMKB indeksi modelinin belirlenmesi için bir uygulama yapmışlardır.

Çoklu bağıntı olması durumunda Türkiye'ye ilişkin enflasyon modelllemesiyle ilgili çalışmalar genelde rigde kestiriciyle yapılmıştır. Bu nedenle bu çalışmanın amacı çoklu bağıntı durumunda Liu kestiricisiyle enflasyon modellemesine ilişkin bir uygulama yapmaktır. Bu amaç çerçevesinde önce çoklu bağıntıyı belirleme tekniklerinden en önemlileri anlatılarak, çoklu bağıntıyı giderme yöntemlerinden Liu kestiricisi teorik olarak incelenecektir. Son kısımda ise enflasyonu etkileyen değişkenler yardımıyla Liu kestiricisiyle ampirik bir çalışma yapılacaktır.

2. DOĞRUSAL REGRESYON MODELİ

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

$y_i=b_0+b_1x_{1i}+b_2x_{2i}+..........+b_kx_{ki}+u_i$'dir. (1)

Bu fonksiyonel ilişki matris notasyonuyla da

$Y=Xb+U$ (2)

şeklinde ifade edilir. 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

$y_i=\hat{b}_0+\hat{b}_1x_{1i}+\hat{b}_2x_{2i}+..........+\hat{b}_kx_{ki}+e_i$ (3)

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

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

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 terimleri ve bağımsız değişkenler arasında bir ilişki olmamalıdır.

3. ÇOKLU BAĞINTI (MULTICOLLINEARITY)

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 durumu çoklu bağıntı olarak ifade edilmektedir.

3.1. Çoklu Bağıntıyı Belirleme Teknikleri

Çoklu bağıntı sorununun olup olmadığını ortaya koyacak pek çok teknik olmasına rağmen bunlardan en sık kullanılanlarına aşağıdaki kesimlerde yer verilecektir.

3.1.1. Kısmi Korelasyon Katsayısı, Varyans Büyütme Faktörü ve Özdeğerler Yardımıyla Çoklu Bağıntının Belirlenmesi

Çoklu bağıntının belirlenmesinde en kolay ve en sık kullanılan tekniklerden birisidir. Çünkü istatistik paket programlarının çoğunda kısmi korelasyon katsayıları kolayca belirlenebilir. Bir ya da daha fazla kısmi korelasyon katsayısının 0.8 yada 0.9 değerinden büyük olması, çoklu bağıntı sorununun olabileceğini gösterecektir fakat iki bağımsız değişken arasında yüksek bir ilişki olmaması çoklu bağıntı olmadığının ispatı değildir (Aktaş, 1995: 37).

Çoklu belirleme katsayısından hareketle elde edilen varyans büyütme faktörü de çoklu bağıntının göstergelerinden biridir. j'inci bağımsız değişkenin öteki k-1 bağımsız değişkenlerce belirleme katsayısı R^2_j 1'e yakınsa j.değişkenin güçlü bir çoklu bağıntı içinde olduğu söylenebilir (Hocking, 1983: 224). Korelasyon matrisi tersinin köşegen elemanları C_{jj} ile gösterilmek üzere standartlaştırılmış (Xs) matrisi yardımıyla $C=(X_s' X_s)^{-1}$ için

$$R_j^2 = 1 - C_{jj}^{-1} \qquad j=1,......,k \tag{4}$$

yardımıyla kolayca bulunabilir. j'inci bir bağımsız değişken X_j, diğer değişkenlerle ilişkili değilse R^2_j küçüktür ve C_{jj} 1'yakındır. Eğer X_j geriye kalan bağımsız değişkenlerle doğrusala yakın bir ilişki içindeyse $R^2 \cong 1$'dir ve C_{jj} de küçüktür. Çoklu doğrusal regresyonda j'inci regresyon katsayısının varyansı $C_{jj}\sigma^2$ olduğuna göre, bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal bağımlılık yüzünden C_{jj}, $\hat{b}_j$'nin varyansını artıran bir faktödür. Marquardt (1970) tarafından önerilen ve çoklu regresyon analizinde kullanılan varyans büyütme faktörü

$$VBF_j = C_{jj} = (1-R^2_j)^{-1} \tag{5}$$

ile belirlenir. Bir yada daha fazla varyans büyütme faktörü $VBF \geq 5$ ya da $VBF \geq 10$ ise çoklu bağıntı sorunu olduğu ifade edilir (Şıklar, 2000: 82).

$X_s'X_s$ korelasyon matrisinin özdeğerleri λ_i'ler, uzun yıllardır çoklu doğrusal regresyonda çoklu bağıntı teşhisinde bir ölçüt olarak kullanılır. Çünkü sıfıra yakın bir λ_i değeri güçlü bir çoklu bağıntı olduğunu ifade eder. Xs, standartlaştırılmış X matrisi ve v_i özvektörler olmak üzere özdeğerler,

$$\lambda i=(Xsvi)'(Xsvi) \qquad (6)$$

ile belirlenir. Eğer $\lambda_i=0$ ise v_i vektörü standartlaştırılmış değişkenler arasında doğrusal bir ilişki olduğunu ifade eder (Hocking, 1983:224).

$X_s'X_s$ korelasyon matrisinin özdeğerleri incelendiğinde

$$|\lambda_{\max}|/|\lambda_{\min}|$$

oranı 10'dan küçükse bağımsız değişkenler arasında çok az bir ilişki olacaktır. Bu oranın 30'dan büyük olması ise kuvvetli bir bağıntının varlığını belirler (Baldemir, 1997: 177).

3.1.2. Çoklu Bağıntının Varyans Ayrışım Oranlarıyla (Variance Decomposition Proportions) Belirlenmesi

Son yıllarda sıkça kullanılan ve istatistik paket programlarında da yer alan bir başka çoklu bağıntıyı belirleme tekniği de Belsley, Kuh ve Welsch (1980) tarafından önerilen varyans ayrışım oranlarıdır.

Bir X_s matrisi

$$X_s=U\,D\,V' \qquad (7)$$

biçiminde üç bileşene ayrıştırılabilir. Eşitlikteki

$$U'U=V'V=I$$

olmak üzere;

V; k*k boyutlu $X_s'X_s$'in özvektörler matrisi,

U; n*k boyutlu $X_s'X_s$'nin sıfır olmayan özdeğerlerle ilgili sütunları k tane özvektörlerden oluşan ortogonal bir matris ve

D;diyagonal elemanları pozitif μ_1, μ_2,...... μ_k olan k*k boyutlu bir matristir ve μ_j'ler X_s'nin özel değerleri (singular values) olarak isimlendirilir. Eşitlik (7) ise X_s'nin özel-değer ayrışımı (singular-value decomposition) olarak ifade edilir.

Eşitlik (7)'den görülmektedir ki X_s'nin sütunları U'nun sütunlarının doğrusal kombinasyonu ve X_s'nin sıraları da V'nin sütunlarının doğrusal kombinasyonlarıdır (Belsley, 1990:295).

Özel değer ayrışımı özvektörlerin ve özdeğerlerin içeriğiyle yakından ilgilidir. Çünkü

$$X_s'X_s = (U\,D\,V')'(U\,D\,V') = V\,D^2\,V' = V\,\Lambda\,V' \qquad (8)$$

dir. Böylece X_s'nin özel değerlerinin kareleri $X_s'X_s$'nin özdeğerlerini oluşturmaktadır.

X_s'nin ortogonal olmaması (ill-conditioning) özel değerin ölçüsüyle yansıtılır. Herbir doğrusal bağımlılık için küçük bir özel değer olacaktır. Çoklu bağıntı durumu en büyük özel değerin en küçük özel değere oranının nasıl olacağına bağlıdır.

Belsley, Kuh ve Welsch (1980) X_s matrisinin koşul göstergesini (condition indices)

$$\eta_j = \frac{\mu_{\max}}{\mu_j} \qquad (9)$$

olarak tanımladılar. η_j için en büyük değer X_s'nin koşul sayısıdır.

Bu yaklaşım ilgilenilen X_s matrisi ile doğrudan ilişkilidir. Ayrıca özel değer ayrışım tekniğinin karekteristik sistemden (eigensystem) daha kararlı sonuçlar vermesi, bu tekniğin bir üstünlüğüdür. Koşul göstergeleri 5-10 arasındaysa zayıf bir bağımlılık olduğu, göstergeler 30'dan büyük değer aldığında ise güçlü bir çoklu bağıntı olduğunu gösterir.

Çoklu bağıntının bir ölçüsü olan varyans-ayrışma oranı da aşağıdaki formülle belirlenir:

$$\pi_{jm} \equiv \frac{\phi_{mj}}{\phi_m} \quad m,j=1,2,....,k \qquad (10)$$

Formüldeki, $\phi_{mj} \equiv \dfrac{v_{mj}^2}{\mu_j^2}$, $\phi_m \equiv \sum_{j=1}^{k} \phi_{mj}$ ve

v_{mj}; k*k boyutlu $X_s'X_s$'in özvektörler matrisi ile belirlenir. Varyans-ayrışma oranlarından birinin 0.5'den daha büyük değer alması durumunda da çoklu bağıntı olduğu sonucuna varılır (Montgomery ve Peck, 1991: 322).

3.2. Çoklu Bağıntıyı Giderme Teknikleri Ve Liu Kestiricisi

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.

Bu sorunları ortadan kaldırabilmek için enküçük kareler kestiricisine alternatif olarak önerilen ve enküçük kareler kestiricilerine göre daha küçük hata kareler ortalaması veren kestiriciler;

i) Temel bileşenler kestiricisi,

ii) Stein kestiricisi,

iii) Ridge kestiricisi,

iv) Liu kestiricisi

olup bunlardan Liu Kestiricisi ile uygulama yapılacağından sadece bu yöntem incelenecektir.

Kejian (1993) farklı kestiricilerin birleştirilmesi, onların avantajlarını da bir araya getirir düşüncesiyle Stein (1956) kestirici ile ridge regresyon kestiricisini birleştirerek yeni bir yanlı kestirici tanımladı. Kejian (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: 19).

Liu kestiricisi

$$\hat{b}\,(d)=(X_S^{'}X_S+I)^{-1}(X_S^{'}Y_S+d\,\hat{b}_{EK}) \tag{11}$$

olarak belirlenir. Formüldeki

$$\hat{b}_{EK}=(X_S^{'}X_S)^{-1}X_S^{'}Y_S \tag{12}$$

ile belirlenen enküçük kareler kestiricisidir (Kejian, 1993: 394). Liu kestiricisinin en önemli parametresi de *d* değeridir. Kejian (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 parametre *d*'ye bağlıdır. Dolayısıyla bunu pratikte belirlemek güçtür. Bu nedenle pratiklik açısından, bilinmeyen bu parametreler yerine bunların uygun kestirimleri kullanılır. Ridge parametresindeki k^*'nın kestirimine benzeterek *d*'nin kestirimi için aşağıdaki formüller önerilmiştir:

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

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

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

$$\hat{d}_{CLh} = 1 - s_e^2\left[\sum_{i=1}^{k}\frac{1}{(\lambda_i+1)} \Big/ \sum_{i=1}^{k}\frac{\lambda_i\hat{\alpha}_i^2}{(\lambda_i+1)^2}\right] \tag{16}$$

(Sakallıoğlu, Kaçıranlar ve Akdeniz, 2001:353)

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

$$\hat{d}_{opt} = 1 - 2k\,\frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{b}'_{EK}\hat{b}_{EK}} \tag{17}$$

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:

$$\hat{\alpha} = (Z'Z)^{-1}Z'Y = \Lambda^{-1}Z'Y \tag{18}$$

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

Temel bileşenler regresyon kestiricisi ise;

$$\hat{b}_{TB} = T\hat{\alpha} \tag{19}$$

olarak hesaplanır. Burada

$\Lambda = diyagonal(\lambda_1, \lambda, ...\lambda_k)$ ve T, $X_s^{'}X_s$ matrisinin özvektörleri'dir (Montgomery ve Peck, 1991: 353-354).

4. MODEL VE VERİ SETİ

Enflasyona etki eden birçok değişken vardır. Bu makalede Baldemir (1997)'in önerdiği değişkenlerden Gayri Safi Milli Hasıla (GSMH), Para Arzı (M_2), Döviz

Kuru (USD), Konsolide Bütçe Harcamaları (KBH), İthalat (İTH), İhracat (İHR), Emisyon (EMİ) ve Merkez Bankası Kredileri (MBK) ele alınacaktır. Çalışmaya ait veriler Ocak 1996-Haziran 2006 dönemine ait aylık verilerden oluşmaktadır. Bu değişkenlere ait veriler TCMB, DPT ve TÜİK internet sitelerinden elde edilmiştir.

Çalışmada kullanılacak bağımsız değişkenler;

GSMH : Gayri safi milli hasıla (BİN YTL),

EMİ : Emisyon (BİN YTL),

MBK : Merkez bankası kredileri (BİN YTL),

KBH : Konsolide bütçe harcamaları (MİLYAR TL),

İTH : İthalat (MİLYON $),

İHC : İhracat (MİLYON $),

USD : ABD doları cinsi döviz kuru (YTL),

M_2 : Para arzı (BİN YTL), olmak üzere

bağımlı değişken;

y_i= **TEFE :** Toptan eşya fiyat endeksi

olarak tanımlanmıştır.

5. AMPİRİK BULGULAR

Regresyon analizinde amaç bağımlı değişkeni, ez az bağımsız değişken ve en yüksek R^2 ile açıklayabilmektir. Bu nedenle öncelikle yukarıda ifade edilen bağımsız değişkenlerle SPSS paket programı yardımıyla yapılan analizler sonunda, TEFE'yi etkileyen ve anlamlı olan bağımsız değişkenler belirlendi. En yüksek R^2 'yi veren ve anlamlı olan değişkenlerin KBH, M2 ve USD değişkenleri olduğu görüldü. Bu değişkenlerle yapılan analiz sonuçları da Tablo 1' de verildi.

Tablo 1: SPSS Analiz Sonuçları

Değişkenler	Standartlaştırılmamış Katsayılar		Standartlaştırılmış Katsayılar		
	$\hat{b}_i$	S.E	Beta	t	p
Sabit	551708,434	377855,423		1,460	,147
KBH	,428	,126	,141	3,387	,001
M2	,166	,009	,507	18,235	,000
USD	10779443,850	851077,741	,399	12,666	,000

Ayrıca çoklu korelasyon katsayısı R=0,989 ve çoklu belirleme katsayısı da R^2=0,978 olarak elde edilmiştir. Bu da bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklamada oldukça yeterli olduğunu göstermektedir (%98).

Dolayısıyla standartlaştırılmamış katsayılardan oluşan regresyon denklemi

$\hat{y} = 551708{,}434 + 0{,}428*KBH + 0{,}166*M2 + 10779443{,}850*USD$

iken standartlaştırılmış katsayılardan oluşan regresyon denklemi

$\hat{y} = 0{,}141*KBH + 0{,}507*M2 + 0{,}399*USD$

olarak ifade edilecektir.

Ancak 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 Tablo 2'de gösterilmiştir.

Tablo 2: Korelasyon Matrisi

	KBH	M2	USD
KBH	1,000	,880	,908
M2	,880	1,000	,778
USD	,908	,778	1,000

Tablo 2'den de görüldüğü gibi KBH-M2, KBH-USD ve USD-M2 değişkenleri arasında oldukça kuvvetli bir ilişki görülmektedir. Ancak çoklu bağıntı teşhisinde korelasyon katsayıları yeterli bir ölçü olmadığından, diğer teşhis ölçütlerinin incelenmesi yararlı olacaktır.

Tablo 3: Çoklu Bağıntı Teşhis Ölçütleri

		Özdeğerler	Koşul Göstergesi	Varyas Ayrışım Oranları		
No	VIF			KBH	M2	USD
1	11,233	2,712	1,000	,01	,03	,02
2	4,468	,223	3,484	,00	,56	,34
3	5,748	0,06496	6,461	,98	,41	,64

Tablo 3'deki varyans büyütme faktörlerinden, $VBF_1 = 11{,}233 > 10$'dur. Ayrıca korelasyon matrisinin özdeğerlerinden enbüyük özdeğerin enküçük özdeğere oranı

$$\frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} = \frac{2{,}712}{0{,}06496} = 41{,}75 > 30$$

olduğundan kuvvetli bir çoklu bağıntıdan sözedilebilir. Yine varyans ayrışım oranlarından π_{31} ve π_{33} >0,5 olduğudan, KBH ve USD bağımsız değişkenler arasında kuvvetli bir ilişki olduğu sonucuna varılacaktır.

Çeşitli çoklu bağıntı teşhis ölçütleriyle bağımsız değişkenler arasında bir ilişki olduğu belirlenmiştir. O halde enküçük kareler yerine çoklu bağıntı durumunda kullanılan kestiricilerden "Liu Kestiricisinin" kullanılması daha uygun olacaktır.

Uygulamada en çok kullanılan *d*'nin kestirimi de eşitlik (17) kullanılarak $\hat{d}$ =0,973 olarak hesaplanmıştır. Ancak daha önce de ifade edildiği gibi $\hat{d}$'nın belirlenmesinde tek bir değer sözkonusu değildir. Bu nedenle $\hat{d}$ =0,973 değerinin de yer aldığı çeşitli değerler için AKO (s_e^2) hesaplanarak AKO($\hat{d}$) değerleri Tablo 4'te ve bu değerler için hesaplanan katsayı kestirimleri de Tablo 5'te verilmiştir..

Tablo 4: Çeşitli $\hat{d}$ Değerleri İçin AKO Değerleri

$\hat{d}$	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	0,973
AKO($\hat{d}$)	0.00124	0.00103	0.00082	0.00060	0.00039	0.00023

Tablo 5: Çeşitli $\hat{d}$ Değerleri İçin Regresyon Katsayısı Kestirimleri

DEĞİŞ-KENLER	$\hat{d}$					
	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	0,973
KBH	0.19337	0.18290	0.17243	0.16195	0.15148	0.13383
M2	0.38709	0.41106	0.43503	0.45901	0.48298	0.49048
USD	0.32216	0.33754	0.35292	0.36829	0.38367	0.38489

Tablo 5'e göre en küçük (AKO)'na sahip $\hat{d}$ =0,973 değeri için elde edilen standartlaştırılmış katsayılar denklemi;

$$\hat{y} = 0{,}134*KBH + 0{,}490*M2 + 0{,}385*USD \quad (20)$$

olarak ifade edilecektir.

Dolayısıyla çoklu bağıntı durumunda, etkin kestirimler veren ve değişkenlerin herhangi birini denklemden çıkarmadan kullanılacak denklem, Liu kestiricisi uygulanarak elde edilen denklemdir.

6. SONUÇ

Enflasyonun bağımlı değişken alındığı bu çalışmada, çoklu bağıntı olması durumda regresyon denkleminin belirlenmesine çalışılmıştır. Önce çoklu 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 Liu kestiricisiyle yeni bir denklem elde edilmiştir. Bunun sonucunda da doğrusal regresyon denklemindeki standartlaştırılmış katsayı kestirimlerinde değişmeler olduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla TEFE fonksiyonu için Liu kestiricisiyle elde edilen ve daha etkin kestirimler veren (20) nolu denklemin kullanılması gerektiği sonucuna ulaşılmıştır. (20) nolu denkleme göre diğer değişkenler sabit kalmak koşuluyla, Konsolide Bütçe Harcamalarındaki bir birimlik artış enflasyonu %13,4 artırırken, Para Arzındaki bir birimlik artış %49 ve Amerikan Dolarındaki bir birimlik artış da %38,5 oranında enflasyonu artırmaktadır. Buna göre ilgili dönemdeki veriler için, enflasyonu artıran en önemli değişkenlerin M2 ve USD olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu sonuçlara göre, para arzı hızını yavaşlatıcı önlemler alınması ve USD'nin dengeli bir seyir takip etmesi, enflasyonla mücadelede yararlı olacaktır.

KAYNAKÇA

Akdeniz, Fikri (1998), "Liu Kestiricide Yanlılık Parametresi d İçin Sınırlar", *I. İstatistik Günleri Sempozyumu,* 25-28 Mayıs, Çukurova Üniversitesi, Adana.

Akdeniz, Fikri (2001), "The Examination And Analysis Of Residuals For Some Biased Estimators In Linear Regression", *Communications in Statistics–Theory and Methods,* 30, 6, 1171-1183.

Aktaş, Cengiz (1995), *Lojistik Regresyon Analizinde Ridge Kestiricisi ve Bir Uygulama,* Yayınlanmamış, Doktora Tezi, Osmangazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir.

Aktaş, Cengiz ve Veysel Yılmaz (2003), "Çoklu Bağıntılı Modellerde Liu ve Ridge Regresyon Kestiricilerinin Karşılaştırıması", *Anadolu Ünviversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, Cilt 4, Sayı 2, 189-194, 67-80.

Baldemir, Ercan (1997), "Çoklu Doğrusal Bağlantının Tespit Metodları Ve Türkiye Için Enflasyon Uygulaması". *Dokuz Eylül Üniversitesi, İ.İ.B.F. Dergisi*, 12, 1, 173-191.

Belsley, David A. (1990), *Conditioning Diagnostaics: Collinearity And Weak Data In Regression,* John Wiley and Sons, New York.

Belsley, David A., Edwin Kuh ve Roy E.Welsch (1980), *Regression Diagnostics: Identifying Influential Data And Sources Of Collinearity*, Wilwy, New York.

Gujarati, Damodar N. (1988), *Basic Econometrics*, John Wiley And Sons, New York.

Girginer, Nuray ve Füsun Yenilmez (2005), "Türkiyede Enflasyonun Ekonometrik Olarak Incelenmesi", *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6, 1, 101-116.

Hocking, R.R. (1983), "Developments In Linear Regression Methodology: 1959-1982", *Technometrics*, 25, 3, 219-229.

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

Kejian, Liu (1993), "A New Class Of Biased Estimate In Linear Regression", *Communications In Statistics, Theory And Methods*, A (22), 393-402.

Kaçıranlar, Selahattin ve Sadullah Sakallıoğlu (2000), "Liu Ve Temel Bileşenler Regresyon Tahmin Edicilerinin Birleştirilmesi", *İstatistik Araştırma Sempozyumu*, 27-29 Kasım, Ankara, 17-21.

Marquardt, Donald W. (1970), "Generalized Inverces, Ridge Regression, Biased Linear Estimation, And Nonlinear Estimation", *Technometrics*, 12, 591-612.

Montgomery, Douglas C. ve Elizabeth A. Peck (1991*), Introduction to Linear Regression Analysis*, John Wiley And Sons, New York.

Sakallıoğlu, Sadullah, Selahattin Kaçıranlar ve Fikri Akdeniz (2001), "Mean Squared Error Comparisons Of Some Biased Regression Estimators", *Communications in Statistics – Theory and Methods*, 30(2), 347-361.

Stein, C. (1956), "Inadmissibility Of Usual Estimator For The Mean Of A Multivariate Normal Distribution", *Proceedings Of The Third Berkeley Symposium Of Mathematical Statistics And Probability*, Berkeley, University Of California Press, 197-206.

Şıklar, Emel (2000), *Regresyon Analizine Giriş*, Anadolu Üniversitesi Yayınları, Eskişehir.

Yardımcı, A. ve A. Erar (1995), "Bazı Yanlı Kestirim Yöntemleri Üzerine Bir Benzetim Çalışması", *Hacettepe Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 16, 215-231.