

**TC
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İKTİSAT ANA BİLİM DALI
İKTİSAT YÜKSEK LİSANS PROGRAMI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**DÖVİZ KURU OYNAKLIĞININ MODELLENMESİ
VE ÖNGÖRÜLMESİ: TÜRKİYE ÜZERİNE
BİR UYGULAMA**

**GÖKHAN GÜVEN
07710013**

**TEZ DANIŞMANI
Doç. Dr. HÜSEYİN TAŞTAN**

**İSTANBUL
2010**

**TC
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İKTİSAT ANA BİLİM DALI
İKTİSAT YÜKSEK LİSANS PROGRAMI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**DÖVİZ KURU OYNAKLIĞININ MODELLENMESİ
VE ÖNGÖRÜLMESİ: TÜRKİYE ÜZERİNE
BİR UYGULAMA**

**GÖKHAN GÜVEN
07710013**

**TEZ DANIŞMANI
Doç. Dr. HÜSEYİN TAŞTAN**

**İSTANBUL
2010**

TC
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İKTİSAT ANA BİLİM DALI
İKTİSAT YÜKSEK LİSANS PROGRAMI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

DÖVİZ KURU OYNAKLIĞININ MODELLENMESİ
VE ÖNGÖRÜLMESİ: TÜRKİYE ÜZERİNE
BİR UYGULAMA

GÖKHAN GÜVEN
07710013

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 10.06.2010
Tezin Savunulduğu Tarih: 22.06.2010

Tez Oy Birliği / Oy çokluğu ile başarılı bulunmuştur.

Unvan	Ad Soyadı	İmza
Tez Danışmanı:	Doç. Dr. Hüseyin Taştan	
Jüri Üyeleri	: Prof. Dr. Nuri Yıldırım	
	Doç. Dr. Murat Donduran	

İSTANBUL
HAZİRAN, 2010

ÖZ

DÖVİZ KURU OYNAKLIĞININ MODELLENMESİ VE ÖNGÖRÜLMESİ: TÜRKİYE ÜZERİNE BİR UYGULAMA

Gökhan Güven
Haziran, 2010

Döviz kuru oynaklığının öngörülmesi üzerine yapılan çalışmalar yalnızca akademik araştırmacıların değil finansal sektör çalışanlarının da ilgisini çekmektedir. Bu anlamda, bu çalışmanın amacı Türkiye için TL/\$ ve TL/€ döviz kuru getiri serileri oynaklığının en iyi şekilde tahmin edilmesidir. Bu amaçla, seriler, göstermiş olduğu ayırt edici özellikler doğrultusunda, finans yazınında en çok kullanılan oynaklık modelleri olan ardışık bağımlı değişen varyans modelleri ile tahmin edilmiştir. Öncelikle her bir oynaklık modeli kendi aralarında karşılaştırılmış ve o sınıf içindeki oynaklığı en iyi tahmin eden model belirlenmiştir. Daha sonra kendi sınıfındaki en iyi oynaklık modellerinin hem örneklem dışı performansları, hem de AIC, SIC ve LogL değerleri karşılaştırılmıştır. Böylece, her bir seri için oynaklığı en iyi şekilde tahmin eden model elde edilmiştir. Sonuçlar, asimetrik model t dağılımlı GJR(T)GARCH(1,1) modelinin her iki döviz kuru getiri serisinin oynaklığını modellemede ve öngörmede diğer modellere göre daha başarılı olduğunu göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Döviz Kuru Oynaklığı, ARCH/GARCH Modelleri, TGARCH, GJR-GARCH, Örneklem Dışı Öngörü Performansı.

ABSTRACT

MODELLING AND FORECASTING EXCHANGE RATE VOLATILITY: AN APPLICATION TO TURKEY

Gökhan Güven
JUNE, 2010

The studies on forecasting the exchange rate volatility draw attention not only academic researchers but also financial sector employees. In this sense, aim of this study is to estimate TL/\$ and TL/€ exchange rate return series volatility for Turkey in the best form. To this end, the series are estimated by autoregressive conditional heteroscedasticity models that are the most widely used in finance literature in the direction of their stylized facts. Primarily, each volatility model is compared among themselves and model which estimate the volatility best, is identified in that class. After, both the performances of out of sample forecast and AIC, SIC and LogL values of the best volatility models in their own class are compared. In this way, models that estimate the volatility best for each series were obtained. The result showed that, the GJR(T)GARCH(1,1) model with t-distribution is superior to other volatility models in modeling and forecasting the volatility of both exchange rate return series.

Keywords: Exchange Rate Volatility, ARCH/GARCH Models, TGARCH, GJR-GARCH, Out-of-Sample Forecast Performance.

ÖNSÖZ

Özelikle uluslararası etkileşimin ve ticaretin hızla arttığı günümüz dünya ekonomisinde döviz piyasaları ve diğer finansal piyasaların yükselişi, bu piyasaların sorunlarına ve bu sorunların giderilmesine yönelik çözüm yollarının araştırılmasına olan ilgiyi beraberinde getirmiştir. Bu ve benzeri piyasalar için en büyük sorunlardan biri belirsizlik ve bunun getirdiği risk durumudur. Bir risk unsuru olarak kabul edilen oynaklık kavramı da bu anlamda önem kazanmış, döviz piyasalarına olan uygulaması çalışmamız için de esin kaynağı olmuştur.

Çalışmanın uygulama bölümündeki bilgi paylaşımı ve katkılarından dolayı Doç. Dr. Hüseyin TAŞTAN'a teşekkürlerimi sunarım.

Tüm lisans ve yüksek lisans eğitimim boyunca maddi ve manevi desteğini benden hiçbir şekilde esirgemeyen, bana her zaman hoşgörü ve özverili davranan **Aileme** sonsuz teşekkürlerimi sunmayı bir borç bilirim.

İstanbul; Haziran, 2010

Gökhan Güven

İÇİNDEKİLER

	Sayfa No
ÖZ	iii
ABSTRACT	iv
ÖNSÖZ	v
İÇİNDEKİLER	vi
TABLOLAR LİSTESİ	viii
ŞEKİLLER LİSTESİ	ix
KISALTMALAR	x
1. GİRİŞ	1
2. FİNANSAL GETİRİ SERİLERİNİN ÖZELLİKLERİ VE OYNAKLIK ...	4
2.1. Finansal Getiri Serilerinin Özellikleri	4
2.2. Oynaklığın Öngörülmesi Neden Önemli?	7
3. YAZIN TARAMASI	10
3.1. Döviz Kuru Oynaklığının Modellenmesinde Türkiye Uygulamaları....	13
4. OYNAKLIK MODELLERİ	16
4.1. ARCH Modeli	16
4.2. GARCH Modeli	18
4.3. EGARCH Modeli	20
4.4. GJR(T)GARCH Modeli	22
4.5. APARCH Modeli	23
4.6. CGARCH Modeli	24
4.7. ARCH-M Türü Modeller	25
5. VERİ SETİ VE AMPİRİK BULGULAR	27
5.1. Veri Seti	27
5.2. Serilerin Dağılım Özellikleri	27
5.3. Durağanlık Sınaması-Birim Kök Testleri	29
5.4. ARMA(p,q) Modellerinin Oluşturulması	32
5.5. Serilerde ARCH Etkisinin Varlığının Test Edilmesi	35
6. TAHMİN SONUÇLARI	37
6.1. Öngörü Performansının Değerlendirilmesi	37
6.2. Oynaklık Modelleri Tahmin Sonuçları	38
6.2.1. GARCH Modelleri Tahmin Sonuçları	39
6.2.2. CGARCH(1,1) ve ACGARCH(1,1) Modelleri Tahmin Sonuçları	42
6.2.3. EGARCH Modeli Tahmin Sonuçları	45

6.2.4. GJR(T)GARCH Modeli Tahmin Sonuçları.....	47
6.2.5. APARCH Modeli Tahmin Sonuçları.....	48
6.3. Modellerin Örneklem Dışı Öngörü Performansları.....	50
7. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME	54
KAYNAKÇA	57
EKLER.....	60
Ek 1. DLGDOLAR ve DLGEURO Serilerinin Sıklık Dağılımları	60
Ek 2. DLGDOLAR ve DLGEURO Serilerinin Tanımlayıcı İstatistikleri	60
ÖZGEÇMİŞ.....	61

TABLÖLAR LİSTESİ

	Sayfa No
Tablo 5.1: Tanımlayıcı İstatistikler.....	28
Tablo 5.2: ADF, PP ve KPSS Birim Kök Testleri.....	30
Tablo 5.3: Döviz Kuru Getiri Serileri İçin ARMA Modelleri.....	33
Tablo 5.4: TL/\$ ve TL/€ Döviz Kurları için ARMA(p,q) Modelleri Tahmin Sonuçları.....	34
Tablo 5.5: DLGDÖLAR ve DLGEURO Serileri için ARCH-LM Testi Sonuçları.....	35
Tablo 6.1: DLGDÖLAR Serisi ARMA(4,4)-GARCH(p,q) Modelleri Tahmin Sonuçları.....	40
Tablo 6.2: DLGDÖLAR Serisi GARCH(1,1) ve GARCH(2,2) Modelleri Örneklem Dışı Öngörü Hata İstatistikleri.....	41
Tablo 6.3: DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-GARCH(p,q) Modelleri Tahmin Sonuçları.....	41
Tablo 6.4: DLGEURO Serisi GARCH(1,1) ve GARCH(2,1) Modelleri Örneklem Dışı Öngörü Hata İstatistikleri.....	42
Tablo 6.5: DLGDÖLAR Serisi ARMA(4,4)-CGARCH ve ACGARCH Modelleri Tahmin Sonuçları.....	43
Tablo 6.6: DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-CGARCH ve ACGARCH Modelleri Tahmin Sonuçları.....	44
Tablo 6.7: DLGDÖLAR ve DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-EGARCH Modelleri Tahmin Sonuçları.....	46
Tablo 6.8: DLGDÖLAR ve DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-GJR(T)GARCH Modelleri Tahmin Sonuçları.....	48
Tablo 6.9: DLGDÖLAR ve DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-APARCH Modelleri Tahmin Sonuçları.....	49
Tablo 6.10: DLGDÖLAR ve DLGEURO Serileri İçin Uygun Bulunan Oynaklık Modellerinin Öngörü Hata İstatistik Değerleri ve Performans Karşılaştırması.....	50
Tablo 6.11: GJR(T)GARCH(1,1) Modeli Hata Terimi ARCH-LM Testi, Q ve Q2 İstatistikleri.....	52

ŞEKİLLER LİSTESİ

	Sayfa No
Şekil 2.1: TL/\$ ve TL/€ Döviz Kurları Logaritmik Getiri Serileri	5
Şekil 2.2: Amerika, İngiltere ve Japonya'ya ait Borsaların Günlük Kapanış Değerleri (2000-2010)	7
Şekil 5.1: Döviz Kuru Serilerinin Sıklık Dağılımları	27
Şekil 5.2: TL/\$ ve TL/€ Döviz Kurlarının Logaritmik İfadeleri ve Birinci Farkları.....	31
Şekil 6.1: TL/\$ ve TL/€ Döviz Kurları Oynaklık Öngörüsü	53

KISALTMALAR

ACGARCH	: Asymmetry Component GARCH-Asimetrik Bileşen GARCH
ADF	: Augmented Dickey-Fuller
AIC	: Akaike's Information Criterion-Akaike Bilgi Kriteri
APARCH	: Asymmetry Power ARCH-Asimetrik Üslü ARCH
AR	: Autoregressive-Ardışık Bağlanımlı
ARCH	: AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity-Ardışık Bağlanımlı Koşullu Değişen Varyans
ARCH-M	: ARCH in Mean-Ortalamadaki ARCH
CGARCH	: Component GARCH-Bileşen GARCH
CRSP	: Center for Resarch in Security Prices-Menkul Kıymet Fiyatları Araştırma Merkezi
EGARCH	: Exponential GARCH-Üssel GARCH
EMS	: European Money System-Avrupa Para Sistemi
ERM	: European Exchange Rate Mechanism-Avrupa Döviz Kuru Mekanizması
GARCH	: Generalized ARCH-Genelleştirilmiş ARCH
GJR(T)GARCH	: Glosten-Jaganathan-Runkle GARCH
IGARCH	: Integrated ARCH-Entegre GARCH
İMKB	: İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
JB	: Jarque-Bera
KPSS	: Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin
LM	: Lagrange Multiplier-Lagrange Çarpanı
LOGL	: Log Likelihood-Log Olabilirlik
MA	: Moving Average-Hareketli Ortalama
MAE	: Mean Absolute Error-Ortalama Mutlak Hata
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error-Ortalama Mutlak Yüzdelik Hata
MB	: Merkez Bankası
ME	: Mean Error-Ortalama Hata
MSE	: Mean Squared Error-Ortalama Hata Karesi
OLS	: Ordinary Least Squares
PP	: Phillips-Perron
R²	: Belirlilik Katsayısı
$\overline{R^2}$	: Düzeltilmiş Belirlilik Katsayısı
RMSE	: Root Mean Square Error-Ortalama Hata Karesinin Kökü
SIC	: Schwarz's Information Criterion-Schwarz Bilgi Kriteri

SSE	: Sum of Squared Error-Hata Karelerinin Toplamı
SWARCH	: Switching ARCH-Markov Dönüşümlü ARCH
TARCH	: Theresold ARCH-Eşikli ARCH
TIC	: Theil İnequality Coefficient-Theil Eşitsizlik Katsayısı
TS-GARCH	: Taylor-Schwert GARCH

1. GİRİŞ

20. yy.ın son çeyreğinde yaşanan finansal liberalleşme ile birlikte finansal piyasaların öneminin artması, yaşanan hızlı büyüme ve sonrasında karşılaşılan finansal piyasa bazlı kötü gelişmeler ve krizler, bu piyasalardaki sorunların ve bunların çözümlerinin ön plana çıkmasına neden olmuştur. Takip eden yıllarda, bu ve benzeri piyasalarda oluşabilecek risklerin öngörülmesine yönelik çalışmalar da hız kazanmıştır. Bu anlamda finansal piyasalarda risk unsuru olarak görülen oynaklığı öngörmenin ve modellemenin önemi de aynı oranda artmıştır.

Özelikle uluslararası etkileşimin ve ticaretin hızla arttığı bu dönemde finansal piyasa oynaklığı gerek akademisyenler, gerekse finansal sektör çalışanları için önemli bir araştırma konusu olmuştur.

Bir yandan yatırımcılar, uluslararası portföylere katılımlarının artmasıyla birlikte, genişleyen ve çeşitlenen yatırım kanalları karşısında, kendilerine optimal kazanç sağlayabilecek portföy seçimleri yapmak için, tüm risk ve getirileri önceden doğru bir şekilde tahmin etme ihtiyacı duyarken; diğer yandan karar alıcılar (hükümetler) ülke ekonomisinin istikrarı ve reel sektör başarısı için gerekli politikaları uygulayarak optimal tedbirler alma konusuna ağırlık vermişlerdir. Bu ve benzeri tüm bu amaçlar doğrultusunda oynaklığın en doğru şekilde ölçülmesi ve öngörülmesi finansal piyasaların ilerideki başarısı, dolayısıyla yatırımcı ve karar alıcıların varlığını sürdürebilmeleri için alınabilecek önlemlerin başında gelmektedir.

Döviz kuru, faiz oranı ve enflasyon gibi finansal piyasalara ait serilerin oynaklıklarının öngörülmesinde birçok metot kullanılmaktadır. Geleneksel olarak yapılan ekonometrik hesaplamalarda, bu serilerin varyansının sabit olduğu varsayılmıştır. Fakat finansal liberalleşme ve entegrasyon sonrası, finansal piyasaların kazandığı dinamik yapı bu varsayımın gerçekçi olmadığını ortaya koymuştur. Ekonomi ile ilgili serilerde bu varsayımın aksine, hem değişimin az olduğu durgun hem de oynak dönemlerin yaşandığı görülmüş, bu seriler için daha çok değişen varyans özelliği ön plana çıkmıştır.

Değişen varyans özelliği gösteren finansal varlıkların oynaklığı finans yazınında oldukça sık rastlanan koşullu değişen varyans modelleriyle incelenmektedir. Bu sınıf modeller finansal getiri serilerinin gösterdiği tipik bazı özellikleri daha iyi yansıtarak, daha doğru ve tutarlı öngörü yapılabilmesine olanak vermektedir.

Oynaklık modelleri finansal bir zaman serisi olan döviz kuru getirileri için de yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. 1988-1989 yıllarında başlayan bu süreçte, döviz kuru dinamiklerinin, bu piyasaya ait oynaklıkların belirlenmesinde finansal seriler için geliştirilen farklı yapılarıdaki oynaklık modelleri uygulanmıştır.

Konu ile ilgili daha çok gelişmiş ülkeler üzerine çalışmalar yapılırken, Türkiye’de de yapılan çalışma sayısı kısıtlı kalmıştır. Fakat son yıllarda yaşanan olumlu gelişmeler üzerine, getirilerini artırmak isteyen yatırımcıların ülkemize bakış açısı değişmekte olup, uluslararası sermayenin artmasıyla birlikte, belirsizlikleri kaldırma ve oluşabilecek riskleri bertaraf etme, bir başka deyişle oynaklığın öngörülmesine yönelik çalışmalar ülkemizde de her geçen gün artış göstermektedir.

Bu doğrultuda, bu çalışma öncelikli olarak Türkiye’nin döviz piyasalarında TL/\$ ve TL/€ serileri için en uygun olan ve oynaklığı en iyi şekilde öngören oynaklık öngörü modellerinin farklı performans ölçütleri kullanılarak değerlendirilmesini amaçlamaktadır.

Bu amaçla başlanılan çalışmanın planı şöyledir: Çalışmanın izleyen bölümünde finansal getiri serilerinin sergilediği tipik özellikler açıklanmaya çalışılarak oynaklık kavramı ve oynaklığı tahmin etmenin önemi ayrıntılı bir şekilde ele alınmıştır. Yazın taramasının yapıldığı üçüncü bölümde, döviz kuru oynaklık tahminine yönelik çalışmaların ülkemiz için uygulamaları ayrı bir başlıkta incelenmiştir. Daha sonraki bölüm oynaklık modellerinin teorik yapılarının ve matematiksel ifadelerinin yer aldığı dördüncü bölümdür. Burada döviz kuru getiri serilerindeki oynaklığın öngörüsünde kullanılacak olan oynaklık modelleri ele alınmıştır. Beşinci ve altıncı bölüm analiz kısmını oluşturmaktadır. Beşinci bölümde ele alınan serilerin özellikleri incelenerek, koşullu değişen varyans modellerinin uygulanabilirliği araştırılmış ve seriler ampirik analiz için kullanılabilir (durağanlaştırılması, uygun ortalama denkleminin bulunması gibi) hale getirilmiştir. Uygulamanın ikinci kısmı olan altıncı bölümde ise seriler için en uygun oynaklık modelleri tespit edilmeye çalışılmış, bu amaçla, her bir oynaklık modeli sınıfı içinde uygun bulunan modellerin örneklem

dışı öngörü performansları karşılaştırılmıştır. Son olarak elde edilen bulgular değerlendirilmek suretiyle, serilerdeki oynaklığı modellemeye ve öngörmeye yönelik uygulanan modellerin performansı, hangi model veya modellerin başarılı olduğu, kısacası çalışmanın ulaştığı sonuçlar özetlenerek sonuç ve değerlendirme bölümü oluşturulmuştur.

2. FİNANSAL GETİRİ SERİLERİNİN ÖZELLİKLERİ VE OYNAKLIK

2.1. Finansal Getiri Serilerinin Özellikleri

Hemen hemen tüm finansal getiri serilerinde bazı olaylar sistematik olarak gözlemlenir. Finansal getiri serilerinin sergiledikleri bu belirli kalıplar doğru modelin seçilmesi, tahmin ve öngörüler için büyük önem taşır ve geliştirilen modellerin etkinliği bu özellikleri yansıttıkları oranda artar. Ortaya konan birçok analiz ve çalışma finansal getiri serilerinin şu özelliklerini vurgulamaktadır.

Aşırı Basıklık (Leptokurtosis)/Kalın Kuyruk (Thick-tail): Finansal getiri serilerin dağılımı, normal dağılımına göre daha kalın kuyruk yapısına sahiptir. Yani normal dağılımda az sayıda olan uç nokta değerleri finansal getiri serilerinde daha sıkça gözlemlenir. Kalın kuyruklu finansal getiri serileri daha dar ve sivri bir tepeye sahiptir.

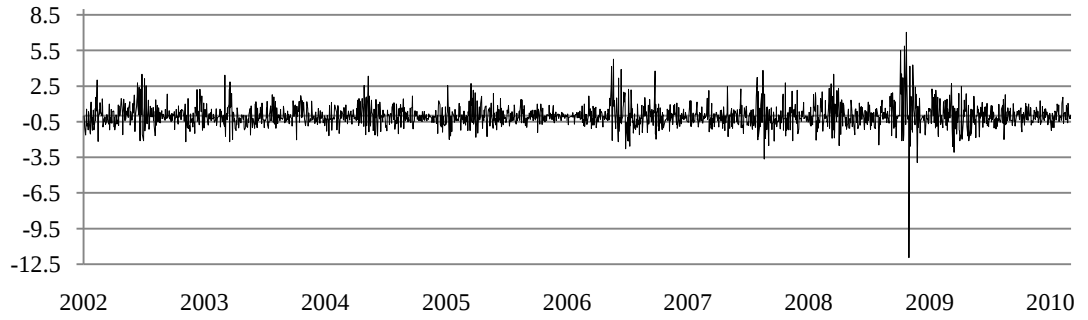
Oynaklık Kümelenmesi (Volatility Clustering): Finansal getiri serilerinin en ayırt edici özelliği (stylized facts) Mandelbrot'un 1963 yılındaki çalışmasında ortaya koyduğu oynaklık kümelenmesidir. Ona göre finansal piyasalara ait serilerde, büyük miktartlı değişimlerin büyük miktartlı değişimleri, küçük miktartlı değişimlerin de küçük miktartlı değişimleri takip etme eğilimi vardır (Mandelbrot, 1963:418). Bu eğilim, piyasa verilerinin dinamik yapısının ve söz konusu piyasada ortaya çıkabilecek bir şokun ısrarcı olduğunun göstergesidir.

Buna paralel olarak, finansal getiri serilerin yüksek frekanslı yapısı nedeniyle bu serilerde **istatistiksel olarak bağımlılık** gözlemlenmektedir. Dolayısıyla bu tür serilerde doğrusal olmayan stokastik süreçler uygulanabilmektedir (Akay ve Nargeleçekenler, 2006:21).

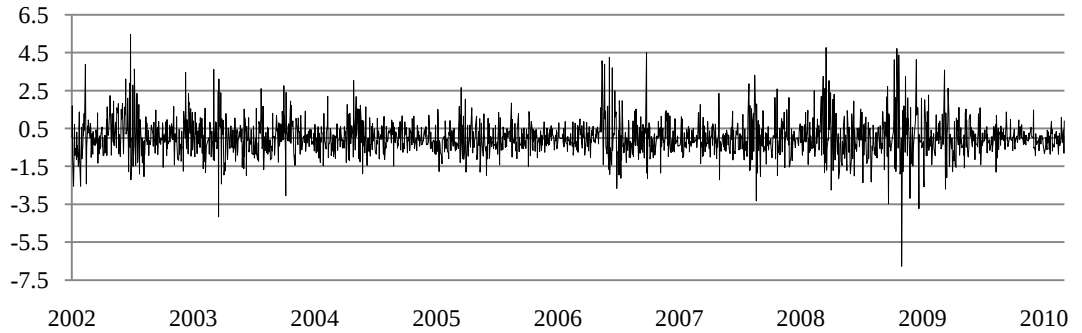
Aşağıda Şekil 2.1'de TL/\$ ve TL/€ döviz kurlarının logaritmik getiri serilerinde¹ de görüldüğü gibi, meydana gelen negatif veya pozitif yöndeki küçük miktartlı

¹ Logaritmik Getiri = $R_t = 100 * \ln (E_t/E_{t-1})$, E_t ve E_{t-1} sırasıyla t ve t-1 dönemine ait döviz kuru alış-satış ortalama değerini gösterir.

değişimlerden sonra oluşan değerler yine küçük miktarda olurken, büyük miktarda değişimlerden sonra da aynı şekilde büyük miktarda değişimler meydana gelmiştir. 2002 yılının Haziran-Temmuz-Ağustos aylarında hem Euro hem de dolar kurunun getirilerinde meydana gelen değişimlerin birbirlerini izleyen bir şekilde büyük miktarda değişimler olduğunu bu şekilde görebiliriz. Serilerde meydana gelen bu büyük değişimli oynaklık kümelenmelerini belirgin olarak 2004 ve 2005 yılının ilk çeyreğinde 2006 yılının ortasında, 2007 yılının üçüncü çeyreğinde ve en belirgin olarak 2008 yılının Ekim-Kasım-Aralık aylarında görebiliriz. 2005 yılının sonlarında, 2006 yılının başlarında ve 2009 yılının ikinci yarısında ise belirgin bir şekilde iki getiri serisinde küçük miktarda değişimler yine küçük miktarda değişimleri takip ederek oynaklık kümelenmeleri oluşturmuştur.



TL/\$ Döviz Kuru Logaritmik Getiri Serisi



TL/€ Döviz Kuru Logaritmik Getiri Serisi

Şekil 2.1: TL/\$ ve TL/€ Döviz Kurları Logaritmik Getiri Serileri

Not: Döviz kuru değerleri günlük alış ve satış değerlerinin ortalaması olarak alınmıştır.

Kaynak: <http://evds.tcmb.gov.tr/> (Erişim Tarihi: 05.03.2010)

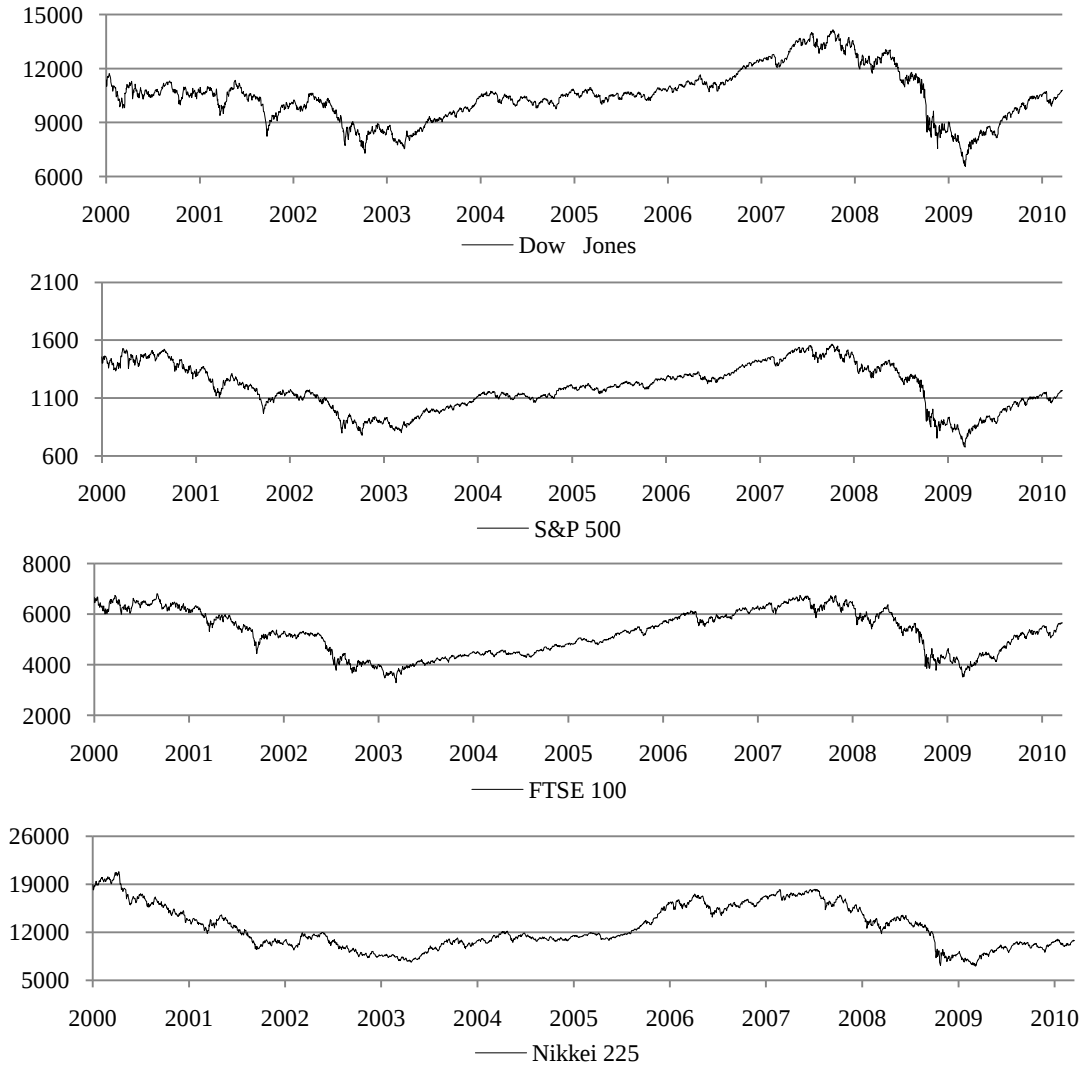
Kaldıraç Etkisi (Leverage Effect): Black (1976) stok fiyatları üzerine yaptığı çalışmada, stok fiyatlarındaki değişimlerin stok oynaklığındaki değişimlerle negatif bağıntılı olduğuna değinmiştir. Asimetriklik olarak da ifade ettiğimiz bu olay, fiyatlardaki aşağı yönlü gerçekleşen şokların, oynaklığı, aynı miktardaki yukarı yönlü gerçekleşen şoklardan daha fazla arttırmasıdır. Bir başka ifadeyle piyasaya gelen kötü haberin, oynaklığı iyi haberden daha fazla yükseltmesidir (Çifter, 2004:2). Kaldıraç etkisinin deneysel kanıtları Nelson (1991), Gallant, Rossi ve Tauchen (1992, 1993), Campbell ve Kyle (1993), Engle ve Ng (1993)'de daha detaylı incelenmiştir.

Uzun Bellek (Long Memory): Özellikle yüksek frekanslı serilerde, oynaklık yüksek süreğenlik (persistence) özelliği gösterir (Bkz. Şekil 2.1) ve koşullu varyans süreçlerinde birim kök kanıtları bulunur. Bu da bize süreğenliği modellemede iki yola götürür: birim kök veya uzun bellek süreci. ARCH ve stokastik oynaklık (SV) modelleri süreğenliğin modellenmesinde uzun bellek sürecini kullanır (Xiao & Aydemir, 2007:3).

Birlikte Hareket Etme (Co-movement): Bazı getiri serileri birlikte hareket etme eğilimindedir. Finansal getiri serilerinin bu özelliği, özellikle finansal liberalleşme sonrası daha fazla önem kazanmıştır. Çünkü benzer oynaklık değişimleri farklı ülke ekonomilerinin birbirlerini ne derece etkilendiklerini gösterir. Birlikte hareket etme özelliği uluslar arası aynı finansal getiri serilerinde görüldüğü gibi, aynı ülkedeki farklı finansal getiri serilerinde de görülebilir. Örneğin, Schwert (1989) çalışmasında ABD'deki hisse senetleri ve bono oynaklıklarının birlikte hareket ettiklerini göstermiştir (Schwert, 1989:1118-1119). Ayrıca, oynaklıktaki birlikte hareketin önemi King vd. (1994), Engel vd. (1990) ve Lin vd. (1994) tarafından da incelenmiştir (Bollerslev et al, 1994:2966).

Aşağıda Dow Jones, Standart & Poors 500 (S&P 500), FTSE 100 ve Nikkei 225 gibi dünya çapında takip edilen borsaların günlük kapanış değerleri grafik biçiminde gösterilmiştir. Bu borsaların günlük değerlerinden çok bu değerlerdeki değişimlere baktığımızda, Dow Jones ve S&P 500 borsalarının neredeyse aynı değişim trendini takip ettiğini söyleyebiliriz. Öte yandan İngiltere'ye ait FTSE 100 borsası da Amerika'ya ait Dow Jones ve S&P 500 borsalarına benzer bir dalgalanma yapısına sahiptir. Bir Japon borsası olan Nikkei 225 borsası ise diğer üç borsa gibi birbirine

çok yakın deęişimler göstermese de, açık bir şekilde görüldüğü gibi, benzer bir deęişim trendine sahiptir.



Şekil 2.2: Amerika, İngiltere ve Japonya'ya ait Borsaların Günlük Kapanış Deęerleri (2000-2010)

Kaynak: <http://finance.yahoo.com/> (Erişim Tarihi: 23.03.2010)

2.2. Oynaklığın Öngörülmesi Neden Önemli?

Finansal getiri serilerinde oynaklığı öngörmenin ve modellemek istenmesinin birçok önemli nedeni vardır. Özellikle Bretton Woods Sistemi sonrası 1970'li yılların sonu ve 1980'li yılların başından itibaren finansal liberalleşme ile birlikte finansal piyasaların öneminin artması, bu piyasalarda karşılaşılabilecek sorunlara ve bunların

öz mlerine olan ilgiyi de beraberinde getirmiřtir. Yatırımcılar ve  lkelerdeki karar alıcı organlar iin finansal piyasa oynaklıđı ve bu oynaklıđın sonuları bu ve ilerleyen yıllarda daha fazla  nem kazanmıřtır. Zira, onlar iin finansal piyasa oynaklıđı, riski de beraberinde getirdiđinden, yatırım kararlarının (yatırımcılar iin) ve reel ekonomiyle beraber  lkenin ekonomik performansının (karar alıcılar iin) olumsuz etkilenmesi anlamına gelmekteydi (Akay ve Nargeleekenler, 2006:6-7). Bu y zden finansal piyasalardaki oynaklıkların  ng r lmesine dair yapılan alıřmalar da ayrı bir  nem kazanmıřtır.

 te yandan, Sengupta ve Sfeir’e g re d viz kuru oynaklıđı, uluslararası ticaretin bug n n k resel erevesinde řu iki temel nedenden dolayı  zel bir  nem kazanmıřtır. Bunlardan birincisi,  zellikle ihracat artıřının milli ekonominin b y mesine b y k katkı sađladığı  lkelerde, ulusal h k metlerin, oynaklıđın, uyguladıkları para politikalarına olan etkilerinin giderek arttığını d ř nmeleridir. Diđeri ise, yatırımcıların giderek artan bir řekilde uluslararası portf ylere katılmaları ve bu yatırımcılar iin “asset market” yaklařımının baskın model haline gelmesidir (Sengupta & Sfeir, 2002:1).

Finansal piyasalarda meydana gelen oynaklıkların etkilerini azaltmak iin, ortaya ıkan bu oynaklıkların  nceden tahmin edilebilmesi veya  ng r lebilmesi, gerek dıř ticaret, uluslar arası finansal hareketler gibi dıřsal; gerekse  lkenin yatırım ve  retim d zeyi, para politikası gibi isel konularında oluřabilecek olumsuzlukların giderilmesine de yardımcı olacaktır. D viz kuru, faiz oranı ve enflasyon gibi finansal piyasa verilerindeki oynaklıđın nedenlerinin belirlenmesi ve bu deđiřimlerin g n m zde  ng r lmesi, bu piyasaların gelecekteki finansal bařarısı iin bir  n kořul haline gelmiřtir (G lođlu ve Akman, 2007:45).

Finansal, ekonomik ve benzeri alanlarda geliřmiř  lkelerden ziyade  zellikle geliřmekte olan  lkelerde reel d viz kuru daha fazla oynaklık g stermektedir (Hausmann et al, 2004:5). Az geliřmiř ve geliřmekte olan  lkelerin geliřimini tamamlaması iin bu geliřimin bir ayağı olan finansal piyasalarının da belirli bir seviyeye gelmesi gerekmektedir.  zelikle uluslar arası etkileřimin ve ticaretin arttığı bu d nemde bu tip  lkelerin kısa vadeli planlar yerine uzun d nemi ok iyi  ng rmesi ve bu erevede planlar yapması gerekmektedir. Bu sayede dıř iliřkilerde verilecek kararlar ve uygulanacak politikalar daha etkin olacaktır. Uzun d nem sađlıklı karar verebilme ve plan yapabilme ortamını sađlamanın yolu da  lkenin

kendi içindeki piyasa istikrarsızlığını ve belirsizlikleri bertaraf etmek olacaktır. Tüm bu gelişmelerin sağlanabilmesi yine oynaklığın iyi bir şekilde öngörülmesine bağlıdır.

Yatırımcıların risk öngörülerine ağırlık vermeleri ve kendilerine optimal kazanç sağlayacak olan portföy seçimlerini gerçekleştirmeleri, bu portföyde yer verdikleri finansal araçların beklenen değerleri, standart sapmaları ve korelasyonlarının, bir başka deyişle portföyün beklenen getirilerinin ve oynaklıklarının hesaplanmasını ön plana çıkarmıştır. Bununla paralel olarak oynaklık öngörüsü ve modellenmesi risk öngörüsü ve yönetiminin dışında, yatırımcılar için yine büyük önem taşıyan finansal varlık ve opsiyon fiyatlama modellerinin de temel belirleyicilerindendir.

Sonuç olarak döviz kuru vb. finansal getiri serilerindeki oynaklık piyasalardaki istikrarsızlığın ve riskin bir göstergesi olduğundan, serilerin istikrarı, reel ve finansal kesimin istikrarı, para politikalarının etkinliği, ödemeler bilançosunun durumu, yatırım ve tasarruf kararlarının rasyonelliği ve genel olarak ülke ekonomisinin gelişimi için önemlidir.

Konuya daha kantitatif açıdan baktığımızda, geleceğe yönelik öngörülerde, öngörünün güven aralığının da zamanla değişen yapıya sahip olabileceğini söyleyebiliriz. Bu yüzden güven aralıklarının daha doğru veya tam olabilmesi için, oynaklığın daha iyi öngörülmesi gerekir. Bir ikincisi iyi bir öngörü modeli ile daha etkin tahmin ediciler bulunabilmektedir.

3. YAZIN TARAMASI

Ülkeler arası ticari etkileşimin artması ve finansal liberalizasyonun etkisiyle öne çıkan döviz kuru kavramı ve özellikle gelişmekte olan ülkeler için ayrı bir önem kazanan oynaklığın modellenmesi konusuna yönelik çalışmalar ARCH/GARCH sınıfı modellerin ortaya çıkmasıyla beraber sıklaşmış; asimetrikliği/kaldıraç etkisini ele alan modellerin de gelişmesiyle daha da hız kazanmıştır. 1982 yılında Engle ile başlayan bu gelişim süreci günümüzde hala devam etmekte ve bu süreçte farklı dönem ve ülkeler için analizler yapılırken, döviz kurunun dağılım ve varyans özelliklerini açıklamaya yönelik birçok model de geliştirilmiştir.

Döviz kurunun oynaklığının modellenmesi, çalışmalarda salt olarak ele alınmakla beraber birçok çalışmada da oynaklık, etkilendiği veya etkilediği değişkenlerle beraber ele alınmıştır. Bu anlamda MB döviz kuru müdahaleleri, makroekonomik faktörler, döviz kuru seviyesi, ihracat/ithalat ve fiyatlandırma, büyüme, ticaret hacmi, sermaye akışı, ödemeler bilançosu, makroekonomik performans, para politikası, finansal krizler gibi kavramların döviz kuru oynaklığıyla ilişkisi birçok çalışmaya konu olmuştur.

Çalışmamızda ise araştırmaların temeli olan döviz kuru oynaklığının modellenmesi salt olarak ele alınacağından, konu ile ilgili yazın taraması da bu doğrultu da olacaktır. Bu aşamada ilk önce Gelişmiş ülkeler için yapılan çalışmalardan başlanarak, az gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeler ve son olarak Türkiye için yapılan çalışmalara dair bilgiler verilecektir.

İlk olarak Hsieh 1989 yılında günlük döviz kuru oranındaki değişen varyansın modellenmesi üzerine yaptığı çalışmadan bir yıl önce, 1988 yılında, beş farklı para birimine ait günlük verileri kullanarak döviz kurunun istatistiksel özelliklerini araştırmıştır. Çalışma sonucu döviz kuruna ait şu özellikleri ortaya koymuştur: i) Döviz kuru değişimleri bağımsız ve özdeş olarak dağılmış değildir. ii) Haftanın her günü farklı bir dağılıma sahip olabilir. Fakat bu bağımsız ve özdeş dağılımlık varsayımını reddetmek için yeterli değildir. iii) Veride ufak ardışık bağıntı vardır.

iv) Döviz kuru oranının ortalaması ve varyansı zamanla değişmektedir. Bu özelliğiyle serinin bağımsız ve özdeş dağılmış olduğuna dair varsayım da reddedilmiş olur (Hsieh, 1988:42). Devamında 1989 yılında önceki çalışmasını geliştirerek ABD dolarına karşı beş farklı para biriminin (Alman markı, İngiliz pound, Kanada doları, İsveç frankı, Japon yeni) 10 yıllık dönemdeki günlük değerlerini ele almış; oynaklık modellemesinde ARCH, GARCH ve EGARCH modellerini kullanmıştır. Tahmin edilen GARCH (1,1) ve EGARCH (1,1) modellerinin günlük döviz kuru değişimlerindeki koşullu değişen varyansı kaldırmada oldukça başarılı olduğunu bulmuştur. Ayrıca, farklı diagnostik (tanısal) incelemeler yaparak EGARCH modelinin GARCH modelinden daha uygun olduğu sonucuna ulaşmıştır (Hsieh, 1989:317).

Copeland ve Wang (1994) ABD dolarına karşı beş ülke para biriminin (İngiliz sterlini, Alman markı, Fransız frangı, İsveç frangı ve Japon yeni) günlük değişimlerini incelemişlerdir. Diğer çalışmalardan farklı olarak Copeland ve Wang döviz kuru oynaklığı için uyguladıkları GARCH modeline, biri tatilden hemen önceki diğeri tatilden hemen sonraki gün için olmak üzere, iki tatil kuklası eklemişlerdir. Ayrıca serilerin daha düşük sıklıktaki değerlerini elimine ederek, oynaklık analizi için serilerin yüksek sıklık gösteren değerlerini kullanmışlardır. Çalışmalarının sonuçları ise şöyledir: i) Döviz kuru değişimlerinin modellenmesinde GARCH(1,5) modeli GARCH(1,1) modeline göre daha uygundur. Çünkü, hafta günlerinin sergilediği mevsimsel davranış normal olarak beşinci derece ardışık bağıntıya sahiptir. ii) Oynaklığın en çok olduğu günler Perşembe, daha sonra ise Pazartesi'dir. Oynaklığın en düşük olduğu günler ise Çarşamba günleridir. iii) Kukla değişkenlerin parametreleri incelendiğinde, piyasaların normal bir hafta sonundan daha uzun bir tatil yaklaştığında ticaret miktarındaki artışa bağlı olarak daha yüksek varyansa sahiptir (Copeland & Wang, 1994:525).

Balaban (2004) çalışmasında günlük ABD doları-Alman markı döviz kuru verilerini (02.01.1974-30.12.1997, 6012 veri) kullanarak, getiri oynaklığı için simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modellerinin örneklem dışı tahmin doğruluğunu araştırmıştır. Modellerin performanslarını ME, MAE, MSE ve MAPE ölçüleriyle² karşılaştırmıştır. Çalışma sonucunda, standart simetrik GARCH modelinin GJR-

² **ME**: Mean Error-Ortalama Hata; **MAE**: Mean Absolute Error-Ortalama Mutlak Hata; **MSE**: Mean Squared Error-Ortalama Hata Karesi; **MAPE**: Mean Absolute Percentage Error-Ortalama Mutlak Yüzdelik Hata.

GARCH modeline göre aylık döviz kuru oynaklığını tahmin etmede daha başarılı olduğunu tespit etmiştir (Balaban, 2004:104).

Yoon ve Lee (2008) ise çalışmalarında Kore'nin dalgalı kur rejiminden sonraki dönem için Won/\$ kurunun günlük değerlerini ele alarak, oynaklığı ve asimetrikliği modellemede GARCH(1,1), TARARCH(1,1) ve EGARCH(1,1) modellerini kullanmışlardır. Çalışma sonucu geçmiş dönem döviz kuru oynaklığının şimdiki zaman içinde de yüksek kalıcılık özelliği sergilediğini bulmuşlardır. Yine, oynaklık şoklarının döviz kuru üzerindeki belirsiz etkiye sahip olduğunu gösteren asimetri ve kaldıraç etkisinin de dalgalı döviz kuru uygulamasına geçildikten sonraki dönemlerde de kendilerini gösterdiklerini belirtmişlerdir (Yoon & Lee, 2008:9).

Çağlayan ve Dayıoğlu (2009) çalışmalarında OECD ülkelerine ait döviz kuru getirilerinin oynaklığının modellenmesi ve öngörülmesinde ARCH, GARCH, EGARCH, APARCH, GJR-GARCH modellerini uygulayarak, bu modelleri normal, student's t ve GED dağılımlarına göre tahmin etmiştir. En uygun modelleri bulmak amacıyla örneklem dışı 6 aylık öngörü yaparak simetrik öngörü kriterlerinden, Ortalama Mutlak Hata (MAE), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) ve Theil Eşitsizlik Katsayısı (TIC) değerlerini karşılaştırmıştır. Çalışması sonucu, uygun modeller için dağılımların, döviz kuru getiri serisinin kalın kuyruk özelliği nedeniyle student-t ve GED olduğunu; asimetrik koşullu değişen varyans modellerinin diğer modellere göre daha etkin olduğunu bulmuştur. Ayrıca örneklem dışı 6 aylık öngörü döneminde döviz kuru getirilerinin arttığını, oynaklıktaki değişmelerin ise ülkeden ülkeye farklılık gösterdiğini belirlemiştir (Çağlayan ve Dayıoğlu, 2009:12-14).

Gelişmiş ülkelere yönelik yapılan çalışmaların yanında gelişmekte olan ülkeler için yapılan birkaç çalışmayı da şöyle özetleyebiliriz:

Döviz kuru oynaklığının uluslar arası ticaret hacmini ve yabancı yatırımları azaltacağına; oynaklığın öngörülmesinin ülkelerin ödemeler bilançoları ve çok uluslu firmaların sermaye yapıları ve bütçeleri için taşıdığı öneme değinen Chong ve diğerleri, 2001 yılındaki çalışmalarında Malezya para birimi (Ringgit-MYR) ve İngiliz sterlininin oynaklığını GARCH tipi modeller kullanarak tahmin etmişlerdir. GARCH, EGARCH, GARCH-M, EGARCH-M modelleri ile bunların durağanlık, kısıtsız olma, negatif olmama ve bütünleşiklik durumlarına göre farklılaşan modifikasyonlarının kullanıldığı bu çalışmada, döviz kurunun günlük getiri serisinin

koşulsuz dağılım özellikleri incelenmiş ve şu sonuçlar çıkarılmıştır (Chong et al, 2001:94): i) Q istatistiği ve LM (Lagrange Çarpanı) testine göre, uzun belleğe (long memory) sahip bir GARCH modeli, kısa bellekli ve yüksek dereceli ARCH modeline tercih edilir. ii) Döviz kuru için en iyi değişen varyans modeli, Schwartz's Bayesian (SBC) ve Akaike (AIC) bilgi kriterlerine göre GARCH, ortalama karesel hata (mean square error-MSE) ve Log L testlerine göre ise GARCH-M modelidir. iii) Farklı uyum iyiliği (goodness of fit) istatistik sonuçları MYR/Sterlin döviz kuru için tutarlı değildir. iv) Genel olarak GARCH sınıfı modeller diğer modellerden daha iyi bir performans sergilemektedir.

Olowe 2009 yılındaki çalışmasında Nijerya için aylık Naira/\$ döviz kuru oynaklığını ve asimetrikliği GARCH modeli ve asimetrik modeller kullanarak modellemeye çalışmıştır. Bu doğrultuda araştırmada GARCH(1,1) modelinin yanı sıra EGARCH(1,1), GJR-GARCH(1,1), APARCH(1,1), IGARCH(1,1) ve TS-GARCH gibi asimetrikliği ele alan modeller de kullanmıştır. Ayrıca ülkenin uyguladığı deregülasyon politikasının oynaklık üzerindeki etkileri daha rahat görebilmek için sonuçları ayrı ayrı ele almış; fakat hem sabit kur, hem de gözetimli dalgalı kur politikasının uygulandığı dönemlerde sonuçlar aynı çıkmıştır. Uyguladığı tüm asimetrikliği dikkate alan modeller kaldıraç etkisi hipotezini reddetmiştir- ki bu sonuç Nelson (1991)'un savunduğu hipotezi desteklememektedir. Gözetimli dalgalı kur rejimi için APARCH ve GJR-GARCH modelleri asimetri etkisinin istatistiki olarak anlamlı olduğunu gösterirken, varyans eşitliği için tüm parametrelerin anlamlı olduğu TS-GARCH ve APARCH modelleri döviz kuru oynaklığını öngörmeye en iyi modeller olarak bulunmuştur (Olowe, 2009:395).

3.1. Döviz Kuru Oynaklığının Modellenmesinde Türkiye Uygulamaları

İlk olarak 1988 yılında, döviz kuru oynaklığı, diğer tüm finansal getiri serileri gibi, kompütasyonel olarak ele alınmaya başlanmış ve kendini dış dünyadan soyutlamamış, dünya ülkeleri ile ticari ilişkisi olan tüm ülkelerde bu konuyla ilgili çalışmalar yapılmıştır. Dışa açık bir ülke olan ülkemizde de döviz kuru oynaklığının modellenmesine yönelik çalışmalar çok sürmeden kendini göstermiştir. Fakat günümüz itibariyle yapılan çalışmaların sayısının yetersiz olduğunu görmekteyiz.

Bu anlamda ilk ciddi çalışma Cem Aysoy, Ercan Balaban, Çiğdem Kogar ve Cevriye Özcan'ın 1996 yılında birlikte yaptıkları "Daily Volatility in the Turkish Foreign

Exchange Market’’ adlı çalışmadır. Onlar çalışmalarında Türk lirası karşısında ABD doları Alman markı kurlarının getiri oranlarının oynaklıklarını ARCH/GARCH modelleriyle incelemişlerdir. Türkiye’de günlük döviz kurlarındaki değişimin modellenmesinde öncü nitelik taşıyan bu çalışmada, Türkiye yabancı döviz piyasasındaki oynaklıkların, 1988’deki istikrarsızlık ve 1994’teki finansal kriz periyodu hariç düşük olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca analizlerinde varyans denkleminde kriz kuklası koyarak GARCH (1,1) modelini kullanmışlar; ABD doları ile Alman markı ortalama getirilerin tüm günler itibariyle orijinal modele kıyasla daha düşük ve anlamlı olduklarını bulmuşlardır (Aysoy vd., 1996:6-8).

Öztürk (2006) ise ele aldığı 28.01.2002-21.11.2006 tarihleri arasındaki \$/TL günlük satış kuru değerlerine hem student-t, hem de normal dağılım varsayımı altında GARCH(1,1) ve EGARCH(1,1) modellerini uygulamıştır. Bu çalışmanın analiz sonuçlarına göre normal dağılımın döviz kuru serisindeki aşırı basıklık (leptokurtosis) özelliğini Student-t dağılımına göre daha iyi yakalayabildiğini ve bu anlamda normal dağılımlı GARCH(1,1) ve EGARCH(1,1) modellerinin referans modeller olarak alınabileceğini belirtmiştir (Öztürk, 2006:50-51).

Güloğlu ve Akman (2007) çalışmasında Türkiye’de döviz kuru oynaklığını, Hamilton’un 1994 yılında New York borsası hisse senedi getirilerinin oynaklığı üzerine yaptığı ve ARCH modelindeki yapısal kırılmayı da hesaba katan Markov dönüşümlü ARCH (SWARCH) modelini kullanarak tahmin etmiştir. SWARCH modeli bulgularını da ARCH ve GARCH modelleriyle karşılaştırmıştır. Sonuçta, ARCH ve GARCH modelleriyle elde edilen tahminlere göre SWARCH modeli tahminlerinin gerçeğe daha yakın, abartısız ve tutarlı olduğunu gözlemlemiştir (Güloğlu ve Akman, 2007:51).

Kıran (2008) çalışmasında, 02.01.1980-21.07.2008 tarihleri arasındaki Amerikan doları kurunun TL cinsinden günlük satış değerlerini kullanarak döviz kuru oynaklığını, koşullu varyans denkleminde kuvvet parametresinin model içinde tahmin edilmesine izin verip, değerini serbest bırakan Asimetrik Üslü ARCH (APARCH) modeli ve bu modelin parametrelerine getirilen kısıtlamalar sonucu oluşan diğer ARCH türü modelleri kullanarak tahmin etmiştir. Öncelikle asimetrikliği ele alan modellerin ARCH/GARCH modellerine göre üstün olduğunu söyleyen Kıran, oynaklıktaki asimetrik etkisinin varlığından dolayı, pozitif ve negatif şokların etkilerinin birbirinden farklı olacağını bulmuştur (Kıran, 2008:13-14).

Ünal (2009)'un çalışması Türkiye döviz piyasaları için en uygun oynaklık modelinin bulunmasına yönelik bir diğer çalışmadır³. Çalışmasında, ABD doları, Euro ve İngiliz sterlini için farklı sınıftan oynaklık modelleri tahmin etmiş ve uyguladığı modellerin örneklem dışı öngörü sonuçlarını karşılaştırmıştır. Serilerdeki ARCH etkisinin varlığını belirledikten sonra GARCH(1,1), EGARCH(1,1) ve GJR-GARCH(1,1) modellerini detaylı olarak incelemiştir. Modellerin, serileri artırımlarındaki ARCH etkisini ortadan kaldırmada başarılı olduklarını, fakat bu serilerin dağılımlarının gösterdiği ortalama etrafında aşırı basıklık özelliğini yakalamakta başarısız olduklarını bulmuştur. Modellerin örneklem dışı öngörü performanslarını karşılaştırırken RMSE ve MAE öngörü hata istatistiklerini kullanmıştır. RMSE ölçütüne göre USD ve GBP serilerinde GJR-GARCH(1,1), EUR serisinde ise EGARCH(1,1) modelinin; MAE ölçütüne göre ise USD ve GBP serileri için AR(1), EUR serisi içinse AR(2) modelinin diğer modellere üstünlük sağladığı sonucuna ulaşmıştır (Ünal, 2009:60-61).

Gelişmiş ve gelişmekte olan ülke ayrımıyla birlikte Türkiye’de yapılan çalışmalar döviz kuru oynaklığının modellenmesinde asimetrik modelleri biraz daha ön plana çıkarmaktadır. Fakat ele alınan ülke veya dönemlere göre bazı çalışmalarda simetrik modeller daha iyi sonuçlar vermiştir. Zira oynaklıktaki değişimler dönemler itibariyle ve ülkeden ülkeye farklılık gösterebilmektedir. Bu genellikle gelişmiş ülkeler için geçerli olup, gelişmekte olan ülkelere istisnai bir durumdur. Bir başka deyişle iç ve dış etkenlerin döviz kuru oynaklığını etkileme gücü gelişmekte olan ülkelere gelişmiş ülkelere göre daha fazladır.

Daha önce belirtildiği gibi konuyla ilgili çalışmalar ilk dönemlerde daha çok gelişmiş ülkeler üzerine olmuştur. Fakat son yıllarda, gelişen ve yükselen piyasalar olarak görülen gelişmekte olan ülkelerin öneminin artmasıyla, bu ülkelere yönelik çalışmalar da artmaktadır. Diğer yandan konunun önemiyle paralel olarak, oynaklığı öngörmek ve tahmin etmek için geliştirilen modeller arttıkça, çalışmaların kapsamı ve çeşitliliği de çoğalmaktadır.

³ Konumuz dışında kaldığından, çalışmasında yer verdiği VaR modelleri sonuçlarına değinilmemiştir.

4. OYNAKLIK MODELLERİ

Finansal getiri serilerinin sahip olduğu ayırt edici özelliklerin nedenlerinin sorgulanması ve en iyi öngörüye ulaşma amacı, bizi farklı ve çok sayıda ekonometrik modeller geliştirmeye itmiştir. Oynaklığın modellenmesi için oluşturulan bu modellerin tek bir sonuca ulaşması da bu anlamda zordur. Zira, farklı veriler (döviz kuru, faiz oranı, enflasyon, İMKB endeksi vb.), farklı zaman aralıkları ve farklı sıklıklar (aylık, haftalık, günlük, hatta gün içi değerler) kullanıldığında uygulanan modellerin sonuçlarının değiştiği görülmektedir. Bu anlamda, doğru bir oynaklık modelinin finansal getiri serilerinin göstermiş olduğu ve deneysel olarak gözlemlenmiş bu özelliklerin çoğunu yakalaması gerekir. Bu bölümde oynaklık analizinde kullanılmış modellerin teorik yapıları ele alınarak; her bir modelin diğer modellere karşı güçlü ve zayıf yanları belirtilmeye çalışılacaktır.

4.1. ARCH Modeli

Engle 1982 yılında İngiltere üzerine yaptığı çalışmada, varyansın geçmişe bağlı olduğu modeller önererek, bunların iktisadi olarak kullanılabilirliklerini tartışmıştır. Tahmin yöntemlerine, bu tür modellerin mevcudiyetine yönelik testlere ve deneysel bir örneğe de yine bu çalışmasında yer vermiştir. Enflasyon varyansının tahmininde kullandığı “Ardışık Bağımlı Koşullu Değişen Varyans (AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity-ARCH)” modeli finansal getiri serilerinin özelliklerinin incelenmesine yönelik çalışmalara öncülük etmiştir.

ARCH modeliyle beraber sabit varyans varsayımının geçerli olmadığı ve bu varsayıma dayanan doğrusal modellerin etkin olmadığı finansal getiri serilerindeki oynaklık kümelenme eğilimleri daha rahat yakalanabilmiştir. Engle koşullu değişen varyansın varlığıyla ilgili kanıtları bulduğunda, modelin tahmininin ARCH modeli aracılığıyla yapılmasının parametre tahmin etkinliğini arttıracığını savunmuştur (Engle, 1982:995,999; Dursun ve Bozkurt, 2007:6).

Başlangıçta basit bir AR(1) modeli düşünelim. Modelde y_{t-1} , y_t bağımlı değişkeni açıklayan gecikme değerini temsil ederken, ϵ_t hata terimi, z_t ortalaması 0, varyansı 1 olan tesadüfi hata süreci ve b_0 ile b_1 bilinmeyen parametrelerdir. Engle ARCH modelini tanımlarken ϵ_t için 2 no'lu denklemi önererek, varyans denklemi h_t 'yi zamanla değişen bir yapıda denklem 3'te göstermiştir.

$$y_t = b_0 + b_1 y_{t-1} + \epsilon_t \quad (1)$$

$$\epsilon_t = z_t h_t^{1/2}, \quad z_t, iid, \quad E(z_t) = 0, \quad \text{Var}(z_t) = 1 \quad (2)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 \quad (3)$$

ϵ_t 'nin koşulsuz ortalaması ve varyansı şöyleyken;

$$E(\epsilon_t) = 0 \quad \text{Var}(\epsilon_t) = \frac{\alpha_0}{1-\alpha_1} \quad (4)$$

koşullu ortalaması ve varyansı aşağıdaki gibidir:

$$E(\epsilon_t | \psi_{t-1}) = 0 \quad \text{Var}(\epsilon_t | \psi_{t-1}) = h_t \quad (5)$$

Yukarıda oluşturduğumuz basit olarak ARCH(1) modelidir. Genel olarak bir ARCH(p) modelini ise şöyle yazabiliriz (Engle, 1982:989):

$$y_t | \psi_{t-i} \sim N(x_t \beta, h_t) \quad (6)$$

$$h_t = h(\epsilon_{t-1}, \epsilon_{t-2}, \dots, \epsilon_{t-p}, \alpha) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 = \alpha_0 + \alpha(L) \epsilon_t^2 \quad (7)$$

$$\epsilon_t = y_t - x_t \beta \quad (8)$$

Burada birinci denklem y_t 'nin zaman içindeki değişimini ortaya koyan koşullu ortalama modeli iken, ikinci denklem ise koşullu varyans modelidir. Ortalama denkleminde x_t , bağımlı ve bağımsız değişkenlerin gecikmelerini ve ψ_{t-1} bilgi kümesini de kapsayan lineer bir kombinasyon, β bilinmeyen parametre vektörüdür. ARCH modelinde kullanılan varyans denklemi h_t 'de, α bilinmeyen parametreler vektörü ve p de ARCH sürecinin derecesini temsil etmektedir.

Engle, ortaya koymuş olduğu bu modelin α değerleri için kısıtlarını ise şöyle sıralar (Engle, 1982:993,994):

- i. $\alpha_0 > 0$ ve $i = 1, 2, \dots, p$ için $\alpha_i \geq 0$ 'dır. Böylece, 7 no'lu denklemde $\epsilon_{t-1}^2, \epsilon_{t-2}^2, \dots, \epsilon_{t-p}^2$ değerleri sıfırdan küçük olamayacağından, tüm ϵ_t değerleri için denklem de sıfırdan büyük değerler alacaktır.
- ii. Modelde koşulsuz varyansı gösteren $E(y_t^2) = \alpha_0 / (1 - \sum_{j=1}^p \alpha_j)$ eşitliğinde, sabit terim hariç diğer α değerlerinin her biri ya da toplamı 1'den küçük olmalıdır. Kısıtın sağlanmaması durumunda varyans sonsuz bir değere sahip olur. Modelde durağanlığın sağlanması için bu kısıt önemlidir.

1982 yılında ortaya konulan bu model, oynaklık modellenmesi için ilk etapta iyi bir çözüm olmuştur. Fakat zamanla bu modelin aksaklıkları görülmüş ve alternatif veya daha gelişmiş modeller geliştirilmeye çalışılmıştır. ARCH modeli için karşılaşılan sorunlardan biri, modelin derecesinin ne olacağıdır. Zira derecenin yüksek olması durumunda değişken tahminleri daha da zorlaşmaktadır. Çünkü ARCH derecesinin, yani gecikme değerinin artması ile parametrelerde sıfırdan büyük olma koşulu da ihlal edilebilmektedir. Bir başka deyişle, ARCH modelinin tahmininde koşullu varyans, h_t , denkleminde seçilecek olan gecikme değerinin keyfi olması ve daha çok uzun gecikmelerin tercih edilmesinden dolayı parametre toplamlarının negatif olmama kısıtı ihlal edilmekte ve negatif varyanslı parametre tahmin sakıncası doğabilmektedir (Akay ve Nargeleçekenler, 2006:20).

4.2. GARCH Modeli

ARCH modelinin aksaklıklarını, α değerleri için yapılan kısıtlamaları ortadan kaldırmak ve negatif varyanslı parametre tahmin sakıncasını gidermek için, ARCH modeline göre hem daha esnek gecikme yapısına sahip, hem de daha fazla geçmiş bilgileri içeren bir model olan “Genelleştirilmiş Ardışık Bağımlı Koşullu Değişen Varyans (Generalized ARCH-GARCH)” modeli Bollerslev (1986) tarafından önerilmiştir. Bollerslev GARCH modeliyle koşullu varyans denklemini, artıkların karelerinin ve koşullu varyansın gecikmelerinin lineer bir kombinasyonu olarak tanımlamıştır. Böylece koşullu varyans (h_t) denklemiyle, geçmiş döneme ait varyans etkilerinin ($\epsilon_{t-1}^2, \epsilon_{t-2}^2, \dots, \epsilon_{t-p}^2$) yanında yine geçmiş döneme ait koşullu varyans

etkileri $(h_{t-1}, h_{t-2}, \dots, h_{t-q})$ de görülmektedir. Bir GARCH(p,q) modelini şöyle ifade edebiliriz (Bollerslev, 1986:308):

$$y_t | \psi_{t-i} \sim N(0, h_t) \quad (9)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j} = \alpha_0 + \alpha(L) \epsilon_t^2 + \beta(L) h_t \quad (10)$$

$$\epsilon_t = y_t - x_t \beta \quad (11)$$

y_t serisi, ψ_{t-i} bilgi kümesine koşullu ortalaması 0 ve koşullu varyansı h_t olan normal bir dağılımı temsil eder. Burada, $p > 0$, $q \geq 0$, $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$ ($i = 1, 2, \dots, p$) ve $\beta_j \geq 0$ ($j = 1, 2, \dots, q$) eşitsizlikleri söz konusuysa, GARCH(p,q) modelinde $q=0$ iken standart ARCH(p) modeli elde edilmektedir. Yani p değeri ARCH derecesini gösterirken, q değeri GARCH derecesini temsil etmektedir. Uygulamalarda karşımıza en çok çıkan ve en sık kullanılan model tipi ise GARCH(1,1) modelidir. Bu model;

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (12)$$

olarak yazılır ve denklemin kararlılığı için $\alpha_0 > 0$ ve $\alpha_1, \beta_1 \geq 0$ koşulları sağlanmalıdır. GARCH(p,q) modelinin durağan olabilmesi $\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j$ değerinin ve GARCH(1,1) modelinin durağan olabilmesi de bu paralelde $\alpha_1 + \beta_1$ değerinin 1'den küçük olması koşuluna bağlıdır.

GARCH modellerinde önemli bir özellik y_t dizisinin hatalarının koşullu varyansının bir ARMA süreci teşkil etmesidir (Enders, 1995:147). Diğer bir deyişle GARCH modeli, değişen varyansın içinde hem ardışık bağlanım (Autoregressive-AR) hem de hareketli ortalama (Moving Average-MA) bileşenlerini gösterir.

GARCH modelinin koşullu varyansların gecikme değerlerini dikkate alarak oluşturmuş olduğu yapı sayesinde, istikrarsızlığın nedeni olan belirsizlik bir nebze giderilmeye çalışılmıştır.

Şimdiye kadar gördüğümüz ARCH ve GARCH modelleri, pozitif veya negatif şoklara karşı oynaklığın eşit etkileneceğini varsayarak, asimetriklik özelliğini dikkate almamaktaydı. Fakat yapılan birçok çalışmada, meydana gelen bir negatif şokun aynı büyüklüğe sahip pozitif bir şoka kıyasla daha yüksek bir oynaklığa neden olduğu

görülmüştür (Kıran, 2008:2). Bu özellik, daha önce de gördüğümüz finansal getiri serilerinin ortak özelliklerinden kaldıraç etkisi olarak bilinmektedir. Şokların oynaklık üzerindeki etkilerinde meydana getirdiği bu asimetriklik sorunun çözümü için bu sorunu dikkate alan modeller geliştirilmiştir.

4.3. EGARCH Modeli

Daha önceki bölümlerde gördüğümüz gibi kaldıraç etkisi veya asimetriklik çoğu finansal getiri serilerde sıkça karşılaşılan bir özellik olup, modelleme anlamında dikkate alınması gerekir. Geleneksel ARCH ve GARCH modellerinin dikkate almadığı asimetriklik sorununu ele alan ilk model Nelson (1991) tarafından önerilen Üssel GARCH (Exponential GARCH-EGARCH) modelidir⁴. Oynaklığın sadece miktarıyla ilgilenen ARCH-GARCH modellerinin aksine EGARCH modeli, bu oynaklığın sadece büyüklüğünü değil, işaretini de dikkate almıştır.

Nelson 1991 yılındaki çalışmasında geliştirdiği EGARCH modelini CRSP (Center for Research in Security Prices-Menkul Kıymet Fiyatları Araştırma Merkezi)'deki değer-ağırlıklı stok fiyat indeksi üzerine uygulamıştır. Nelson'un belirttiği EGARCH modeli şöyledir (Nelson, 1991:347):

$$\epsilon_t = z_t h_t^{1/2} \Rightarrow z_t = \epsilon_t / h_t^{1/2} \quad (13)$$

$$t - i \text{ dönemi için } z_{t-i} = \epsilon_{t-i} / h_{t-i}^{1/2} \quad (14)$$

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i f(z_{t-i}) + \sum_{j=1}^q \beta_j \ln(h_{t-j}) \quad (15)$$

$$f(z_t) = \theta z_t + \gamma(|z_t| - E|z_t|) \quad (16)$$

Burada, $f(z_t)$, “haber etki eğrisi (news impact curve)” dir ve asimetrikliği modele dahil edilmesini sağlayarak koşullu oynaklıktaki değişimleri gösterir. Yukarıda verilen koşullu oynaklık denklemi $\ln(h_t)$, t-1 dönemi için ele alınırsa $f(z_{t-1})$ bize ϵ_{t-1} haberinin koşullu oynaklık üzerindeki etkisini gösterir. Asimetrik tepki fonksiyonu da dediğimiz bu denklemde θ koşullu varyansı etkileyen hata teriminin

⁴ Asimetriklik kavramının temelleri Black (1976), French, Schwert ve Stanburg (1987), Nelson (1991) ve Schwert (1990) çalışmalarında atılmıştır (Harris & Sollis, 2003:234).

işaretini (sign effect), γ ise etkinin büyüklüğünü (size effect) göstermektedir. EGARCH modelinin özelliklerini şöyle sıralayabiliriz:

- i. Asimetri etkisinin varlığı durumunda $\theta < 0$ iken, eğer asimetri etkisi yoksa $\theta = 0$ olmaktadır.
- ii. " θ " terimi bize hata terimi ile gelecek dönem koşullu varyans arasındaki korelasyonu gösterir. Örneğin; $\gamma = 0$ ve $\theta < 0$ olduğu durumda, negatif z_t değeri hata teriminin negatif ve varyans süreci için mevcut inovasyonun pozitif olmasına neden olacaktır (Bera and Higgins, 1993:332). Bir başka deyişle, koşullu varyanstaki değişimin pozitif olabilmesi için sapmanın negatif olma koşulu söz konusudur (Ünal, 2009:33).
- iii. " γ " terimi ARCH etkisini verir (Bera and Higgins, 1993:332). $\theta = 0$ olduğunu varsayarsak; eğer $\gamma < 0$ ise, yani z_t sürecinin mutlak değerinin beklenenden daha düşük ($E|z_t| > |z_t|$) olması durumunda koşullu varyanstaki değişim negatif yönde; eğer $\gamma > 0$ ise, yani z_t sürecinin mutlak değerinin beklenenden daha yüksek ($E|z_t| < |z_t|$) olması durumunda ise bu değişim pozitif yönde olacaktır.
- iv. $f(z_t)$ denklemi $\epsilon_{t-1} > 0$ için $\partial f / \partial \epsilon_{t-1} = \theta_1 + 1$ ve $\epsilon_{t-1} < 0$ için $\partial f / \partial \epsilon_{t-1} = \theta_1 - 1$ olduğu asimetrik tepkiyi belirtir. Piyasaya hiç haberin gelmediği durumda ($\epsilon_{t-1} = 0$) ise oynaklık minimum olacaktır (Mills, 1999:137).
- v. Oynaklığın kalıcılığı $\sum_{j=1}^q \beta_j$ değeri ile ölçülmekte olup, bu değer mutlak değerinin küçük bir değer alması oynaklıktaki kalıcılığın az olacağına işaret eder (Demirel vd., 2008:7)

EGARCH modelinin önceki modellere göre üstün olmasının nedeni modelde koşullu varyansın logaritmik olarak ifade edilmesidir. Bu sayede $\ln(h_t)$ denkleminde parametreler 0'dan küçük olsa dahi koşullu varyans, h_t , pozitif bir değer alacağından, önceki modellerde koşullu varyansın pozitif olması için parametrelere getirilen negatif olmama koşulu bu modelle terk edilmektedir (Mazıbaşı, 2005:7; Ünal, 2009:33).

4.4. GJR-GARCH/TGARCH Modeli

Asimetriklik sorununu çözmeye yönelik olarak geliştirilen bir diğer model olan GJR(T)-GARCH modeli birbirlerine bağımlı olmadan Glosten-Jaganathan-Runkle (GJR-GARCH-1993) ve Zakoian (Threshold GARCH-1994) tarafından geliştirilmiştir. GJR(T)GARCH modeli EGARCH modeline benzer olarak koşullu varyans modellemesinde kaldıraç etkisinin olduğunu varsayar, fakat bu modelden farklı bir yöntem kullanmaktadır. Orijinal GARCH modelindeki koşullu varyans denkleminde kukla değişken eklenerek geliştirilen bu modeli şöyle gösterebiliriz (Glosten et al, 1993:12; Harris & Sollis, 2003:236):

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \delta_i \epsilon_{t-i}^2 I_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j} \quad (17)$$

GJR(T)-GARCH(1,1) modeli ise;

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \delta_1 \epsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + \beta_1 h_{t-1} \quad (18)$$

şeklinde gösterilebilir.

Modelin yukarıdaki koşullu varyans denkleminde I_{t-1} kukla değişkeni, δ_1 ise asimetri parametresini temsil etmektedir. Modelde eğer $\epsilon_{t-1} < 0$ ise kukla değişken $I_{t-1} = 1$, aksi halde $I_{t-1} = 0$ olmaktadır. Bu nedenle asimetri parametresinin anlamlı olabilmesi $I_{t-1} = 1$ olma koşuluna bağlıdır. GJR(T)GARCH modelinde pozitif ve negatif şokların koşullu varyans üzerindeki etkileri ayrı ayrı ele alınmıştır (Mazıbaş, 2005:8). Ortaya çıkan pozitif bir şok α_1 parametresini etkilerken, negatif bir şok ise hem α_1 hem de δ_1 parametresini etkilemektedir. Bir başka ifadeyle;

$\epsilon_{t-1} \geq 0$ (pozitif şok durumu) olduğunda $I_{t-1} = 0$ olmakta ve koşullu varyans denklemini;

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (19)$$

denkleminde dönüşmekteyken,

$\epsilon_{t-1} < 0$ (negatif şok durumu) olduğunda $I_{t-1} = 1$ olmakta ve koşullu varyans denklemini;

$$h_t = \alpha_0 + (\alpha_1 + \delta_1)\epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (20)$$

denklemine dönüşmektedir.

Yine $\delta_1 = 0$ olması durumunda koşullu varyans denklemi orijinal GARCH modelindeki denkleme dönüşeceğinden, pozitif veya negatif bir şokun koşullu varyansa etkisi simetrik olacaktır. Burada da asimetriklik etkisinin var olduğunun kanıtı yine $\delta_1 \neq 0$ koşuluna bağlıdır. Yani δ_1 değerinin istatistiksel olarak anlamlı olması bize asimetriklik etkisinin varlığını gösterir.

4.5. APARCH Modeli

Asimetrik Üslü ARCH (Asymmetry Power ARCH-APARCH) modeli⁵ Ding, Granger ve Engle (1993) tarafından ortaya konulmuş, koşullu varyans üzerindeki asimetriklik etkisini hesaba katan bir diğer modeldir. Bir APARCH(p,q) modeli şöyle ifade edilebilir (Olowe, 2009:381; Mazıbaş, 2005:8):

$$h_t^{\omega/2} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i (|\epsilon_{t-i}| - \delta_i \epsilon_{t-i})^\omega + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j}^{\omega/2} \quad (21)$$

Denklem parametrelerinin koşulları şöyledir:

$$\omega > 0, \quad T \leq p, \quad i = 1, 2, \dots, T \text{ için } |\delta_i| \leq 1 \text{ ve } \text{Tüm } T < i \text{ için } \delta_i = 0$$

Yukarıdaki koşullu varyans denkleminde " δ " kaldırıp, " ω " ise kuvvet parametresidir. Diğer GARCH modellerinin aksine APARCH modelinde standart sapmanın kuvvet parametresi modele dayatılmak yerine model içinde tahmin edilebilmektedir. Böylece T derecesine kadar standart sapmadaki asimetriklik yakalanabilmektedir.

APARCH modelinde parametrelerin aldığı değerlere göre ARCH ve GARCH modelleri yakalanabilir. Şöyle ki; $\omega = 2$, $\delta = 0$ ve $\beta = 0$ olduğunda model ARCH modeline dönüşürken, $\omega = 2$, $\delta = 0$ olduğu durumda GARCH modeli elde edilmektedir.

⁵ Standart Sapma GARCH modeli olarak da bilinen model Taylor (1986) ve Schwert (1989) tarafından geliştirilmiş olup, Ding vd. (1993) tarafından genelleştirilerek APARCH modeli olarak karşımıza çıkmaktadır.

Modelde asimetriklik etkisinin yakalanabilmesi, EGARCH modelinde olduğu gibi $\delta_i \neq 0$ koşuluna bağlıdır.

4.6. CGARCH ve ACGARCH Modelleri

Engle ve Lee (1999) tarafından geliştirilen Component GARCH (CGARCH) modeli kısa dönem etkileriyle beraber, daha çok zamanla değişen uzun dönem oynaklık değişimlerini yakalamada kullanılan bir modeldir. Tipik bir GARCH(1,1) modelini düşünelim:

$$\begin{aligned} h_t &= (1 - \alpha_1 - \beta_1)\sigma^2 + \alpha_1\epsilon_{t-1}^2 + \beta_1h_{t-1} \\ &= \sigma^2 + \alpha_1(\epsilon_{t-1}^2 - \sigma^2) + \beta_1(h_{t-1} - \sigma^2) \end{aligned} \quad (22)$$

Bu koşullu varyans modeli zaman içerisinde ortalamaya geri dönen (mean reversion) oynaklığı ifade etmektedir. Burada σ^2 modelin koşulsuz varyansını ifade eder ve zaman içinde değişmeyen bir yapıya sahiptir. CGARCH modelinde ise sabit koşulsuz varyans (σ^2) yerine modele değişen oynaklık (q_t) bileşeni dahil edilmektedir. Zamanla değişen uzun dönem oynaklığın da yer verildiği denklemi şöyle ifade edebiliriz (Engle & Lee, 1999:477):

$$h_t - q_t = \alpha_1(\epsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \beta_1(h_{t-1} - q_{t-1}) \quad (23)$$

$$q_t = w + \rho(q_{t-1} - w) + \varphi(\epsilon_{t-1}^2 - h_{t-1}) \quad (24)$$

Burada $h_t - q_t$ denklemi, koşullu varyansın ($\alpha_1 + \beta_1$) üssel değeri ile sıfıra yaklaşan kısa dönem (geçici) bileşenini gösterirken; q_t denklemi ise w sabit değerine (ρ)⁶ üssel değeri ile yaklaşan uzun dönem (kalıcı) bileşenini temsil etmektedir. Uzun dönem oynaklık bileşeni (q_t) bir sabitin ve ardışık bağımlı bir kökünün fonksiyonudur. 24 no'lu denklemde tahmin hatasını gösteren ($\epsilon_{t-1}^2 - h_{t-1}$) değeri ise kalıcı bileşenin zamana bağlı değişimlerini belirleyen değerdir. Koşullu varyans denkleminin bu geçici ve kalıcı denklemlerine farklı dışsal değişkenler eklenerek, bu değişkenlerin serinin oynaklığı üzerindeki kısa ve uzun dönemdeki etkileri de görülebilmektedir.

⁶ ρ değeri genellikle 0,99-1,00 arasında bir değer almaktadır. Bu yüzden q_t değerinin w değerine yaklaşması çok ağır gerçekleşmektedir.

Ortaya çıkan şokların asimetrik etkilerini görebilmek için modele GJR(T)GARCH modelinin asimetrik terimleri eklenerek CGARCH modelinin asimetrik versiyonu (Asimetrik CGARCH-ACGARCH) türetilmiştir. Kalıcı etkilerin yer aldığı 24 no'lu denklemde değişiklik yapılmazken, geçici etkileri gösteren 23 no'lu denkleme bu asimetrik parametresi eklenerek model şu şekilde genişletilmiştir:

$$h_t - q_t = \alpha_1(\epsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \delta_1(\epsilon_{t-1}^2 - q_{t-1})I_{t-1} + \beta_1(h_{t-1} - q_{t-1}) \quad (25)$$

$$q_t = w + \rho(q_{t-1} - w) + \varphi(\epsilon_{t-1}^2 - h_{t-1}) \quad (26)$$

Yukarıdaki koşullu varyans denkleminin geçici bileşenindeki I_{t-1} kukla değişkeni, δ_1 ise asimetri parametresini temsil etmektedir. Şokların etkisini gösteren bu asimetri parametresi GJR(T)GARCH modelinde olduğu gibi kaldıraç etkisinin var olup olmadığını gösterir. Eğer $\delta_1 > 0$ ise koşullu varyans eşitliğinde kısa dönemli (geçici) kaldıraç etkisi söz konusudur.

4.7. ARCH-M Türü Modeller

Yukarıda anlatılan tüm modellerde koşullu varyans veya dönüşümlerinin koşullu ortalama modeline dahil edilmesiyle elde edilen modellerdir. Ortalamadaki ARCH (ARCH in Mean-ARCH-M) modelleri Engle, Lilien ve Robins tarafından 1987'de geliştirilmiş, yine 1987'de Bollerslev tarafından genişletilerek GARCH-M modeli olarak karşımıza çıkmıştır. Bir ARCH-M modelinin genel biçimi,

$$y_t | \psi_{t-i} \sim N(x_t \beta + \pi h_t, h_t) \quad (27)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 \quad (28)$$

$$\epsilon_t = y_t - x_t \beta \quad (29)$$

şeklinde gösterilebilir (Enders, 1995:159). Daha önce incelediğimiz ARCH modelinin durağanlık koşulları ve kısıtları burada da geçerlidir.

ARCH-M ve GARCH-M modelleri haricindeki diğer ortalamadaki (in Mean) modeller, incelediğimiz üzere, EGARCH-M, GJR(T)ARCH-M, APARCH-M, CGARCH-M ve ACGARCH-M modelleridir. Tüm bu modeller koşullu ortalama

denkleminin direkt olarak koşullu varyans veya dönüşümlerine bağlı olmasına izin vererek, bize koşullu ortalamaadaki oynaklık etkisini göstermektedir.

Elimizdeki serilerin özellikleri ve ortalama modelindeki anlamlılığına göre koşullu ortalama denkleminde koşullu varyans, h_t' nin, $h_t^{1/2}$ veya $\log h_t$ dönüşümlerinden uygun olanı kullanılmaktadır.

5. VERİ SETİ VE AMPİRİK BULGULAR

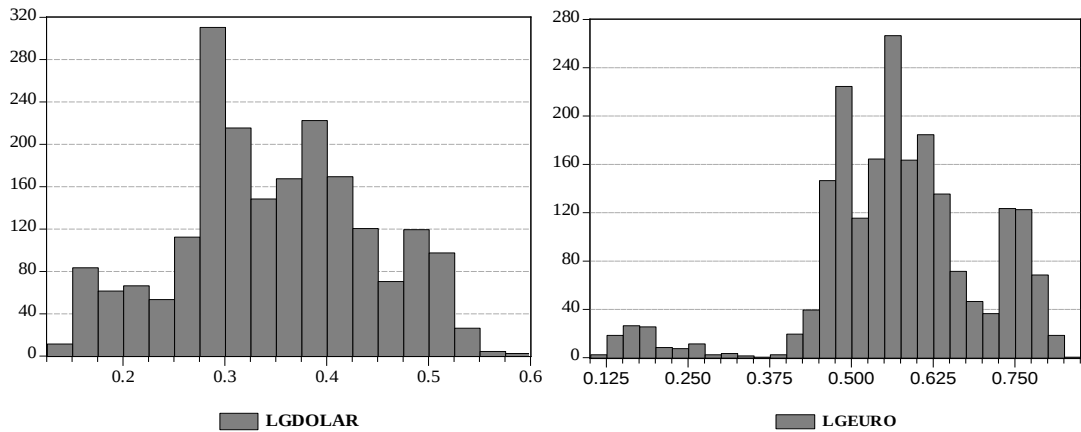
5.1. Veri Seti

Çalışmanın ampirik kısmında veri seti olarak 02.01.2002 ile 25.03.2010 tarihleri arası günlük ABD doları ve Euro döviz kurlarının Türk lirası cinsinden (TL/\$ ve TL/€) alış-satış fiyatlarının ortalama değerleri alınıp, analizde serilerin doğal logaritması kullanılmıştır. T.C. Merkez Bankası Elektronik Veri Dağıtım Sistemi (EVDS)’nden alınan veri seti piyasanın işlem görmediği hafta sonları ve tatiller hariç toplam 2074 gözlemden oluşmaktadır.

Verilerin alındığı dönem itibarıyla Türkiye dalgalı döviz kur rejimi uygulamaktadır. Ayrıca ülke ekonomisinin nispeten daha istikrarlı olduğu 2002 yılı sonrası dönem ele alınarak yüksek oynaklığa neden olan 2000-2001 kriz ve sonrası dönem piyasa koşulları elimine edilerek, döviz kurlarındaki oynaklığın daha sağlıklı incelenmesi, daha saf ve etkin modellerin oluşturulması amaçlanmıştır.

5.2. Serilerin Dağılım Özellikleri

Analiz kısmındaki ilk incelememiz elimizdeki serilerin, histogramıyla birlikte tanımlayıcı istatistik değerleri üzerine olacaktır. Nicel olduğu kadar görsel olarak da serilerin dağılım özelliklerini bu kısımda inceleyeceğiz.



Şekil 5.1: Döviz Kuru Serilerinin Sıklık Dağılımları

Tablo 5.1: Tanımlayıcı İstatistikler

	LGDOLAR	LGEURO
Ortalama	0,348058	0,570790
Medyan (Ortanca)	0,344653	0,569651
En Büyük Değer	0,587898	0,835298
En Küçük Değer	0,137760	0,117161
Standart Sapma	0,093967	0,133490
Çarpıklık	-0,004884	-0,851452
Basıklık	2,406021	4,711060
Jarque-Bera	30,497020	503,602800
Olasılık	0,000000	0,000000

Not: Gözlem sayısı = $n = 2074$ 'tür.

Tanımlayıcı istatistiklerde özellikle standart sapmayla birlikte çarpıklık, basıklık değerleri dağılımların özelliklerini görmemiz açısından bize oldukça yardımcı olmaktadır. Örneğin normal dağılım hipotezinde çarpıklık katsayısı 0 değeri alırken, basıklık değerinin kritik değeri ise 3'tür. Jarque-Bera (JB) sınama istatistiği de örneklem çarpıklık ve basıklık değerleriyle belirlendiği için bu katsayı da dağılımın tanımlanmasında diğer katsayılar kadar önem arz eder. Örneklem çarpıklığı 0'dan ve basıklığı 3'den sapma gösterdikçe, JB sınama istatistiği de büyüme gösterir ki bu da normal dağılım hipotezinin bu istatistik değeri tarafından reddedilmesi demektir.

LGEURO serisine bakıldığında, dağılımın sağ kuyruğu daha uzundur. Bir başka deyişle dağılımın kütlesi veya serinin değerleri grafiğin sol kısmında, yani ortalamanın sol kısmında kümelenmiştir. LGEURO serisinin bu özelliğini onun çarpıklık katsayısına bakarak da görebiliriz. Çarpıklık katsayısının negatif değer alması ($\cong -0,85$) bize serinin negatif veya soldan çarpık dağılıma sahip olduğunu gösterir. LGEURO serisinin basıklık değeri ise $\cong 4,71$ 'dir. Basıklık değeri normal dağılımda 3 değerini aldığından LGEURO serisinin dağılımının normal dağılıminkine göre daha sivri bir tepeye (leptokurtik) ve daha kalın kuyruk (thick-tail) yapısına sahip olduğunu söyleyebiliriz. Yani normal dağılımda az sayıda olan uç nokta değerleri LGEURO serisinde daha sıkça gözlemlenir. JB sınama istatistiği yaklaşık 504 ve p (olasılık) değeri 0'dır. Bu değerlerle dağılımın normal dağıldığı hipotezi de reddedilmektedir.

LGDOLAR serisine baktığımızda, görsel olarak bu serinin LGEURO serisine kıyasla normal dağılıma daha yakın olduğunu söyleyebiliriz. Serinin çarpıklık değeri sıfıra yakın olsa da sıfırdan farklı bir değere ($\cong -0,005$) sahiptir ve bu değer negatiftir. Bu da LGEURO'nun dağılımında olduğu gibi LGDOLAR serisinin dağılımının da negatif veya soldan çarpık bir özelliğe sahip olduğunu gösterir. Basıklık katsayısının yaklaşık 2,41 olması da dağılımın normal dağılıma göre daha basık (yaygın) bir yapıda olduğuna işaretler. Çarpıklık ve basıklık değerleriyle paralel olarak dağılımın JB istatistiği ($\cong 30,5$) ve p değeri (yüzde 0) her ne kadar normal dağılıma yakın olsa da serinin normal dağıldığını savunan hipotezi reddetmeye yetecek kadar anlamlıdır. Gerek LGDOLAR gerekse LGEURO serileri standart sapma değerleri (sırasıyla $\cong 0,094$ ve $\cong 0,133$) bakımından ortalamadan yüksek sapmalar göstermektedir.

5.3. Durağanlık Sınaması-Birim Kök Testleri

Modellemelerden önceki bir diğer önemli nokta da serilerin durağanlığının incelenmesidir. Zira serinin durağan olmama durumunda serinin kullanıldığı öngörü yetersiz veya yanlış, kurulan modeller ve regresyonlar ise serinin gerçek yapısını ortaya koymaktan uzak olacaktır. Bu yüzden, burada serilerin Genişletilmiş (Augmented) Dickey-Fuller (ADF), Phillips-Perron (PP) ve Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) testleriyle birim kök içerip içermediğini kontrol edeceğiz. ADF ve PP test istatistikleri döviz kuru serilerinin birim kök içerdiğini savunan H_0 hipotezini test ederken, KPSS test istatistiğinde bu serilerin durağan olduğunu savunan H_0 hipotezini test etmektedir. Bu yüzden ADF ve PP testlerini birlikte yorumlarken KPSS testini ayrı yorumlayacağız.

ADF ve PP için : H_0 : Seri birim kök içeriyor. H_1 : Seri durağandır.

$|kritik\ değer| < |test\ istatistiği|$ ise H_0 reddedilir

$|kritik\ değer| > |test\ istatistiği|$ ise H_0 reddedilemez.

KPSS için : H_0 : Seri durağandır. H_1 : Seri birim kök içeriyor.

$|kritik\ değer| < |test\ istatistiği|$ ise H_0 reddedilir.

$|kritik\ değer| > |test\ istatistiği|$ ise H_0 reddedilemez.

LGDOLAR ve LGEURO serileri için uygulanan bu üç birim kök testinin sonuçlarını Tablo 5.2'de görebiliriz.

Tablo 5.2: ADF, PP ve KPSS Birim Kök Testleri

Seri	ADF Test İstatistiği	Kritik Değerler	H ₀ Hipotezi	D(Seri)	ADF Test İstatistiği	Kritik Değerler	H ₀ Hipotezi
LGDOLAR	-2,2348 (0,1940)	1% -3,4333	Reddedilemez	D(LGDOLAR)	-44,0091 (0,0001)	1% -3,4333	Red
LGEURO	-2,3125 (0,1681)	5% -2,8627 10% -2,5675	Reddedilemez	D(LGEURO)	-45,1007 (0,0001)	5% -2,8627 10% -2,5675	Red
Seri	PP Test İstatistiği	Kritik Değerler	H ₀ Hipotezi	D(Seri)	PP Test İstatistiği	Kritik Değerler	H ₀ Hipotezi
LGDOLAR	-2,3064 (0,1700)	1% -3,4333 5% -2,8627	Reddedilemez	D(LGDOLAR)	-44,0026 (0,0001)	1% -3,4333 5% -2,8627	Red
LGEURO	-2,3164 (0,1668)	10% -2,5675	Reddedilemez	D(LGEURO)	-45,0996 (0,0001)	10% -2,5675	Red
Seri	KPSS Test İstatistiği	Kritik Değerler	H ₀ Hipotezi	D(Seri)	KPSS Test İstatistiği	Kritik Değerler	H ₀ Hipotezi
LGDOLAR	0,6180	1% 0,7390 5% 0,4630 10% 0,3470	Reddedilemez Red	D(LGDOLAR)	0,0661	1% 0,7390 5% 0,4630	Reddedilemez
LGEURO	3,4988	1% 0,7390 5% 0,4630 10% 0,3470	Red	D(LGEURO)	0,0831	10% 0,3470	Reddedilemez

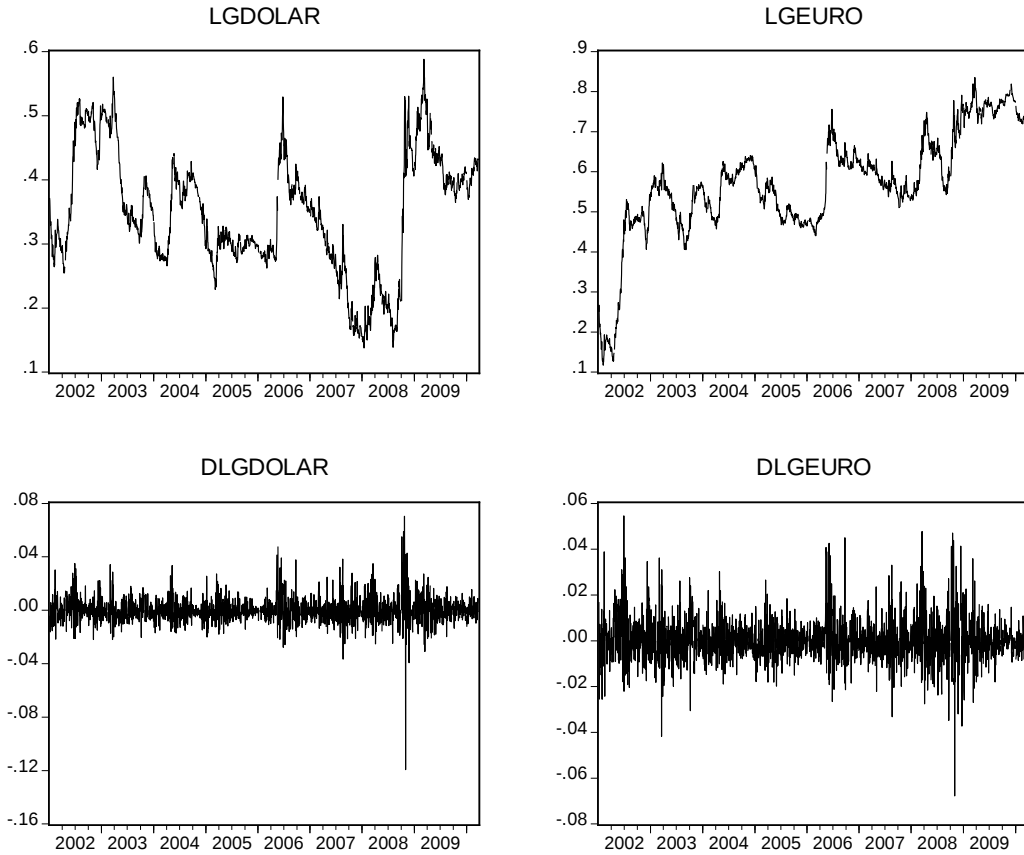
Not: Parantez içindeki değerler p değerleridir.

ADF ve PP testine göre LGDOLAR serisi birim kök içermektedir. Test istatistikleri ADF için -2,2348, PP için -2,3125 olarak hesaplanmıştır. Bu istatistikleri kritik değerlerle karşılaştırdığımızda yüzde 10 düzeyinde (-2,5675) bile her iki test istatistiği de anlamsız çıkmaktadır. Bu yüzden serinin birim kök içerdiği H₀ hipotezi reddedilememektedir. Aynı sonuçları LGEURO serisinde de görebiliriz. Serinin ADF test istatistiği -2,3125 iken PP test istatistiği -2,3164'dır. Kritik değerimiz yüzde 10 düzeyinde -2,5675 olduğundan bu iki test istatistiğiyle H₀ hipotezi yine reddedilememektedir.

KPSS testinde durağanlık koşulu için test istatistiklerinin kritik değerden düşük olması beklenmektedir. LGDOLAR için KPSS test istatistiği 0,61795'dir. Bu, yüzde 5 (0,4630) ve yüzde 10 (0,3470) düzeylerinde istatistiksel olarak anlamlı değilken,

yüzde 1 düzeyinde kritik değerden (0,7390) küçük bir değer olarak anlamlı hale gelmiştir. Yani serinin durağan olduğunu savunan H_0 hipotezi yüzde 1 düzeyinde reddedilememektedir. KPSS test istatistiği LGEURO serisi için 3,4988'tür. Bu test istatistiği tüm kritik düzeylerde istatistiksel olarak anlamlı değildir ve H_0 hipotezi bu düzeylerde reddedilir.

Kısacası, genel olarak bu üç test sonuçlarına göre LGDOLAR ve LGEURO serileri birim kök içermektedir. Durağanlığın sağlanması için bu iki serinin birinci farklarını almamız gerekmektedir. Tablo 5.2'nin sağ tarafı aynı testlerin serilerin birinci farklarının alınmış haline uygulandığı durumu göstermektedir. Buradan görüldüğü gibi her iki serinin birinci farkının alınmış hali üç teste göre de durağandır. Dolar ve Euro kurlarının sırasıyla logaritmik ifadelerinin alınıp daha sonra birinci farklarının alınmasıyla durağan hale nasıl geldiğini aşağıdaki Şekil 5.2 yardımıyla daha rahat görebiliriz.



Şekil 5.2: TL/\$ ve TL/€ Döviz Kurlarının Logaritmik İfadeleri ve Birinci Farkları

Her iki serinin günlük değerlerindeki dalgalanmalar, seriler logaritmik olarak ifade edildikten sonra birinci farkları alınarak en aza indirgenmiş ve sonuç itibariyle seriler durağan hale getirilerek analizin bundan sonraki kısmında ve modellemelerde kullanılabilecek bir duruma getirilmiştir.

Elde edilen getiri serilerinin sıklık dağılımları ve tanımlayıcı istatistikleri ise EK 1 ve EK 2’de verilmiştir. Sıklık dağılımlarından görüldüğü gibi her iki seri normal dağılıma göre daha dar ve sivri bir tepeye sahiptir. Normal dağılımda 0 değerini alan çarpıklık değerine baktığımızda, DLGDOLAR serisinde -0,013028, DLGEURO serisinde ise 0,570032 değerini aldığını görürüz. Bu DLGDOLAR serisinin negatif veya soldan, DLGEURO serisinin ise pozitif veya sağdan çarpık olduğunu gösterir. Diğer yandan basıklık değerleri her iki seride normal dağılımın basıklık değeri olan 3’ten daha yüksek değerler almıştır. Bu da serilerin normal dağılımına göre daha sivri bir tepeye ve daha kalın kuyruk yapısına sahip olduğunu gösterir. Örneklem çarpıklık ve basıklık değerleriyle belirlenen JB istatistiği de oldukça büyük değerler alarak, DLGDOLAR ve DLGEURO serilerinin normal dağıldığını savunan hipotezi reddetmiştir.

5.4. ARMA(p,q) Modellerinin Oluşturulması

Döviz kurlarının oynaklığına ilişkin modellemelere geçmeden önce birinci farkı alınıp durağanlaştırılan serilerin yapısına uygun, farklı gecikme uzunlukları içeren ARMA(p,q) modellerinin bulunması gerekmektedir. Çünkü serilerde ARCH etkisinin bulunup bulunmadığı ARCH-LM (Lagrange Multiplier-Lagrange Çarpanı) testiyle araştırılacaktır ve bu testin ilk adımı ortalama denkleminin belirlenmesidir. Uygun ortalama denkleminin bulunabilmesi için Box-Jenkins metodolojisi temel alınmıştır. Bu yüzden uygun ARMA modellerinin tutumluluk (parsimony) özelliği de göstermesi gerekmektedir.

En uygun ARMA modelinin seçiminde ise model parametreleri anlamlılığı, belirlilik katsayısı (R^2), AIC ve SIC bilgi kriterleri, hata karelerinin toplamı (SSE), modelin F istatistiği ve olabilirlik oranı gibi değerler göz önüne alınmış ve uygulanan modellerin korelogramlarına bakılarak otokorelasyon ve kısmi korelasyonları incelenmiştir.

Bu doğrultuda Tablo 5.3'ü incelediğimizde, görüldüğü gibi TL/\$ döviz kuru için en uygun ortalama denklemi ARMA(4,4) modelidir. ARMA(4,4) modeli, SIC bilgi kriteri hariç tüm kriterlerde optimum değer olarak diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Modelde AIC ve SSE kriterleri sırasıyla -6,475715 ve 0,184987 değerleriyle diğer modellere göre en küçük değerleri alırken; R^2 0,015943, olabilirlik oranı 6708,128 ve F-istatistiği de 4,171845 değerleriyle diğer modellere göre en yüksek değerleri almışlardır. Öte yandan SIC bilgi kriteri (-6,451204) en düşük değeri almasa da, sadece bu kriter açısından en uygun model olan ARMA(1,1) modeline (-6,457694) baktığımızda, bu modelin ARMA(4,4) modelinden çok üstün olmadığı görülmektedir.

TL/€ döviz kuru için baskın model AR(3) ve MA(3) değişkenlerinin dışarıda bırakılmasıyla tahmin edilen ARMA(4,4) modelidir. Model, incelenen altı kritere göre de diğer modellere göre optimum değerleri almıştır. Modelin AIC bilgi kriteri -6,496900, SIC bilgi kriteri -6,477836, SSE değeri 0,181459 ile en küçük değerleri alırken; R^2 oranı 0,016041, olabilirlik oranı 6728.043 ve F-istatistiği 5,603465 ile en büyük değerleri alarak diğer modellere üstünlük sağlamıştır.

Tablo 5.3: Döviz Kuru Getiri Serileri İçin ARMA Modelleri

Modeller	DLGDOLAR						DLGEURO					
	AIC	SIC	R ²	SSE	Log Likelihood	F İstatistiği	AIC	SIC	R ²	SSE	Log Likelihood	F İstatistiği
ARMA(1,1)	-6,465855	-6,457694	0,001375	0,188180	6701,625	1,424026	-6,481003	-6,472842	0,000620	0,185351	6717,319	0,642097
ARMA(1,2)	-6,464918	-6,454037	0,001403	0,188174	6701,655	0,968321	-6,481321	-6,470441	0,001902	0,185113	6718,649	1,313820
ARMA(1,3)	-6,467061	-6,453459	0,004502	0,187590	6704,875	2,336840	-6,480474	-6,466873	0,002020	0,185091	6718,771	1,045705
ARMA(1,4)	-6,465396	-6,449074	0,003805	0,187722	6704,150	1,578247	-6,479884	-6,463563	0,002395	0,185021	6719,160	0,991871
ARMA(2,1)	-6,466900	-6,456015	0,003329	0,187711	6700,475	2,301029	-6,485042	-6,474156	0,005442	0,184336	6719,261	3,769924
ARMA(2,2)	-6,466285	-6,452678	0,003678	0,187645	6700,838	1,906636	-6,487889	-6,474283	0,009227	0,183634	6723,209	4,810247
ARMA(2,3)	-6,469610	-6,453283	0,007944	0,186841	6705,281	3,307266	-6,486643	-6,470316	0,008950	0,183686	6722,919	3,729596
ARMA(2,4)	-6,470647	-6,451598	0,009929	0,186468	6707,355	3,449654	-6,486880	-6,467831	0,010141	0,183465	6724,165	3,524226
ARMA(3,1)	-6,466350	-6,452738	0,002827	0,187542	6697,672	1,463724	-6,488050	-6,474438	0,006325	0,183516	6720,131	3,286249
ARMA(3,2)	-6,469529	-6,453194	0,006952	0,186766	6701,962	2,889766	-6,487323	-6,470989	0,006564	0,183472	6720,380	2,727388
ARMA(3,3)	-6,468759	-6,449702	0,007147	0,186729	6702,165	2,474896	-6,490518	-6,471461	0,010688	0,182710	6724,686	3,714704
ARMA(3,4)	-6,471577	-6,449798	0,010897	0,186024	6706,082	3,245184	-6,489557	-6,467778	0,010694	0,182709	6724,691	3,184078
ARMA(4,1)	-6,467616	-6,451276	0,005060	0,187033	6696,749	2,098279	-6,483930	-6,467589	0,002231	0,184006	6713,625	0,922707
ARMA(4,2)	-6,471039	-6,451975	0,009417	0,186213	6701,290	3,267214	-6,487825	-6,468761	0,007071	0,183114	6718,655	2,447209
ARMA(4,3)	-6,471067	-6,449280	0,010402	0,186028	6702,319	3,094936	-6,489224	-6,467436	0,009416	0,182681	6721,102	2,798835
ARMA(4,4)	-6,475715	-6,451204	0,015943	0,184987	6708,128	4,171845	-6,488684	-6,464173	0,009839	0,182603	6721,544	2,558790
ARMA(4,4)*	-6,472223	-6,453159	0,010589	0,185993	6702,514	3,678040	-6,496900	-6,477836	0,016041	0,181459	6728,043	5,602465

* Model AR(3) ve MA(3) değişkenleri çıkarılarak tahmin edilmiştir.

Tablo 5.4'te DLGDOLAR ve DLGEURO serileri için uygun bulduğumuz ARMA(4,4) modellerinin tahmin sonuçlarını görebiliriz. Her iki seri için oluşturulan ortalama denkleminde t-istatistikleri ve bu istatistiklere ait p-değerleri incelendiğinde sabit terim hariç diğer AR ve MA değişkenlerinin $\alpha = 0.01$ anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı olduğunu görmekteyiz. F-istatistikleri ve p-değerine baktığımızda her iki modelde tüm değişkenlerin birlikte anlamlı olduğunu söyleyebiliriz.

Tablo 5.4'te yer alan en küçük kareler yöntemi ile tahmin edilen bu iki model, parametrelerin istatistiksel olarak anlamlılığı ve tabloda yer alan diğer kriterler açısından başarılı sonuçlar vermiştir. Ortalama modelleri belirlendikten sonra serilerin değişen varyans modelleriyle modellenebilmesi için serilerde ARCH etkisinin varlığı incelenecektir.

Tablo 5.4: TL/\$ ve TL/€ Döviz Kurları için ARMA(p,q) Modelleri Tahmin Sonuçları

DLGDOLAR					DLGEURO				
Değişken	Parametre	Standart Hata	t-istatistiği	p-değeri	Değişken	Parametre	Standart Hata	t-istatistiği	p-değeri
C	0,000045	0,000211	0,215120	0,8297	C	0,000267	0,000221	1,206782	0,2277
AR(1)	0,287516	0,032161	8,939868	0,0000	AR(1)	0,052653	0,012144	4,335837	0,0000
AR(2)	-1,399427	0,031667	-44,191410	0,0000	AR(2)	1,810319	0,019324	93,680330	0,0000
AR(3)	0,277414	0,031169	8,900397	0,0000	AR(4)	-0,940605	0,010025	-93,829770	0,0000
AR(4)	-0,907078	0,029248	-31,012950	0,0000	MA(1)	-0,051321	0,010403	-4,933451	0,0000
MA(1)	-0,275142	0,032747	-8,401964	0,0000	MA(2)	-1,829686	0,015970	-114,567300	0,0000
MA(2)	1,384379	0,032998	41,953760	0,0000	MA(4)	0,964253	0,007472	129,041700	0,0000
MA(3)	-0,241926	0,032559	-7,430434	0,0000					
MA(4)	0,911684	0,030163	30,225150	0,0000					
R ²	0,015943	AIC		-6,475715	R ²	0,016041	AIC		-6,496900
$\bar{R}^2$	0,012121	SIC		-6,451204	$\bar{R}^2$	0,013177	SIC		-6,477836
SSE	0,184987	F-istatistiği		4,171845	SSE	0,181459	F-istatistiği		5,602465
LogL	6708,128	Olasılık (F-istatistiği)		0,000058	LogL	6728,043	Olasılık (F-istatistiği)		0,000009

$$t_{\alpha/2,0.01} = 2,576$$

$$\bar{R}^2 = \text{Düzeltilmiş belirlilik katsayısı}$$

5.5. Serilerde ARCH Etkisinin Varlığının Test Edilmesi

Finansal getiri serilerin oynaklık yapılarının tespit edilmesinde kurulan ortalama denklemlerinin hata terimleri incelenmektedir. Burada döviz kuru serileri için oluşturulan ortalama modellerden elde edilen hata terimlerine Engle (1982) tarafından ileri sürülen ve serilerde ARCH etkisinin varlığını test eden ARCH-LM testi uygulanmıştır. Testin temel mantığı, özellikle finansal getiri serilerinde görülen ve göz önüne alınmaması durumunda tahmin etkinliğini azalmasına neden olan şimdiki hata terimi ile yakın geçmiş hata terimlerinin birbirleri ile ilişkili olduğu durumu ortaya çıkarmaktır. ARCH-LM testi için ortalama denkleminde hesaplanan bu hata terimleri ile şu yardımcı model tahmin edilir:

$$h_t = \beta_0 + \left(\sum_{s=1}^q \beta_s h_{t-s} \right) + v_t \quad (27)$$

Tablo 5.5: DLGDOLAR ve DLGEURO Serileri için ARCH-LM Testi Sonuçları

ARCH-LM Testi	DLGDOLAR				
	F-İstatistiği	Olasılık	(T-p)*R ²	χ ² İstatistiği	Olasılık
LM(k=1)	62,08814	0,00000	60,33504	3,8415	0,00000
LM(k=2)	33,30313	0,00000	64,61782	5,9915	0,00000
LM(k=5)	49,69205	0,00000	222,3416	11,0705	0,00000
LM(k=10)	34,20281	0,00000	294,6559	18,30704	0,00000
ARCH-LM Testi	DLGEURO				
	F-İstatistiği	Olasılık	(T-p)*R ²	χ ² İstatistiği	Olasılık
LM(k=1)	54,97717	0,00000	53,60397	3,8415	0,00000
LM(k=2)	35,51347	0,00000	68,76385	5,9915	0,00000
LM(k=5)	35,02674	0,00000	161,8694	11,0705	0,00000
LM(k=10)	20,54028	0,00000	187,6825	18,30704	0,00000

Kurulan yardımcı model sonucu elde edilen R^2 değeri yardımıyla LM test istatistiği hesaplanır ((T-p)* R^2) ve çıkan sonuç p serbestlik derecesinde χ^2 tablo değeri ile karşılaştırılır.

ARCH-LM Testi için : H_0 : ARCH etkisi yoktur. H_1 : ARCH etkisi mevcuttur.

$|kritik\ deęer| < |test\ istatistięi|$ ise H_0 reddedilir.

$|kritik\ deęer| > |test\ istatistięi|$ ise H_0 reddedilemez.

DLGDOLAR ve DLGEURO serilerinin ortalama denklemlerinden elde edilen hata terimlerinin farklı gecikmeler kullanılarak hesaplanan ARCH-LM testi sonuçları Tablo 5.5’te verilmiştir.

Her iki seri için 1.,2.,5., ve 10. mertebe ARCH-LM testi sonuçlarına göre serilerde ARCH etkisinin olmadığını öne süren H_0 hipotezi reddedilmiştir. Beklendięi gibi DLGDOLAR ve DLGEURO serilerinde güçlü bir şekilde ARCH etkisinin olduęu sonucuna ulaşılmıştır.

6. TAHMİN SONUÇLARI

Ekonometri biliminin nihai amacı olarak gördüğümüz öngörü kavramı, ekonometrik yöntemlerle bir serinin geçmişinin analiz edilerek, gelecek değerlerine yönelik tahminlerde bulunma çalışması olarak özetlenebilir. Sonucu iyi veya kötü olsa da öngörü yapma veya geleceği bugünden bilme isteği, tüm piyasalarda, yatırımcıların, firmaların veya karar alıcı durumundaki hükümetlerin varlığını sürdürmelerine yardımcı olmaktadır. Rasyonellik çerçevesinde ve veriler ışığında doğru yapılan öngörüler geleceğe yönelik plan ve stratejiler geliştirilmesine de bu anlamda yardımcı olmaktadır.

Döviz kuru piyasası için de durum farksızdır. Kur seviyesinin önceden tahmini ne derece iyi olursa yatırımcı, firma veya hükümetlerin kendi alanlarında aldıkları kararlar da o derece rasyonelleşmektedir. En basit anlamıyla, yarın için döviz kurunun düşeceğini öngören yatırımcı elindeki döviz bugünkü elinden çıkarırken, firma ithalatını yarına erteler ve Merkez Bankası (MB) para politikasını bu gelişmeyi göz önüne alarak değiştirebilir.

6.1. Öngörü Performansının Değerlendirilmesi

En uygun model seçimi tüm finansal getiri serileri analizlerinde önemli bir yer tutar. Zira, herhangi bir seri için uygulanan modelin gerçeği ne derece yakınlıkla tahmin ettiği, daha önce de belirttiğimiz gibi yatırımcıların veya karar alıcıların tüm kararlarına doğrudan etki edebilmektedir. Bu anlamda tahmin edilen modellerin öngörü performansları da ayrı bir önem kazanmıştır.

Birçok çalışmada finansal getiri serileri için uygulanan modellerin öngörü performanslarının değerlendirilmesinde öngörü hatası istatistikleri kullanılmaktadır. Literatürde en çok kullanılan öngörü hatası istatistikleri, ortalama mutlak hata (mean absolute error-MAE), ortalama hata karesinin kökü (root mean square error-RMSE), ortalama mutlak yüzdelik hata (mean absolute percentage error- MAPE) ve theil eşitsizlik katsayısıdır (theil inequality coefficient-TIC). Bu istatistikler,

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=T+1}^{T+n} (\hat{\sigma}_{f,t} - \sigma_{r,t})^2} \quad (28)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=T+1}^{T+n} |\hat{\sigma}_{f,t} - \sigma_{r,t}| \quad (29)$$

$$MAPE = 100 \frac{1}{n} \sum_{i=T+1}^{T+n} \left| \frac{\hat{\sigma}_{f,t} - \sigma_{r,t}}{\sigma_{r,t}} \right| \quad (30)$$

$$TIC = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=T+1}^{T+n} (\hat{\sigma}_{f,t} - \sigma_{r,t})^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=T+1}^{T+n} \hat{\sigma}_{f,t}^2 + \frac{1}{n} \sum_{i=T+1}^{T+n} \sigma_{r,t}^2}} \quad (31)$$

olarak ifade edilir. Burada öngörü dönemi $f = T + 1, T + 2, \dots, T + n$ olmak üzere, gerçekleşen (realized) ve öngörülen (forecasted) oynaklık sırasıyla σ_r ve $\hat{\sigma}_f$, öngörünün yapıldığı gün t , yapılan öngörü sayısı ise n 'dir.

RMSE ve MAE hata istatistikleri bağımlı değişkenin ölçeğine bağlıdır. Bu yüzden, aynı seri için oluşturulan değişik modellerin öngörülerini karşılaştırma da göreceli ölçüler olarak kullanılırlar. Diğer iki hata istatistiği ise ölçeğe göre değişmemektedir. Bir öngörü modelinde RMSE, MAE, MAPE ve TIC istatistikleri ne kadar küçük olursa, bu model serinin oynaklığını o kadar iyi tahmin etmiş demektir.

Bu dört istatistik haricinde ortalama hata karesi (mean squared error-MSE) denkleminin ayrışmasıyla elde edilen üç farklı bileşen daha mevcuttur. Bunlar sapma, varyans ve kovaryans oranlarıdır⁷. Sapma ve varyans oranı sırasıyla, öngörü ortalamasının ve varyansının gerçek serinin ortalamasından ve varyansından ne kadar uzaklıkta olduğu gösterirken; kovaryans oranı bu iki bileşen haricindeki geri kalan sistematik olmayan öngörü hatasını göstermektedir.

6.2. Oynaklık Modelleri Tahmin Sonuçları

Bir önceki bölümde istatistiksel özellikleri belirlenen, durağanlaştırılan, uygun ARMA(p,q) modelleri bulunarak ortalama denklemi oluşturulan ve ARCH etkisinin varlığı kabul edilen DLGDOLAR ve DLGEURO serileri için en uygun oynaklık modelinin tahmini analizin son kısmını oluşturmaktadır.

⁷ Daha fazla bilgi için bakınız E-views kullanıcı rehberi s.554.

i) Öncelikle her bir oynaklık modeli kendi aralarında karşılaştırılarak, o sınıf içindeki oynaklığı en iyi tahmin eden model belirlenmiştir. Uygun model seçim kriterleri Log olabilirlik oranı (LogL), AIC ve SIC bilgi kriterleridir. Örneğin GARCH(p,q) modelleri (GARCH-M modelleri de dahil) kendi aralarında, EGARCH modelleri de (EGARCH-M modelleri de dahil) kendi aralarında bu üç kritere göre karşılaştırılmıştır. Farklı kriterlere göre birden çok model en iyi model olduğunda, bunlar arasındaki en iyi model örneklem dışı tahmin sonuçlarına göre karar verilmiştir.

ii) Kendi sınıfında en iyi seçilen modeller birbiriyle karşılaştırılarak, her bir seri için oynaklığı en iyi şekilde tahmin eden model elde edilmiştir. Burada en iyi modeli belirlerken LogL, AIC ve SIC bilgi kriterlerinin yanında modellerin örneklem dışı tahmin sonuçları karşılaştırılmıştır.

iii) Örneklem dışı tahmin sonuçlarını görebilmek için son 1 yıllık dönem dışarıda bırakılarak modeller tahmin edilmiş ve elde edilen tahmin değerleriyle gerçekleşen oynaklık değerleri karşılaştırılarak, RMSE, MAE, MAPE ve TIC öngörü hatası istatistik değerleri hesaplanmıştır. En küçük öngörü hatası istatistik değerlerine sahip model seri için en iyi oynaklık modeli olarak seçilmiştir.

Kurulan oynaklık modelleri, serilerin aşırı basık ve kalın kuyruk özellikleri nedeniyle normal dağılım yanında t dağılımlarıyla da tahmin edilmiştir.

Analizin bu kısmında simetrik modellerden ARCH modeline, diğer sınıf modellere göre daha az kapsamlı ve buna bağlı olarak bu modelin serilerdeki oynaklığı öngörme başarısı daha düşük olduğu için değinilmemiştir. Öngörü performansının değerlendirilmesi daha çok ARCH modelini kapsayan GARCH sınıfı modeller, CGARCH modeli ve asimetrikliği hesaba katan diğer modeller arasında olmuştur.

6.2.1. GARCH Modelleri Tahmin Sonuçları

Simetrik modellerimizden ilki olan GARCH modeli ARCH modelinin genelleştirilmiş halini gösterdiği için bu modellere göre daha etkin tahmin sonuçlarına ulaşmaktadır.

DLGDOLAR serisi için oluşturulan GARCH modellerinin tahmin sonuçlarını Tablo 6.1’de görebiliriz. Ele alınan modeller arasında t dağılımlı modeller normal dağılımlı modellere göre daha iyi sonuçlar vermiştir. Bu tablo dışında standart sapmanın,

varyansın veya varyansın logaritmik ifadesinin ortalamaya bağımsız değişken olarak eklendiği GARCH-M modelleri de tahmin edilmiş; fakat bu modellere GARCH modelleri karşısında daha az etkin olduklarından burada yer verilmemiştir.

Tablo 6.1: DLGDOLAR Serisi ARMA(4,4)-GARCH(p,q) Modelleri Tahmin Sonuçları

	GARCH(1,1)		GARCH(2,1)		GARCH(1,2)		GARCH(2,2)	
Parametre	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t
Ortalama Denklemi								
C	-0,00032 ^b	-0,00062 ^a	-0,00029 ^c	-0,00060 ^a	-0,00028 ^c	-0,00060 ^a	-0,00028 ^c	-0,00061 ^a
AR(1)	-1,33591 ^a	2,23097 ^a	-0,80428 ^a	1,09802 ^a	0,44986 ^a	1,09965 ^a	-0,86322 ^a	0,79039 ^b
AR(2)	0,21831 ^a	-1,24824 ^a	0,82374 ^a	-0,76333 ^c	0,86043 ^a	-0,76668 ^c	0,50262 ^b	-0,76388 ^c
AR(3)	0,95417 ^a	-0,23954 ^a	0,75336 ^a	0,10091	-0,49045 ^a	0,10334	0,79304 ^a	0,19515
AR(4)	0,24254 ^a	0,25071 ^a	-0,14155 ^a	0,37953	0,08482 ^a	0,37794	0,39078 ^c	0,33207
MA(1)	1,40340 ^a	-2,20533 ^a	0,87045 ^a	-1,06527 ^a	-0,40371 ^a	-1,06677 ^a	0,92795 ^a	-0,75619 ^b
MA(2)	-0,17061 ^a	1,12679 ^a	-0,78127 ^a	0,69274	-0,91140 ^a	0,69576	-0,47997	0,69715
MA(3)	-1,02257 ^a	0,40663 ^a	-0,82308 ^a	-0,01367	0,44841 ^a	-0,01580	-0,85893 ^a	-0,13688
MA(4)	-0,30310 ^a	-0,32202 ^a	0,08700 ^a	-0,42952 ^c	-0,03015 ^a	-0,42817 ^c	-0,41566	-0,37002
Varyans Denklemi								
C	2,5E-06 ^a	2,7E-06 ^a	2,6E-06 ^a	2,9E-06 ^a	2,8E-06 ^a	2,6E-06 ^a	4,7E-06 ^a	5,5E-06 ^a
ARCH- α_1	0,17340 ^a	0,19307 ^a	0,16604 ^a	0,18469 ^a	0,17729 ^a	0,18179 ^a	0,19236 ^a	0,20547 ^a
ARCH- α_2	-	-	0,00542	0,01624	-	-	0,12143 ^a	0,17698 ^a
GARCH- β_1	0,80652 ^a	0,79164 ^a	0,80666 ^a	0,78207 ^a	0,75611 ^a	0,88578 ^a	-0,08872 ^b	-0,15403 ^b
GARCH- β_2	-	-	-	-	0,04584	-0,08311	0,73891 ^a	0,74039 ^a
T-DIST. DOF	-	5,82681 ^a	-	5,86668 ^a	-	5,86957 ^a	-	5,70829 ^a
LogL	7071,20	7130,73	7071,49	7131,97	7060,43	7131,99	7064,51	7135,09
AIC	-6,82378	-6,88036	-6,82309	-6,88059	-6,81240	-6,88061	-6,81538	-6,88264
SIC	-6,79110	-6,84495	-6,78769	-6,84246	-6,77699	-6,84248	-6,77725	-6,84179

^a 0,01 düzeyinde anlamlıdır.

^b 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

^c 0,10 düzeyinde anlamlıdır.

AIC, SIC ve LogL kriterlerine göre karşılaştırılan GARCH(1,1), (2,1), (1,2) ve (2,2) modelleri arasında LogL ve AIC kriterlerine göre en uygun gözükten model t dağılımlı GARCH(2,2) modelidir. Model LogL kriteri açısından 7135.09 ile en büyük değeri alırken, AIC kriterleri açısından da 6.88264 ile diğer modellere göre en küçük değeri almıştır. Diğer yandan SIC kriterine göre en uygun model GARCH(1,1) modelidir. Bu iki model arasındaki tercihimizi modellerin örneklem dışı öngörü performansını inceleyerek yapmak daha doğru bir yaklaşım olacaktır. Yukarıda matematiksel ifadesi yer alan öngörü hatası istatistik değerlerine bakacak olursak tüm istatistiklerde en küçük değerleri alan GARCH(1,1) modeli DLGDOLAR serisinin oynaklığını modellemede GARCH(2,2) modeline üstünlük sağlamıştır.

Tablo 6.2. DLGDOLAR Serisi GARCH(1,1) ve GARCH(2,2) Modelleri Örneklem Dışı Öngörü Hata İstatistikleri

	RMSE	MAPE	MAE	TIC
GARCH(1,1)	0,00008349	36.225,0035	0,00005750	0,45328061
GARCH(2,2)	0,00008407	36.468,3335	0,00005787	0,45603640

GARCH(1,1) modelinin varyans denklemi ise şöyledir:

$$h_t = 2,7E - 06 + 0,193074\epsilon_{t-1}^2 + 0,791643h_{t-1} \quad (32)$$

(0,0000) (0,0000) (0,0000)

Parantez içinde p-değerleri verilen koşullu değişen varyans denkleminde, bağımsız değişken parametreleri ve t dağılımı parametresi yüzde 1 düzeyinde anlamlıdır. Model parametrelerinin sıfırdan büyüktür ve modelin durağanlık koşulu olan $\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 0,9847 < 1$ koşulu da sağlanmıştır.

Tablo 6.3: DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-GARCH(p,q) Modelleri Tahmin Sonuçları

	GARCH(1,1)		GARCH(2,1)		GARCH(1,2)		GARCH(2,2)	
Parametre	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t
Ortalama Denklemi								
C	-0,00017	-0,00031 ^b	-0,00018	-0,00035 ^b	-0,00018	-0,00035 ^b	-0,00018	-0,00033 ^b
AR(1)	-0,11795	0,01399	-0,37084	0,00225	-0,20411	0,00196	-0,23500	-0,18088
AR(2)	-0,23089	1,04040 ^a	-0,37803	1,30667 ^a	-0,30290	1,30902 ^a	-0,32129	-0,04895
AR(4)	-0,10314	-0,18268 ^a	-0,26907	-0,40952 ^b	-0,16870	-0,41126 ^b	-0,18924	-0,01138
MA(1)	0,13247	0,00219	0,38764	0,01360	0,21836	0,01382	0,24959	0,19794
MA(2)	0,18182	-1,10637 ^a	0,33558	-1,37479 ^a	0,25359	-1,37727 ^a	0,27277	-0,01428
MA(4)	0,07565	0,23900 ^a	0,24271	0,48047 ^a	0,13850	0,48230 ^a	0,15936	-0,00750
Varyans Denklemi								
C	2,9E-06 ^a	2,8E-06 ^a	2,6E-06 ^a	2,4E-06 ^a	3,3E-06 ^a	3,3E-06 ^a	3,0E-06 ^c	8,2E-08 ^b
ARCH- α_1	0,17681 ^a	0,16002 ^a	0,20686 ^a	0,20142 ^a	0,20418 ^a	0,19114 ^a	0,20659 ^a	0,18558 ^a
ARCH- α_2	-	-	-0,04267 ^c	-0,05941	-	-	-0,01796	-0,17742 ^a
GARCH- β_1	0,80369 ^a	0,81857 ^a	0,81769 ^a	0,83884 ^a	0,59658 ^a	0,56812 ^a	0,67979	1,69972 ^a
GARCH- β_2	-	-	-	-	0,17667 ^c	0,21438	0,11080	-0,70847 ^a
T-DIST. DOF	-	5,94243 ^a	-	5,91732 ^a	-	5,92598 ^a	-	5,88180 ^a
LogL	6987,47	7051,17	6988,16	7053,41	6988,17	7053,22	6988,19	7050,45
AIC	-6,74478	-6,80539	-6,74448	-6,80658	-6,74449	-6,80640	-6,74353	-6,80275
SIC	-6,71754	-6,77543	-6,71452	-6,77390	-6,71453	-6,77371	-6,71085	-6,76735

^a 0,01 düzeyinde anlamlıdır.

^b 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

^c 0,10 düzeyinde anlamlıdır.

Tablo 6.3’de görüldüğü gibi DLGEURO serisinde de benzer şekilde t dağılımlı modeller daha iyi öngörü sonuçlarına sahiptir.

Karşılaştırılan oynaklık modelleri içinde LogL ve AIC kriterlerinde diğer modellere göre en iyi değerleri alan model GARCH(2,1) iken, SIC kriterinde ise en düşük değer GARCH(1,1) modeline aittir. Tablo 6.4’te iki modelin örneklem dışı bir yıllık oynaklık tahmini sonuçlarına baktığımızda ise, gerçekleşen oynaklık değerlerine en yakın tahmin, GARCH(2,1) modelinden gelmiştir.

Tablo 6.4. DLGEURO Serisi GARCH(1,1) ve GARCH(2,1) Modelleri Örneklem Dışı Öngörü Hata İstatistikleri

	RMSE	MAPE	MAE	TIC
GARCH(1,1)	0,00005890	59.999,9488	0,00004225	0,46433557
GARCH(2,1)	0,00005857	58.713,6512	0,00004195	0,46106939

Öngörü hata istatistiklerinin de gösterdiği gibi GARCH(2,1) modeli DLGEURO serisindeki oynaklığı modellemede GARCH sınıfı modeller arasındaki en uygun modeldir.

DLGEURO serisi için GARCH(2,1) modelinin varyans denklemi şöyledir:

$$h_t = \underset{(0,0003)}{2,4\text{E}-06} + \underset{(0,0000)}{0,201422}\epsilon_{t-1}^2 - \underset{(0,1715)}{0,059412}\epsilon_{t-2}^2 + \underset{(0,0000)}{0,838837}h_{t-1} \quad (33)$$

$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 0,9809 < 1$ durağanlık koşulunu sağlayan koşullu değişen varyans denkleminde, ϵ_{t-2}^2 parametresi hariç diğer parametreler ve t dağılımı parametresi yüzde 1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

6.2.2. CGARCH(1,1) ve ACGARCH(1,1) Modelleri Tahmin Sonuçları

Öngörü performansını inceleyeceğimiz diğer simetrik modelimiz CGARCH modelidir. CGARCH modeli zaman içinde değişen uzun dönem oynaklığının modele dahil edilmesine imkan vermektedir. CGARCH modeline asimetriklik teriminin eklenmesiyle ACGARCH modeli elde edilmektedir. Asimetrik CGARCH modeli hem kısa ve uzun dönem oynaklık değişimlerini ayrı ayrı incelememize, hem de

negatif ve pozitif şokların oynaklık üzerindeki simetrik olmayan etkilerini görmemize olanak vermektedir.

Aşağıda Tablo 6.5 ve 6.6’de DLGDOLAR ve DLGEURO serileri için tahmin edilmiş simetrik ve asimetrik CGARCH modellerinin tahmin sonuçları yer almaktadır.

Tablo 6.5’ten de görüldüğü gibi simetrik model olan ve t dağılımına sahip CGARCH(1,1)-SD modeli 7137,59 ile en büyük LogL değerini, -6.88409 ve -6.84052 ile en küçük AIC ve SIC değerlerini alarak bir diğer simetrik model olan CGARCH(1,1) modeline ve asimetrik CGARCH modellerine üstünlük sağlamıştır.

Tablo 6.5: DLGDOLAR Serisi ARMA(4,4)-CGARCH ve ACGARCH Modelleri Tahmin Sonuçları

	CGARCH(1,1)		CGARCH(1,1)-SD		ACGARCH(1,1)		ACGARCH(1,1)-SD	
Parametre	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t
Ortalama Denklemi								
SQRT(GARCH)	-	-	-0.01846	0.00102	-	-	0.04846	0.03667
C	-0,00030 ^b	-0,00059 ^a	-0,00015	-0,00062	-0,00031 ^a	-0,00061 ^a	-0,00063	-0,00089 ^b
AR(1)	1,01891 ^b	1,11263 ^a	0,84542 ^a	0,85535 ^b	0,95761 ^b	0,59221	1,34695 ^a	-0,50045
AR(2)	-0,98932 ^c	-0,76849 ^c	0,83446 ^c	-0,80596	-0,71782	0,26163	-1,16271 ^c	-0,50717
AR(3)	0,47423	0,11079	-0,40497	0,25910	0,19381	0,02925	0,65301	0,15235
AR(4)	0,20208	0,37966	-0,34260	0,32230	0,30979	0,01171	0,07179	-0,11818
MA(1)	-0,96231 ^b	-1,07881 ^a	-0,78561 ^a	-0,82128 ^b	-0,90468 ^c	-0,55758	-1,29879 ^a	0,53190
MA(2)	0,90710 ^c	0,69668	-0,91383 ^c	0,74109	0,64030	-0,33531	1,07171	0,48262
MA(3)	-0,40228	-0,02257	0,36408	-0,20035	-0,12719	-0,00661	-0,56013	-0,15142
MA(4)	-0,25060	-0,43031 ^c	0,41019 ^c	-0,35855	-0,33650	0,01014	-0,11404	0,10215
Varyans Denklemi								
CGARCH-w	1,3E-04 ^a	1,8E-04	1,3E-04 ^a	5,7E-04	1,1E-04 ^a	1,8E-04	1,1E-04 ^a	1,9E-04 ^c
CGARCH-p	0,97824 ^a	0,98498 ^a	0,98059 ^a	0,99917 ^a	0,96629 ^a	0,98542 ^a	0,96946 ^a	0,98538 ^a
CGARCH-φ	0,17924 ^a	0,19318 ^a	0,30471	0,06670 ^c	0,19830 ^a	0,19320 ^a	0,18507 ^a	0,20102 ^a
CGARCH-α1	-0,01728	0,02470	-0,12957	0,13663 ^a	-0,05802	0,01600	-0,05885 ^c	-0,02463
ACGARCH-δ1	-	-	-	-	0,24863 ^a	0,05159	0,23158 ^a	0,09042
CGARCH-β1	0,80864 ^a	-0,69934 ^c	1,10958	0,80968 ^a	-0,02214	-0,68481 ^a	0,16519	-0,06834
T-DIST, DOF	-	5,87090 ^a	-	5,71593 ^a	-	5,98562 ^a	-	5,95915 ^a
LogL	7068,04	7132,38	7069,94	7137,59	7075,32	7126,25	7071,10	7124,34
AIC	-6,81880	-6,88001	-6,81966	-6,88409	-6,82486	-6,87313	-6,81982	-6,87032
SIC	-6,78067	-6,83916	-6,77881	-6,84052	-6,78401	-6,82955	-6,77625	-6,82402

^a 0,01 düzeyinde anlamlıdır.

^b 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

^c 0,10 düzeyinde anlamlıdır.

Öne çıkan CGARCH(1,1)-SD modelinin geçici ve kalıcı bileşenlerini temsil eden varyans denklemini şöyle ifade edebiliriz:

$$h_t = q_t + \underset{(0,0000)}{0,136630}(\epsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \underset{(0,0000)}{0,809683}(h_{t-1} - q_{t-1}) \quad (34)$$

$$q_t = \underset{(0,8780)}{0,000570} + \underset{(0,0000)}{0,999171}(q_{t-1} - \underset{(0,8780)}{0,000570}) + \underset{(0,0802)}{0,066696}(\epsilon_{t-1}^2 - h_{t-1}) \quad (35)$$

Kısa dönem geçici etkileri gösteren h_t eşitliğinde α ve β parametreleri yüzde 1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu iki parametre değerlerinden de görüldüğü gibi, t-1 dönemine ait hata terimi karesi ile aynı dönemdeki kalıcı bileşen arasındaki farkın $(\epsilon_{t-1}^2 - q_{t-1})$ varyansa olan etkisi, yine t-1 dönemindeki varyansla kalıcı bileşen arasındaki farkın $(h_{t-1} - q_{t-1})$ varyansa olan etkisinden düşüktür.

Uzun dönem kalıcı etkileri gösteren q_t denkleminde w sabit terimi istatistiksel olarak anlamlı değilken, ρ parametresi beklenildiği gibi 0,99-1,00 aralığında yer almış, denklemin tahmin hatasını gösteren ϕ parametresi de yüzde 10 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır.

Tablo 6.6: DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-CGARCH ve ACGARCH Modelleri Tahmin Sonuçları

	CGARCH(1,1)		CGARCH(1,1)-SD		ACGARCH(1,1)		ACGARCH(1,1)-SD	
Parametre	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t
Ortalama Denklemi								
SQRT(GARCH)	-	-	-0,04621	-0,07295	-	-	-0,08136	-0,09172
C	-0,00021	-0,00036 ^b	0,00010	0,00010	-0,00017	-0,00037 ^b	0,00037	0,00018
AR(1)	0,15150	0,01018	0,01246	0,01378	0,14733 ^b	-0,31200	0,10613	0,03927
AR(2)	0,64685	1,27928 ^a	1,26266 ^a	1,27406 ^a	0,25104 ^a	0,49669 ^b	1,05071 ^a	1,07409 ^a
AR(4)	0,19360	-0,38736 ^b	-0,34240 ^c	-0,38086 ^b	0,45011 ^a	-0,01110	-0,22987	-0,21080
MA(1)	-0,12991	0,00730	0,00469	0,00542	-0,11181 ^c	0,32178	-0,08261	-0,00867
MA(2)	-0,69024	-1,34873 ^a	-1,31939 ^a	-1,34205 ^a	-0,27937 ^a	-0,56443 ^a	-1,10696 ^a	-1,14721 ^a
MA(4)	-0,17429	0,45929 ^a	0,40629	0,45275 ^a	-0,44235 ^a	0,05557	0,28549	0,28448
Varyans Denklemi								
CGARCH-w	1,2E-04 ^a	1,4E-04	2,5E-04	1,4E-04	1,3E-04 ^a	1,5E-04 ^c	1,5E-04 ^a	7,7E-05 ^b
CGARCH- ρ	0,98902 ^a	0,99480 ^a	0,99768 ^a	0,99461 ^a	0,97754 ^a	0,98415 ^a	0,97818 ^a	0,99162 ^a
CGARCH- ϕ	0,10350 ^a	0,06420 ^b	0,06864 ^a	0,06548 ^b	0,17340 ^a	0,14290 ^a	0,18685 ^a	0,05291 ^b
CGARCH- $\alpha 1$	0,07576 ^a	0,11703 ^a	0,13728 ^a	0,11680 ^a	0,00034	0,03161	0,00518	0,13554 ^a
ACGARCH- $\delta 1$	-	-	-	-	0,09282 ^b	0,09027	0,08256 ^c	-0,06019
CGARCH- $\beta 1$	0,82772 ^a	0,78508 ^a	0,77486 ^a	0,78476 ^a	-0,19251	0,39458	-0,20159	0,77950 ^a
T-DIST, DOF	-	6,06735 ^a	-	6,04167 ^a	-	5,79956 ^a	-	6,30117 ^a
LogL	6992,53	7057,84	7000,48	7057,77	6990,07	7049,36	6993,64	7057,07
AIC	-6,74773	-6,80922	-6,75446	-6,80886	-6,74439	-6,80074	-6,74687	-6,80819
SIC	-6,71505	-6,77382	-6,71905	-6,77073	-6,70898	-6,76261	-6,70874	-6,76734

^a 0,01 düzeyinde anlamlıdır.

^b 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

^c 0,10 düzeyinde anlamlıdır.

DLGEURO serisi için Tablo 6.6’da verilen sonuçlar değerlendirildiğinde, t dağılımlı CGARCH(1,1) modelinin en uygun oynaklık öngörü modeli olduğunu görebiliriz. Model AIC ve SIC bilgi kriterlerinde en düşük değeri alırken, LogL kriterinde de en büyük değeri alarak seri için bu sınıfın en iyi oynaklık modeli olmuştur. Modelin varyans denklemi;

$$h_t = q_t + \underset{(0,0002)}{0,117032}(\epsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}) + \underset{(0,0000)}{0,785079}(h_{t-1} - q_{t-1}) \quad (36)$$

$$q_t = \underset{(0,2339)}{0,000136} + \underset{(0,0000)}{0,994800}(q_{t-1} - \underset{(0,2339)}{0,000136}) + \underset{(0,0326)}{0,064200}(\epsilon_{t-1}^2 - h_{t-1}) \quad (37)$$

eşitliklerinde verilmiştir. Parametre değerlerine bakıldığında, DLGDOLAR serisi için uygun bulunan CGARCH(1,1)-SD modelindeki parametre değerleriyle benzer sonuçlara ulaşılmıştır. Kısa dönem geçici etkileri gösteren h_t eşitliğinde yine α ve β parametreleri yüzde 1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı çıkmıştır. Aynı şekilde $\epsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}$ farkının varyansa olan etkisi, yine $h_{t-1} - q_{t-1}$ farkının varyansa olan etkisinden düşüktür.

Uzun dönem kalıcı etkileri gösteren q_t denkleminde w sabit terimi istatistiksel olarak anlamlı değilken, ρ parametresi beklenildiği gibi yine 0,99-1,00 aralığında yer almış, denklemin tahmin hatasını gösteren φ parametresi de yüzde 5 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

6.2.3. EGARCH Modeli Tahmin Sonuçları

Finansal getiri serilerinde ilk olarak negatif ve pozitif şok etkisinin farklı büyüklükte sonuçlarının olduğunu ortaya koyan ve kaldıraç etkisi dediğimiz bu asimetriklik sorununa değinen EGARCH modelinde varyans logaritmik olarak modellendiğinden, varyans pozitif bir değer almaktadır. Bu yüzden EGARCH modellerinde, GARCH modellerinde koşullu varyansın pozitif olması için parametrelere getirilen negatif olmama koşulu söz konusu değildir.

Tablo 6.7’de her iki seri için tahmin edilen normal ve t dağılımlı EGARCH ve EGARCH-M modelleri yer almaktadır. Aşırı basıklık ve kalın kuyruk yapısını daha iyi yansıtan t dağılımlı modeller yine normal dağılıma sahip modellere üstünlük sağlayarak oynaklığı daha iyi tahmin etmişlerdir.

Tablo 6.7: DLGDOLAR ve DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-EGARCH Modelleri Tahmin Sonuçları

	DLGDOLAR				DLGEURO			
	EGARCH(1,1)		EGARCH(1,1)-SD		EGARCH(1,1)		EGARCH(1,1)-SD	
Parametre	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t
Ortalama Denklemi								
SQRT(GARCH)	-	-	0,06451	0,01133	-	-	-0,02163	-0,06998
C	-2,7E-05	-4,5E-04 ^a	-5,4E-04	-5,5E-04	2,3E-04	-1,1E-04	3,7E-04	3,6E-04
AR(1)	0,98507 ^b	1,15024 ^a	-0,44844 ^a	0,85821 ^b	0,03489 ^a	-0,01711 ^a	0,80137 ^a	-0,01596
AR(2)	-0,84938	-0,81462 ^c	-0,22440 ^a	-0,67463	-0,11166	1,82407 ^a	-0,29260 ^c	1,80640 ^b
AR(3)	0,38758	0,16696	-0,88679 ^a	0,20693	-	-	-	-
AR(4)	0,31445	0,36141	-0,40711 ^a	0,44363	0,88124 ^a	-0,88569 ^a	0,37202 ^a	-0,86792 ^a
MA(1)	-0,92401 ^c	-1,10726 ^a	0,50441 ^a	-0,81480 ^b	-0,02801 ^a	0,02360 ^a	-0,78332 ^a	0,02356 ^a
MA(2)	0,78392	0,74440	0,24782 ^a	0,61785	0,11580	-1,84805 ^a	0,29051 ^c	-1,83125 ^a
MA(3)	-0,32349	-0,07623	0,91016 ^a	-0,14398	-	-	-	-
MA(4)	-0,34203	-0,40533	0,49323 ^a	-0,46517	-0,87467 ^a	0,91519 ^a	-0,35394 ^a	0,89884 ^a
Varyans Denklemi								
C	-0,64330 ^a	-0,79943 ^a	-0,69330 ^a	-0,81527 ^a	-0,65837 ^a	-0,60566 ^a	-0,65966 ^a	-0,62680 ^a
EGARCH- α 1	0,26404 ^a	0,31042 ^a	0,27990 ^a	0,31487 ^a	0,26611 ^a	0,25594 ^a	0,26610 ^a	0,25754 ^a
EGARCH- β 1	0,08708 ^a	0,10555 ^a	0,08662 ^a	0,10788 ^a	0,10220 ^a	0,08600 ^a	0,10509 ^a	0,08486 ^a
EGARCH- γ 1	0,95390 ^a	0,94188 ^a	0,95030 ^a	0,94050 ^a	0,95245 ^a	0,95732 ^a	0,95232 ^a	0,95528 ^a
T-DIST, DOF	-	5,84040 ^a	-	5,65653 ^a	-	6,29424 ^a	-	6,26597 ^a
LogL	7067,25	7139,75	7071,58	7142,11	7004,80	7058,79	7002,68	7058,17
AIC	-6,81899	-6,88811	-6,82221	-6,88943	-6,76056	-6,81179	-6,75755	-6,81119
SIC	-6,78359	-6,84999	-6,78409	-6,84857	-6,73060	-6,77910	-6,72487	-6,77578

^a 0,01 düzeyinde anlamlıdır.

^b 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

^c 0,10 düzeyinde anlamlıdır.

DLGDOLAR serisi için t dağılımlı EGARCH(1,1)-SD modeli LogL ve AIC bilgi kriterleri bazında aynı dağılıma sahip EGARCH(1,1) modeline üstünlük sağlasa da, SIC kriteri ve ortalama denkleminde dahil edilen standart sapma parametresinin anlamlı olmaması EGARCH(1,1) modelinin daha iyi bir oynaklık tahmin modeli olduğunu göstermektedir. Söz konusu modelin varyans denklemi;

$$\log(h_t) = \underset{(0,0000)}{-0,799425} + \underset{(0,0000)}{0,310422} \left| \epsilon_{t-1} / h_{t-1}^{1/2} \right| + \underset{(0,0000)}{0,105554} \epsilon_{t-1} / h_{t-1}^{1/2} + \underset{(0,0000)}{0,941875} \log(h_{t-1}) \quad (38)$$

Varyans denkleminde tüm parametreler yüzde 1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Varyansın logaritmik olarak ifade edilmesiyle denklemindeki parametrelerin pozitif olma koşulu terk edilmiştir. Nitekim denklemin sabiti sıfırdan küçük bir sayıdır, fakat tüm katsayılar birlikte değerlendirildiğinde varyans pozitif

bir değer almaktadır. Diğer yandan koşullu varyans gecikmeli hata terimi karesine değil, standardize edilmiş hata teriminin $(\epsilon_{t-1}/h_{t-1}^{1/2})$ hem büyüklüğüne hem de işaretine bağlıdır. Bu terimin işaretini gösteren kısmının katsayısı 0,105554 ile sıfırdan farklı bir değer olarak asimetri etkisinin var olduğunu göstermektedir. Büyüklük katsayısı ise 0,310422'dir. Son olarak log(GARCH) teriminin katsayısının büyük olması bize oynaklığın kalıcılığının yüksek olduğunu göstermektedir.

Diğer serimiz DLGEURO için de en uygun model t dağılımlı EGARCH(1,1) modeli olmuştur. Model tüm kriterlerde diğer modellerin önüne geçmiştir. Modelin varyans denklemi ise şöyledir:

$$\begin{aligned} \log(h_t) = & -\mathbf{0,605663} + \mathbf{0,255936}|\epsilon_{t-1}/h_{t-1}^{1/2}| + \mathbf{0,086001}\epsilon_{t-1}/h_{t-1}^{1/2} \\ & (0,0000) \quad (0,0000) \quad (0,0000) \\ & +\mathbf{0,957324}\log(h_{t-1}) \\ & (0,0000) \end{aligned} \quad (39)$$

Denklemin tüm parametreleri yine yüzde 1 düzeyinde anlamlıdır. DLGEURO serisi için de asimetri etkisinin varlığı ve yüksek oynaklık kalıcılığı söz konusudur. Koşullu varyansın bir belirleyicisi olan standardize edilmiş hata teriminin işaret parametresi 0,086001 iken, büyüklük parametresi ise 0,255936'dır.

Her iki seride de standardize edilmiş hata teriminin pozitif olması, bize, ortaya çıkan pozitif bir şokun (iyi bir haberin), oynaklığı, negatif bir şoktan (kötü bir haberdan) daha fazla artırdığını gösterir.

6.2.4. GJR(T)GARCH Modeli Tahmin Sonuçları

Orijinal GARCH modelindeki koşullu varyans denklemine kukla değişken eklenerek geliştirilen bir diğer asimetrik oynaklık modeli olan GJR(T)GARCH modeli sonuçları Tablo 6.8'de verilmiştir.

Karşılaştırma yaptığımız tüm kriterlerde hem DLGDOLAR hem de DLGEURO serisi için t dağılımlı GJR(T)GARCH(1,1) modeli en uygun modeldir.

Modelin varyans denklemleri şöyledir: DLGDOLAR serisi için;

$$\begin{aligned} h_t = & \mathbf{3,38E-06} + \mathbf{0,265223}\epsilon_{t-1}^2 - \mathbf{0,196002}\epsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + \mathbf{0,791678}h_{t-1} \\ & (0,0000) \quad (0,0000) \quad (0,0000) \quad (0,0000) \end{aligned} \quad (40)$$

DLGEURO serisi için;

$$h_t = 2,87E-06 + 0,199688\epsilon_{t-1}^2 - 0,121206\epsilon_{t-1}I_{t-1} + 0,827016h_{t-1} \quad (41)$$

(0,0000) (0,0000) (0,0000) (0,0000)

Tablo 6.8: DLGDOLAR ve DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-GJR(T)GARCH Modelleri Tahmin Sonuçları

	DLGDOLAR				DLGEURO			
	GJR(T)GARCH(1,1)		GJR(T)GARCH(1,1)-SD		GJR(T)GARCH(1,1)		GJR(T)GARCH(1,1)-SD	
Parametre	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t
Ortalama Denklemi								
SQRT(GARCH)	-	-	0,02015	0,00315	-	-	-0,01905	-0,05103
C	-9,6E-05	-4,5E-04 ^a	-1,8E-04	-4,6E-04	1,8E-04	-1,5E-04	3,0E-04	1,9E-04
AR(1)	0,03681 ^b	0,93271 ^a	0,56447 ^a	0,51395 ^c	0,02249	-0,01747 ^b	0,02173	-0,01699 ^b
AR(2)	0,15608	0,31434	1,22466 ^a	1,28996 ^a	1,29024 ^a	1,82099 ^a	1,29422 ^a	1,81788 ^a
AR(3)	-0,20918 ^b	0,38152	-0,35565	-0,34059	-	-	-	-
AR(4)	0,65813 ^a	-0,66597 ^a	-0,47599 ^a	-0,50510 ^b	-0,38209 ^c	-0,88281 ^a	-0,38535 ^c	-0,87939 ^a
MA(1)	0,00951 ^a	-0,89541 ^a	-0,50766 ^a	-0,46961 ^c	-0,00299	0,02338 ^a	-0,00170	0,02343 ^a
MA(2)	-0,15407	-0,38807	-1,28483 ^a	-1,34513 ^a	-1,33286 ^a	-1,84437 ^a	-1,33595 ^a	-1,84077 ^a
MA(3)	0,19404 ^b	-0,34925	0,30085	0,31217	-	-	-	-
MA(4)	-0,63367 ^a	0,67607 ^a	0,54221 ^a	0,55158 ^a	0,42826 ^b	0,91060 ^a	0,43135 ^b	0,90707 ^a
Varyans Denklemi								
C	4,7E-06 ^a	3,4E-06 ^a	3,4E-06 ^a	3,3E-06 ^a	3,3E-06 ^a	2,9E-06 ^a	3,4E-06 ^a	2,9E-06 ^a
ARCH- α_1	0,23971 ^a	0,26522 ^a	0,21591 ^a	0,26159 ^a	0,24006 ^a	0,19969 ^a	0,23972 ^a	0,19884 ^a
GJR(T)ARCH- δ_1	-0,16069 ^a	-0,19600 ^a	-0,15572 ^a	-0,19324 ^a	-0,15223 ^a	-0,12121 ^a	-0,15185 ^a	-0,11927 ^a
GARCH- β_1	0,77768 ^a	0,79168 ^a	0,81837 ^a	0,79431 ^a	0,80268 ^a	0,82702 ^a	0,80229 ^a	0,82541 ^a
T-DIST, DOF	-	6,25326 ^a	-	6,27052 ^a	-	6,30030 ^a	-	6,27370 ^a
LogL	7066,63	7142,77	7078,85	7142,27	7006,13	7061,34	7006,16	7061,32
AIC	-6,81839	-6,89102	-6,82924	-6,88958	-6,76184	-6,81424	-6,76091	-6,81356
SIC	-6,78299	-6,85290	-6,79111	-6,84873	-6,73188	-6,78156	-6,72823	-6,77815

^a 0,01 düzeyinde anlamlıdır.

^b 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

^c 0,10 düzeyinde anlamlıdır.

Her iki denklemde tüm parametreler ve asimetri parametresi yüzde 1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Asimetri parametresinin anlamlı olması serilerde şokların etkisinin simetrik olmadığını göstergesidir. Meydana gelen pozitif bir şok durumunda ($\epsilon_{t-1} \geq 0$) kukla değişken, I_{t-1} , 0 değerini aldığından, hata teriminin karesine ait parametre DLGDOLAR serisi için 0,265223, DLGEURO serisi için 0,199688 değerini almaktadır. Negatif bir şok durumunda ($\epsilon_{t-1} < 0$) ise, kukla değişken, I_{t-1} , 1 değerini aldığından, hata teriminin karesine ait parametre değerleri, DLGDOLAR serisi için 0,069221, DLGEURO serisi için 0,078482 olarak hesaplanmıştır. Burada da EGARCH modelinde olduğu gibi pozitif bir şokun oynaklık üzerindeki etkisinin daha fazla olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

6.2.5. APARCH Modeli Tahmin Sonuçları

Standart sapmanın modele direkt olarak eklenmek yerine model içinde tahmin edilmesine izin veren son asimetrik model APARCH modelidir. Modelde asimetriklik etkisinin olup olmadığı δ parametresinin değerine bağlıdır.

Tablo 6.9: DLGDOLAR ve DLGEURO Serisi ARMA(4,4)-APARCH Modelleri Tahmin Sonuçları

	DLGDOLAR				DLGEURO			
	APARCH(1,1)		APARCH(1,1)-SD		APARCH(1,1)		APARCH(1,1)-SD	
Parametre	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t	Normal	Student-t
Ortalama Denklemi								
SQRT(GARCH)	-	-	0,03744	0,00753	-	-	-0,016313	-0,05002
C	-6,8E-06	-4,2E-04	-2,5E-04	-4,7E-04	2,1E-04	-1,4E-04	3,6E-04	2,0E-04
AR(1)	0,58719 ^a	-0,92085 ^a	0,57684 ^a	-1,02737 ^a	-0,01288	-0,01701	0,07713	-0,01654
AR(2)	1,20339 ^a	0,28010	1,21229 ^a	0,12312	1,81399 ^a	1,82646 ^a	1,24733 ^a	1,82171 ^a
AR(3)	-0,37484	0,76352	-0,36706	0,91498 ^a	-	-	-	-
AR(4)	-0,45622	0,55723 ^a	-0,46349	0,64744 ^a	-0,87209 ^a	-0,88808 ^a	-0,37194	-0,88303 ^a
MA(1)	-0,52927 ^a	0,97253 ^a	-0,52042 ^a	1,07601 ^a	0,02028 ^a	0,02290 ^a	-0,05414	0,02300 ^a
MA(2)	-1,26212 ^a	-0,25862	-1,27126 ^a	-0,09786	-1,83416 ^a	-1,84924 ^a	-1,29314 ^a	-1,84421 ^a
MA(3)	0,31585	-0,77889	0,30904	-0,92721 ^a	-	-	-	-
MA(4)	0,52507 ^a	-0,54439	0,53298 ^a	-0,64633 ^a	0,89768 ^a	0,91541 ^a	0,41763	0,91048 ^a
Varyans Denklemi								
C	3,4E-05	2,5E-05	3,6E-05	2,9E-05	8,2E-05	1,5E-05	3,3E-05	1,5E-05
APARCH- α	0,13312 ^a	0,16145 ^a	0,13424 ^a	0,16834 ^a	0,14396 ^a	0,13767 ^a	0,15516 ^a	0,13786 ^a
APARCH- δ	-0,39253 ^a	-0,35211 ^a	-0,39429 ^a	-0,35269 ^a	-0,38087 ^a	-0,27424 ^a	-0,32033 ^a	-0,26917 ^a
APARCH- β	0,83341 ^a	0,80245 ^a	0,83466 ^a	0,79639 ^a	0,83970 ^a	0,83627 ^a	0,82271 ^a	0,83436 ^a
APARCH- w	1,52133 ^a	1,59539 ^a	1,50465 ^a	1,57657 ^a	1,32247 ^a	1,66136 ^a	1,52123 ^a	1,66818 ^a
T-DIST, DOF	-	6,38244 ^a	-	6,19590 ^a	-	6,34623 ^a	-	6,31852
LogL	7080,61	7136,97	7080,72	7136,82	7012,31	7061,79	7007,58	7061,05
AIC	-6,83094	-6,88446	-6,83008	-6,88335	-6,76685	-6,81371	-6,76131	-6,81301
SIC	-6,79281	-6,84361	-6,78923	-6,83977	-6,73417	-6,77831	-6,72591	-6,77488

^a 0,01 düzeyinde anlamlıdır.

^b 0,05 düzeyinde anlamlıdır.

^c 0,10 düzeyinde anlamlıdır.

Her iki seri için öne çıkan model t dağılımına sahip APARCH(1,1) modelidir. Model diğer modellere göre LogL, AIC ve SIC bilgi kriterlerinde en iyi değerleri almıştır. Sırasıyla DLGDOLAR ve DLGEURO serileri için APARCH(1,1) modelinin varyans denklemleri aşağıdaki gibidir:

$$h_t^{1,595386/2} = 2,53E-05 + 0,161451(|\epsilon_{t-1}| - (-0,352105)\epsilon_{t-1})^{1,595386/2} + 0,836267h_{t-1}^{1,595386/2} \quad (42)$$

(0,4736) (0,0000) (0,0002) (0,0000)

(0,0000)

$$h_t^{1,661360/2} = \underset{(0,4994)}{1,48E-05} + \underset{(0,0000)}{0,137667}(|\epsilon_{t-1}| - \underset{(0,0023)}{(-0,274243)}\epsilon_{t-1})\underset{(0,0000)}{1,661360} + \underset{(0,0000)}{0,836267}h_{t-1}^{1,661360/2} \quad (43)$$

Her iki koşullu varyans denkleminde sabit terim hariç diğer parametre değerleri yüzde 1 düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. DLGDOLAR serisinin varyans denkleminde, model içinde tahmin edilen standart sapma kuvvet parametresi yaklaşık 1,60 iken, DLGEURO için bu değer yaklaşık 1,66'dır. Diğer yandan asimetri parametreleri sıfırdan farklı bir değer olarak serilerin koşullu varyansındaki asimetriklik etkisi de kanıtlanmıştır.

6.3. Modellerin Örneklem Dışı Öngörü Performansları

Uygun görülen tüm modeller içinde her iki seri için oynaklığın modellenmesinde en başarılı olanları tespit etmek için modellerin LogL, AIC ve SIC bilgi kriterleri dışında bir yıllık örneklem dışı öngörü performansları karşılaştırılmıştır. Tüm modeller için hesaplanan RMSE, MAPE, MAE ve TIC öngörü hata istatistikleri ve diğer üç kriter Tablo 6.10'da verilmiştir.

Tablo 6.10: DLGDOLAR ve DLGEURO Serileri İçin Uygun Bulunan Oynaklık Modellerinin Öngörü Hata İstatistik Değerleri ve Performans Karşılaştırması

Oynaklık Modeli	DLGDOLAR							
	RMSE	MAPE	MAE	TIC	AIC	SIC	LogL	
GARCH(1,1)	0.00008349	1 36225	4 0.00005750	3 0.4533	2 -6.88036	5 -6.84495	3 7130.73	5
CGARCH(1,1)-SD	0.00008464	5 38939	5 0.00005942	5 0.4440	1 -6.88409	4 -6.84052	5 7137.59	3
EGARCH(1,1)	0.00008408	4 33295	3 0.00005875	4 0.4678	3 -6.88811	2 -6.84999	2 7139.75	2
GJR(T)GARCH(1,1)	0.00008381	3 30626	1 0.00005566	1 0.4808	5 -6.89102	1 -6.85290	1 7142.77	1
APARCH(1,1)	0.00008377	2 30815	2 0.00005631	2 0.4781	4 -6.88446	3 -6.84361	4 7136.97	4

Oynaklık Modeli	DLGEURO							
	RMSE	MAPE	MAE	TIC	AIC	SIC	LogL	
GARCH(2,1)	0.00005857	1 58714	3 0.00004195	2 0.4611	1 -6.80658	5 -6.77390	4 7053.41	5
CGARCH(1,1)	0.00006726	5 54998	1 0.00003402	1 0.5256	5 -6.80922	4 -6.77382	5 7057.84	4
EGARCH(1,1)	0.00006009	4 58345	2 0.00004290	5 0.4751	4 -6.81179	3 -6.77910	2 7058.79	3
GJR(T)GARCH(1,1)	0.00005884	2 60743	5 0.00004226	3 0.4744	2 -6.81424	1 -6.78156	1 7061.34	2
APARCH(1,1)	0.00005919	3 60180	4 0.00004243	4 0.4750	3 -6.81371	2 -6.77831	3 7061.79	1

Açıklamalar: i) Her bir kriter bazında modellerin performanslarına göre en iyiden en kötüye sıralaması değerlerin yanında verilmiştir. ii) Tüm modeller t dağılımlıdır.

Her bir öngörü hata istatistik değeri ve LogL, AIC, SIC kriterleri bazında sıralaması yapılan oynaklık öngörü modelleri ve performanslarıyla ilgili şunları söyleyebiliriz:

i) Daha önce incelenen tüm asimetrik modellerin varyans denklemindeki asimetri parametresi anlamlı çıkmıştır. Öngörü performansına baktığımızda da asimetrik modeller simetrik modellere göre daha iyi sonuçlar vermiştir.

ii) DLDOLAR serisi için en iyi öngörü değerlerine sahip model asimetrik model olan GJR(T)GARCH(1,1) modelidir. Model MAPE, MAE istatistiklerinde ve AIC, SIC bilgi kriterlerinde en küçük değeri, LogL kriterinde ise en büyük değeri alarak yedi kriterin beşinde diğer modelleri geride bırakmıştır. RMSE ve TIC istatistiklerinde ise aynı başarıyı gösterememiştir. Bu iki istatistik değerine göre en iyi modeller sırasıyla GARCH(1,1) ve CGARCH(1,1)-SD modelleri olmuştur.

ii) DLGEURO serisi için sonuçlar biraz daha farklıdır. En iyi model sıralamasında RMSE ve TIC istatistiklerinde simetrik GARCH(2,1) modeli, MAPE ve MAE istatistiklerinde bir diğer simetrik model CGARCH(1,1) modeli ilk sırada yer almıştır. Fakat bu iki model LogL, AIC ve SIC kriterlerinde diğer üç asimetrik modelin gerisinde kalmışlardır. Bunlardan AIC ve SIC kriterlerinde GJR(T)GARCH(1,1), LogL kriterinde ise APARCH(1,1) modeli oynaklığın öngörülmesinde diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Diğer yandan MAPE ve MAE kriterlerinde ilk sırayı alan GARCH(1,1) modeli ve LogL kriterinde en yüksek değeri alan APARCH(1,1) modelinin ardından bu kriterlerde en iyi sonuçları veren ikinci model GJR(T)GARCH(1,1) modeli olmuştur. Bu sonuçlara göre genel olarak DLGEURO serisi için en uygun modelin yine GJR(T)GARCH(1,1) modeli olduğunu söyleyebiliriz.

Modelin serilerdeki ARCH etkisini yok edip edemediğini de incelememizde fayda olacaktır. GJR(T)GARCH(1,1) modeli çerçevesinde, serilerdeki ARCH etkisinin varlığına yönelik ARCH-LM testi ile artık değerler ve artık değerlerin karelerinin Q istatistikleri 1, 2, 5, 10, 20, 50 ve 60 gecikme için uygulanmış ve sonuçlara Tablo 6.11’de yer verilmiştir.

Tablo 6.11: GJR(T)GARCH(1,1) Modeli Hata Terimi ARCH-LM Testi, Q ve Q² İstatistikleri

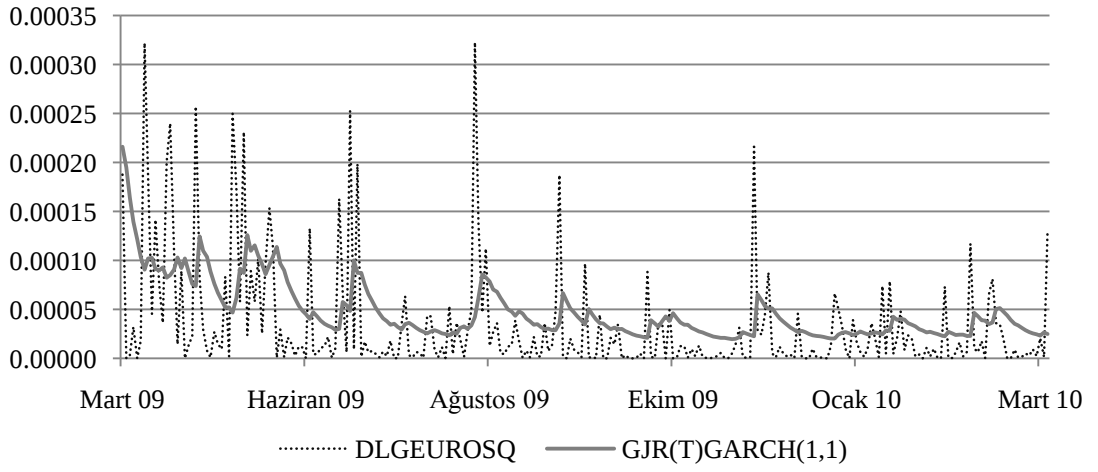
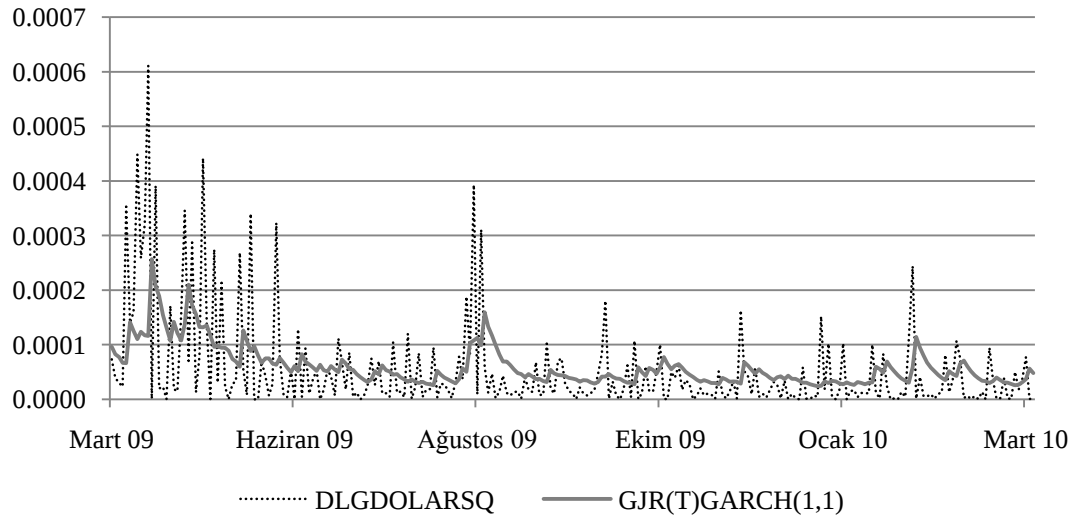
Gecikme	DLGDOLAR			DLGEURO		
	ARCH-LM Testi	Q	Q ²	ARCH LM Testi	Q	Q ²
1	0,53 (0,47)	- -	- -	0,55 (0,46)	- -	- -
2	0,67 (0,51)	- -	- -	0,67 (0,51)	- -	- -
5	0,47 (0,80)	- -	- -	0,29 (0,92)	- -	- -
10	0,43 (0,93)	7,11 (0,03)	4,27 (0,12)	0,71 (0,72)	7,31 (0,12)	7,25 (0,12)
20	0,71 (0,82)	12,19 (0,43)	14,10 (0,30)	0,45 (0,98)	16,29 (0,30)	10,65 (0,83)
50	0,75 (0,90)	33,21 (0,83)	38,44 (0,63)	0,49 (1,00)	33,76 (0,87)	25,99 (0,99)
60	0,67 (0,97)	43,68 (0,79)	43,00 (0,81)	0,52 (1,00)	45,14 (0,80)	31,94 (0,99)

Not: P değerleri parantez içinde verilmiştir.

Gerek ARCH-LM testi sonuçları, gerekse artık değerler ve karelerinin Q istatistik değerleri bize GJR(T)GARCH(1,1) modelinin serilerdeki ARCH etkisini yok ettiğini göstermektedir. Bir başka deyişle bu modelin serilerdeki oynaklık kümelenmelerini yakalamakta başarılı bir model olduğu sonucuna ulaşılabilir.

Diğer yandan bu modelin serilerdeki gerçekleşen oynaklık değerleriyle ne kadar örtüştüğünü ve ne derece doğrulukla tahmin ettiğini Şekil 6.1 yardımıyla görebiliriz.

Burada GJR(T)GARCH(1,1) modelinin örneklem dışı bir yıllık öngörü tahmin sonuçları ve aynı dönemde gerçekleşen oynaklık değerleri karşılaştırılmıştır. Öngörü değerlerinin, oynaklığın yükseldiği dönemlerde yükselme, oynaklığın düştüğü dönemlerde ise bir düşme gösterdiğini söyleyebiliriz. Öngörü değerleri gerçekleşen oynaklık değerleriyle birebir aynı olmasa da, onunla örtüşmekte ve oynaklıktaki yükselme ve düşmeleri yakalayabilmektedir.



Şekil 6.1: TL/\$ ve TL/€ Döviz Kurları Oynaklık Öngörüsü

7. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Dışa açılma sürecinin ve ülkeler arasındaki karşılıklı ticaretin hız kazandığı günümüz dünya ekonomisinde, ülkeler ve ülke içindeki karar alıcılar söz sahibi olabilme veya en azından bu süreçten uzak kalmama adına, birçok alanda kendilerini geliştirme ve dünya genelinde gelişen koşullara hızlı bir şekilde ayak uydurma ihtiyacı duymaktadır. Bu gelişimin ilk ve en önemli ayağı ise ekonomidir. Gerek ülke içi, gerekse uluslar arası alanda alınan ekonomik tedbirler ve uygulanan politikalar makro başarının temel ayaklarından. Bu temel ayak ise birçok mikro alanla desteklenmektedir.

Araştırma konumuz olan döviz piyasaları ise bu alanlardan yalnızca bir tanesidir. Son 25-30 yılda bu piyasalarda yaşanan hızlı gelişmeler ekonomik istikrarı sağlama konusunda döviz kuru piyasasının ön plana çıkmasını sağlamıştır. Özellikle, belirsizlik durumu içeren ve bir risk unsuru olarak görülen döviz kuru oynaklığı ekonomi alanında yetkili kurumların aldıkları kararları doğrudan etkilemektedir. Bu yüzden oynaklık öngörüsü zorunlu bir çalışma olmuştur.

Yatırımcılar için de durum farklı değildir. Finansal genişleme ve gelişen piyasalar sermaye sahiplerinin yatırımlarını çeşitlendirmesine yol açmış ve yapılacak yatırımlarla ilgili kararlar da bu anlamda zorlaşmıştır. Kar maksimizasyonu isteği, piyasalardaki oyuncular, rasyonel kararlar alarak en doğru portföy seçimi yapmaya yöneltmiştir. Üzerinde durduğumuz döviz piyasalarındaki döviz kuru getiri oynaklığının öngörülmesi de alınacak yatırım kararlarını doğrudan etkilemektedir.

Görüldüğü gibi gelişen tüm piyasalarda olduğu gibi döviz kuru piyasalarında da belirsizlik ve risk faktörü nedeniyle hem karar alıcılar, hem de yatırımcılar, belirsizliği en aza indirme ve riski dağıtma adına bu piyasalardaki gelişmeleri önceden bilme arayışlarına girmiştir. Bu arayışlarda özellikle piyasadaki verilerin oynaklığının öngörülmesine dair çalışmalar büyük ilgi görmüştür. Bu bağlamda, çalışmamızın amacı Türkiye’de öne çıkan iki döviz kuru serisi olan TL/Dolar ve TL/Euro getiri serileri için en uygun oynaklık öngörü modelinin bulunmasına

yönelik olmuştur.

Üzerinde çalışılan dönemde Türkiye’de dalgalı döviz kur rejimi hakimdir. Bunun yanında TCMB alım ve satım yoluyla döviz kuruna zaman zaman (özellikle oynaklığın yüksek olduğu dönemlerde) müdahale edebilmektedir. Veriler 2002 yılı sonrası alınarak yüksek oynaklığa neden olan 2000-2001 kriz ve sonrası dönem piyasa koşulları elimine edilerek, piyasaların görece daha istikrarlı olduğu döneme vurgu yapılmış, böylece döviz kurlarındaki oynaklığa yönelik daha saf ve etkin modeller oluşturulabilmiştir.

Tüm finansal getiri serilerinde görüldüğü gibi döviz kuru getiri serilerinde de karmaşık bir yapı söz konusudur. Serilerdeki kalın kuyruk, oynaklık kümelenmesi, kaldıraç (asimetriklik) etkisi, birlikte hareket etme gibi özellikleri doğru şekilde modellemek için birçok model geliştirilmiştir. Ardışık bağımlı değişen varyans modelleri finans yazınında en çok rağbet gören modellerdendir. Zira bu modeller getiri serilerinin sabit varyansa ve normal dağılıma sahip olduğunu reddeden, aksine serilerin değişen varyansa ve normal olmayan bir dağılıma sahip olduğu varsayımına dayanan modellerdir.

Oynaklık öngörü modelleri oluşturulurken, önce Euro ve dolar kuru getiri serilerinin dağılım özellikleri incelenmiş ve serilerin koşullu değişen varyans modelleri ile incelemesinin uygunluğu kanıtlanmıştır.

Serilerde ARCH etkisinin varlığı bulunduğundan sonra, bu etkiyi seriden temizleyebilecek ve varyans hareketlerini en iyi şekilde gösterebilecek tüm ardışık bağımlı değişen varyans modelleri tahmin edilmiştir. Bu modeller içinde, piyasa içindeki negatif ve pozitif şokların aynı etkiye sahip olduğunu savunan simetrik oynaklık modellerinin yanında, bu şokların farklı büyüklükte etkiler yarattığını belirten asimetrik modeller de yer almıştır.

TL/\$ ve TL/€ döviz kurları için oluşturulan simetrik ve asimetrik modeller çerçevesinde elde edilen örneklem dışı varyans öngörülleri, gerçekleşen oynaklık değerleriyle karşılaştırılmış, bu değerler kullanılarak hesaplanan RMSE, MAPE, MAE ve TIC hata istatistiklerine bakılarak en uygun model seçimi yapılmıştır. Hesaplanan öngörü hata istatistikleri ile birlikte modellerin LogL, AIC ve SIC bilgi kriterleri de getiri serileri için uygun oynaklık modelinin seçimine yardımcı olmuştur.

Tüm bu adımların uygulanması sonucu elde edilen bulgulara;

- i) TL/\$ ve TL/€ döviz kuru getiri serilerinin kalın kuyruk ve aşırı basıklık özellikleri nedeniyle, t dağılımlı modellerin normal dağılımlı modellere göre daha iyi tahmin sonuçları verdiği,
- ii) Koşullu varyans veya dönüşümlerinin koşullu ortalama modeline dahil edilmesini sağlayan ortalamadaki (in Mean) modellerin, oynaklık modellemesinde, çoğunlukla normal modellerin gerisinde kaldığı,
- iii) Asimetrikliği ele alan tüm modellerin varyans denklemlerinde asimetri parametresinin anlamlı olduğu ve meydana gelen pozitif bir şokun oynaklığı negatif bir şoktan daha fazla artırdığı,
- iv) Seriler için tahmin edilen oynaklık modellerinin öngörü performanslarına bakıldığında da; dolar kuru için asimetrik modellerin simetrik modellere göre oynaklığı öngörme de daha başarılı sonuçlar verdiği, Euro kuru için asimetrik modeller kadar simetrik modellerin de başarılı olduğu,
- v) Öngörü hata istatistiklerine baktığımızda; DLGDOLAR serisi için RMSE ölçütünde GARCH(1,1), MAPE ve MAE ölçütünde GJR(T)GARCH(1,1) ve TIC ölçütünde CGARCH(1,1)-SD modelinin daha başarılı olduğu; DLGEURO serisi için RMSE ve TIC ölçütlerinde GARCH(2,1), MAPE ve MAE ölçütlerinde ise CGARCH(1,1) modelinin diğer modellere göre daha iyi performans sergilediği,
- vi) Kriterlere genel olarak bakıldığında, doğru tanımlanmış tüm modeller içerisinde her iki seri için de oynaklığın en iyi tahmin edildiği ve öngörüldüğü modelin, asimetrik bir model olan t dağılımlı GJR(T)GARCH(1,1) modeli olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

KAYNAKÇA

- Akay, H. K., M. Nargeleçekenler. 2006. Finansal Piyasa Volatilitesi ve Ekonomi. **Ankara Üniversitesi SBF Dergisi**. c.61.s.4: 5-36.
- Aysoy, C., B. Ercan, Ç. İ. Kogar ve C. Özcan. 2006. Daily Volatility in the Turkish Foreign Exchange Market. **CBRT Research Department Discussion Paper** No. 9625. www.tcmb.gov.tr/yeni/evds/teblig/96/9625.html (Erişim Tarihi: 22.01.2010).
- Balaban, E. 2004. Comparative Forecasting Performance of Symmetric and Asymmetric Conditional Volatility Models of an Exchange Rate. **Economic Letters**. no:8399-105
- Bera, A. K., M. L. Higgins. 1993. ARCH Models: Properties, Estimation and Testing. **Journal of Economic Surveys**. c.7.s.4: 305-366.
- Bollerslev, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. **Journal of Econometrics** no.31:307-327
- Bollerslev, T., R.F. Engle and D.B. Nelson. 1994. ARCH models, in: **Handbook of Econometrics**. c.IV (North-Holland), 2959-3038.
- Chong, C. W., L. S. Chun and A. M. Idrees. 2001. Modelling the Volatility of Currency Exchange Rate Using GARCH Model. **Pertanika J. Soc. Sci. & Hum.** c.10.s.2: 85-95. ISSN: 0128-7702
- Copeland, L. S., P. Wang. 1994. Estimating Daily Seasonality in Foreign Exchange Rate Changes. **Journal of Forecasting**. c.13.s.6: 519-528.
- Çağlayan, E., T. Dayıoğlu. 2009. Döviz Kuru Getiri Volatilitesinin Koşullu Değişen Varyans Modelleri ile Öngörüsü. **İstanbul Üniversitesi Ekonometri ve İstatistik Dergisi**. c.9.s.1: 1-16.
- Çifter, A. 2004 Risk Yönetimi'nde (Skewed) Student-t ve GED Dağılımları ile Asimetrik ve (Kısmi) Entegre GARCH Modelleri: Eurobond Üzerine Bir Uygulama. **VIII. Ulusal Finans Sempozyumu**. İstanbul Teknik Üniversitesi.
- Dursun, G., H. Bozkurt. 2007. Reel Döviz Kurunun GARCH Modeli ile Tahmini ve Yabancı Doğrudan Yatırım İlişkisi: Türkiye Analizi. **8. Türkiye Ekonometri ve İstatistik Kongresi**, İnönü Üniversitesi, 24-25 Mayıs.
- Enders, W. (1995). **Applied Econometric Time Series**. New York: John Willey and Sons.

- Engle, R. F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation. **Econometrica**. no.50: 987-1008.
- Engle, R., G. J. Lee. 1999. A Permanent and Transitory Component Model of Stock Return Volatility. in R. Engle and H. White, (eds.), **Cointegration, Causality, and Forecasting: A Festschrift in Honor of Clive W. J. Granger**. Oxford: Oxford University Press: 475-497
- Glosten, L. R., R. Jagannathan and D. E. Runkle. 1993. On the Relationship Between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Returns on Stocks. **Research Department Staff Report**, no.157. Federal Reserve Bank of Minneapolis (Revised August 1993).
- Güloğlu, B., A. Akman. 2007. Türkiye’de Döviz Kuru Oynaklığının SWARCH Yöntemi ile Analizi. **Finans, Politik & Ekonomik Yorumlar**. c.44.s.512: 43-51.
- Harris, R., R. Sollis. 2003. **Applied Time Series Modelling and Forecasting**. Southern Gate, Chichester: Wiley & Sons, Ltd.
- Hausmann, R., U. Panizza and R. Rigobon. 2004. The Long-Run Volatility Puzzle of The Real Exchange Rate. **National Bureau of Economic Research. Working Paper**. no. 10751.
- Hsieh, D. A. 1988. The Statistical Properties of Daily Foreign Exchange Rates: 1974-1983. **Journal of International Economics**. c.24.s.1-2:129-145.
- Kıran, B. 2008. Döviz Kuru Volatilitésinin Asimetrik Üslü ARCH (APARCH) Modeli ile Tahmini. *Faculty of Business and Economics Journal*, 10(11). <http://fbe.emu.edu.tr/journal/doc/11-12/01.pdf> (Erişim Tarihi: 18.12.2009).
- Mandelbrot, B. 1963. The Variation of Certain Speculative Prices. **The Journal of Business**. c.36.s.4: 394-419.
- Mazıbaşı, M. 2005. İMKB Piyasalarındaki Volatilitenin Modellenmesi ve Öngörülmesi: Asimetrik GARCH Modelleri ile bir Uygulama. **VII. Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu**. İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Ekonometri Bölümü. 26-27 Mayıs. <http://www.ekonometridernegi.org/bildiriler/o16s3.pdf> (Erişim Tarihi: 20.12.2009).
- Mills, T.C. 1999. **The Econometric Modelling of Financial Time Series**. (2th Ed.). Cambridge: Cambridge University Press.
- Nelson, D. B. 1991. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. **Econometrica**. no.59: 347-370.
- Olowe, R. A. 2009. Modelling Naira/Dollar Exchange Rate Volatility: Application of Garch and Assymetric Models. **International Review of Business Research Papers**. c.5.s.3: 377- 398.

- Öztürk, K. 2006. Exchange Rate Volatility: The Case of Turkey. Yüksek Lisans Tezi. Ankara: ODTÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Schnabl, G. 2007. Exchange Rate Volatility and Growth in Small Open Economies at The EMU Periphery. **European Central Bank Working Paper Series**. No.773, July.
- Schwert, G.W. 1989. Why Does Stock Market Volatility Change Over Time. *Journal of Finance*.c.44.s.5: 1115-1153.
- Sengupta, J., R. E. Sfeir. 1996. Modelling Exchange Rate Volatility. **University of California, Santa Barbara, Economics Department Working Paper**. No. 12-96.
- Ünal, Ö. S. 2009. Döviz Kuru Oynaklığının Öngörülmesi ve Risk Yönetimi: Türkiye Örneği. Uzmanlık Yeterlilik Tezi, TCMB.
- Xiao, L., A. Aydemir. 2007. Volatility Modelling and Forecasting in Finance. In J. Knight & S. Satchell (Eds.), **Forecasting Volatility in The Financial Markets** (3 ed: 1-45).
- Yoon, S., K.S. Lee. 2008. The Volatility and Asymmetry of Won/Dollar Exchange Rate. **Journal of Social Sciences**. c.4.s.1: 7-9.

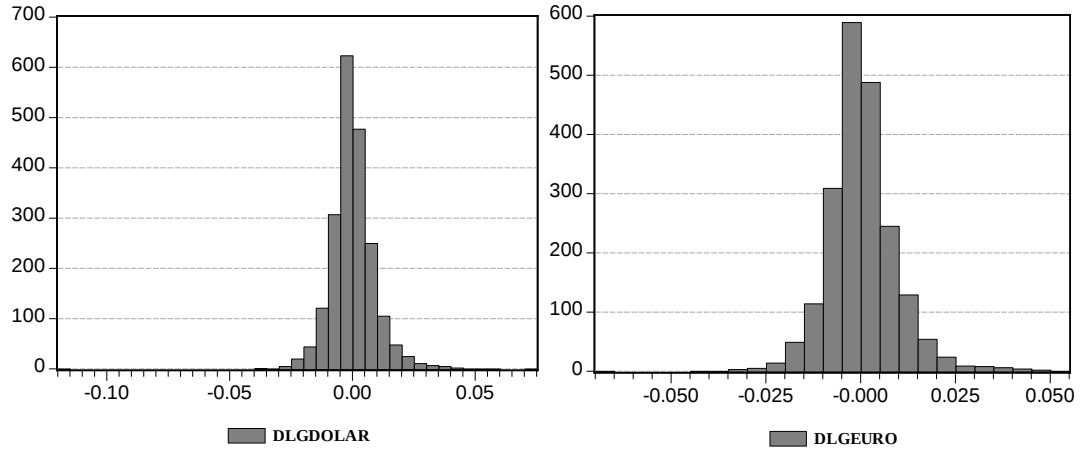
İnternet Adresleri

<http://evds.tcmb.gov.tr/> (Erişim Tarihi: 05.03.2010)

<http://finance.yahoo.com/> (Erişim Tarihi: 23.03.2010)

EKLER

Ek 1: DLGOLAR ve DLGEURO Serilerinin Sıklık Dağılımları



Ek 2: DLGOLAR ve DLGEURO Serilerinin Tanımlayıcı İstatistikleri

	DLGDOLAR	DLGEURO
Ortalama	0,000029	0,000227
Medyan (Ortanca)	-0,000693	-0,000466
En Büyük Değer	0,070406	0,054538
En Küçük Değer	-0,119382	-0,067732
Standart Sapma	0,009537	0,009468
Çarpıklık	-0,013028	0,570032
Basıklık	18,92874	7,590134
Jarque-Bera	21.915,55	1932,129
Olasılık	0,000000	0,000000

Not: Gözlem sayısı = n = 2073'tür.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Gökhan Güven
Doğum Tarihi : 24.08.1984
Doğum Yeri : Zonguldak
Lisans : Yıldız Teknik Üniversitesi-İktisat Bölümü
Mezuniyet Tarihi : 2007
Yabancı Dil : İngilizce
İş Deneyimi : TÜBİTAK-Proje Asistanı (Kasım 2008-
Kasım 2009)
Praktiker-Satınalma Asistanı (Mayıs 2007-
Ekim 2007)