

DÖVİZ KURLARINDA OYNAKLIK YAYILIM ETKİLERİNİN MGARCH YÖNTEMİ İLE MODELLENMESİ¹

MODELING THE EFFECTS OF VOLATILITY SPILLOVER IN EXCHANGE RATES WITH MGARCH METHOD

Hakan DEMİRGİL*, Sedef KESEKLER**

* Doç. Dr., Süleyman Demirel Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, hakandemirgil@sdu.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-9509-7751>

** Süleyman Demirel Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Ana Bilim Dalı, sedefksklr@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-0281-8554>

ÖZ

Volatilite, finansal piyasalarda belirli bir ürünün belirli bir zaman içerisinde fiyatında yaşanan değişimdir. Riskin temel göstergesi olan volatilite, finansın en önemli konularından birini oluşturmaktadır. Finansal zaman serilerinde volatilitenin modellenmesi ve tahmini önemle üzerinde durulan konulardan biridir. Bu çalışmada Türk lirasının farklı ülkelerin para birimlerine karşı değerinde yaşanan oynaklığın yayılım etkisinin olup olmadığı incelenmiştir. Temel amaç çok değişkenli M-GARCH modellerini kullanarak Türkiye'nin dış ticaretinde önemli paya sahip ülkelerin para birimleri arasındaki oynaklık yayılım ilişkisini belirlemesidir. Bu kapsamda ele alınan veriler, Ocak 2005-Mart 2019 döneminden oluşup, aylık olarak incelenmiştir. Türkiye'nin dış ticaretinde en büyük paya sahip beş ülkenin para birimi çok değişkenli GARCH (M-GARCH Dinamik Koşullu Korelasyon) modeli ile incelenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre beş değişken için Dinamik Koşullu Korelasyon modelinde anlamlı bulgulara ulaşılmış ve para birimleri arasında oynaklık etkileşiminin olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Çok Değişkenli GARCH Modelleri, Döviz Kurları, Oynaklık (Volatilite).

Jel Kodları: F31, B23, C58, C22.

ABSTRACT

Volatility means that the change in the price of a particular product in a given time in financial markets. As the main indicator of risk, volatility constitutes one of the most important issues in finance. Modeling and estimation of volatility in financial time series is one of the topics that are emphasized. In this study, it is examined whether the volatilities experienced in the value of the Turkish lira against the currencies of different countries have spread effects. The main objective of the study is that, by using multivariate M-GARCH models, determining the volatility spillover between the currencies of countries with a significant share in Turkey's foreign trade. The data discussed in this context consisted of January 2005-March 2019 period and were examined monthly. Currency of the five countries which have biggest share of the Turkey's foreign trade, investigated with multivariate GARCH (Dynamic Conditional Correlation GARCH-M) model. According to the results, meaningful findings were obtained in Dynamic Conditional Correlation model for five variables and it was found that there was volatility interaction between currencies.

Keywords: Multivariate GARCH Models, Exchange Rates, Volatility.

Jel Codes: F31, B23, C58, C22.

¹ Bu çalışma Sedef KESEKLER'in Yüksek Lisans tez çalışmasından hazırlanmıştır.

1.GİRİŞ

Volatilite sözlük anlamı itibari ile oynaklık demektir. Yani bir değişkenin gerçek değerinin ortalama değerden ne kadar uzaklaştığını ölçer. Kısaca dalgalanma düzeyi olarak da tanımlanabilir. Finans literatüründe ise finansal varlık getirilerinin standart sapması ya da varyansı olarak kullanılır (Mazıbaş, 2005: 1-29). Volatilite akademik olduğu kadar piyasalar için de önemlidir. Çünkü volatilite artışı riskin artışı da beraberinde getirir. Bu bağlamda volatilite riskin bir göstergesi olarak da kabul edilebilir.

Döviz kuru oynaklığı (volatilitesi) ise, döviz kuru serilerinde çeşitli dönemlerde meydana gelen artış ve azalışları ifade eder. Kurdaki oynaklığın artması finansal istikrarsızlığın yanı sıra belirsizlik durumunu destekleyerek iktisadi karar alma sürecini zorlaştırır. Bu nedenle döviz kuru serilerinde yayılımın normal seyir izlemesi önem arz eder.

Bu çalışmada Türkiye'nin dış ticaretinin fazla olduğu ülkelerin para birimleri ele alınarak TL ile aralarındaki volatilité ilişkisi incelenmiştir. Literatürde çok sık ele alınmayan çok değişkenli GARCH modelleri ile bundan sonra yapılacak araştırmalara katkıda bulunmak istenmiştir. TL'nin diğer para birimleri karşısında değer değişimleri ve oynaklıkları dikkate alarak yapılacak kur tahminlerinin karar verici ve yatırımcılara katkı sağlaması amaçlanmaktadır. Araştırma kapsamında Ocak 2005-Mart 2019 dönemi aylık olarak incelenmiştir. Burada temel amaç Türkiye'nin dış ticaretinde önemli bir yere sahip olan ülkelerin para birimleri ABD Doları (USD), Euro (EUR), Rus Rublesi (RUB), İngiliz sterlini (GBP) ve Japon yeni (JPY) getiri serilerine ait oynaklık yayılım süreçleri ve seriler arasındaki ikili oynaklık etkileşimlerini incelemektir. Bu amaç doğrultusunda öncelikle volatilité kavramından bahsedilmiş, ardından analiz kısmında kullanılan Dinamik Koşullu Korelasyon modeli ile ilgili bilgi verilmiş ve genel bulgular belirtilmiştir.

2. VOLATİLİTE

Risk kavramı ekonometride varyans olarak ifade edilir ancak genel varsayımların aksine varyans sabit değildir, zamana bağlı olarak değişir, bu durum değişen varyans ya da volatilité olarak adlandırılır. Diğer bir tanım ile volatilité, öngörü hatalarındaki istikrarsız dalgalanma veya olağan dışı değişebilirlik durumudur. Sözlük anlamı itibariyle oynaklık demektir. Gerçekleşen fiyatların ortalama fiyatlardan ne kadar uzaklaştığını ölçen volatilité, dalgalanma seviyesi olarak da tanımlanabilir. Fiyatlardaki değişimin ne kadar yüksek aralıklarla gerçekleştiğini aynı zamanda finansal ürünün fiyat hareketleri arasındaki farkın büyüklüğünü ölçmekte kullanılır (Yavuz, 2015). Finansal varlıklara ait getirilerde volatiliteden kaynaklanan risklerin artması, yatırım kararlarında volatilitenin göz önünde bulundurulması karar verilmesini gerektirmektedir. Volatilitenin öngörülebilmesi, değişen varyansın ele alınmasıyla ve modellenmesiyle mümkündür (Sağlam-Başar,2016: 23-29).

3. YÖNTEM

Volatilite risk yönetiminde temel bir kavramdır. Finansal bir varlığın riski getirilerindeki değişkenlikten kaynaklanır. Diğer bir deyişle, finansal piyasalardaki risk kavramı, gerçekleşen getirinin beklenen değerden sapma olasılığını gösterir. Yakın zamana kadar sermaye piyasalarında volatilitéyi ölçmek için hisse senedi değişimlerinin standart sapması kullanılmıştır. Klasik standart sapma hesaplamalarında doğrusal zaman serisi yöntemi kullanılırken, varyansın zaman içerisinde değişkenlik göstermediği varsayılmıştır. Fakat günümüzde, finansal değişkenler için varyansın sabit olduğu kabulü geçerli olmamaktadır (Atakan, 2009: 48-61). Özellikle, enflasyon oranları, döviz kurları, faiz oranları gibi birçok değişkende bu durumla karşılaşılabilir. Yani serinin zaman içinde durağan

olmasına karşın varyansının zaman içinde sabit olmadığı görülebilir. Serilerde sabit varyans varsayımı sağlanamadığı durumlarda ise son yıllarda Engle (1982) tarafından önerilen otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modeli kullanımı yaygınlaşmıştır (Aktaş-Akyurt, 2006: 87-106).

ARCH modelindeki kimi eksik olan durumlar GARCH modelinin ortaya çıkmasına neden olmuştur. Bu eksikliklerden ilki, ARCH (p) modelinin p adet otoregresif terime ait katsayı tahminlerini gerektiriyor olmasıdır. Bu da çok sayıda serbestlik derecesini gerektirmektedir. İkincisi, genellikle tüm katsayıları (özellikle bazıları negatif olduğunda) yorumlamak zordur. Üçüncüsü, En Küçük Karalar (EKK) yöntemi ortalama ve varyans fonksiyonlarını beraber tahmin etmek için yeterli olmamaktadır. Bu gibi nedenlerden dolayı literatürde ARCH(3)'ten daha yüksek olan bir ARCH modelinin, Tim Bollerslev tarafından geliştirilen GARCH (Genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans) modeliyle daha iyi şekilde tahmin edilebileceği ortaya konulmuştur. (Bollerslev, 1986). GARCH modeli, ARCH modelinin genelleştirilmiş bir hali olup genelleştirilmiş ARCH'ı temsil etmektedir (Akar, 2007: 201-217). GARCH modelini ARCH modeline kıyasla üstün kılan şey çok fazla değişken tahminine gerek duymaksızın volatilitiyi modelleyebilmesidir. Bu model esnek yapısı ve daha çok geçmiş bilgiyi barındırması yönüyle önem kazanmaktadır. Denklem (3.2)'de de görüldüğü gibi GARCH modellerinde t dönemdeki koşullu varyans (σ_t^2) yalnız hata terimlerinin geçmiş değerlerine (ε_{t-i}^2) bağlı değil, aynı zamanda geçmişteki koşullu varyanslara da bağlıdır. Hata terimlerinin varyansı, hem kendi geçmiş değerlerinden hem de koşullu varyans değerlerinden etkilenir (Ergen, 2010: 64) Denklem (3.1.) ise ARCH sürecini göstermektedir.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (3.1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (3.2)$$

Koşullu değişen varyans modellerini genel olarak Simetrik, Asimetrik ve Çok Değişkenli modeller olarak üç başlık altında ele almak mümkündür. Simetrik koşullu değişen varyans modelleri piyasaya etki eden olumlu ve olumsuz haberlerin volatilité üzerindeki etkisini aynı olduğunu varsayarken Asimetrik koşullu değişen varyans modellerinde ise bu etki eşit kabul edilmez. Çok değişkenli GARCH modelleri ise tek değişkenli ARCH-GARCH modellerinin farklı bir şekli olarak ortaya çıkmıştır. Bu modelleme şekli birden çok değişkeni göz önünde bulundurarak değişkenler arasındaki koşullu varyans, koşullu korelasyon gibi faktörlerinde incelenmesine imkan sağlar (Yavuz, 2015: 324-335). Çok değişkenli GARCH modelleri de kendi içinde Vektör Hata Düzeltme (VECH) modeli; Baba, Engle, Kraft ve Kroner (BEKK) modeli; Dinamik Koşullu Korelasyon (DCC) modeli ve Sabit Koşullu Korelasyon (CCC) modeli olarak dörde ayrılır. VECH, BEKK, DCC ve CCC modellerinin tümünde ortalama denklem tanımları eşdeğerdir. Yalnızca koşullu varyansın tahmini sürecinde önemli olan koşullar farklılık gösterir (Sattary, 2014: 29).

Bu çalışmada çok değişkenli GARCH modellerinden biri olan DCC modeli ile analiz gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle burada DCC modeli ile ilgili önemli noktalar ele alınacaktır.

Dinamik koşullu korelasyon (DCC) Engle (2002) tarafından geliştirilen, zaman değişkenliğini içerisinde bulduran bir modeldir. Bu modelde ilk olarak portföydeki bütün finansal varlıklar için tek tek oynaklık tahmin edilir. Ardından getirinin koşullu standart sapmaya bölünmesi ile elde edilen standartlaştırılmış hata terimleri oluşturulur. Bu durumu gerçekleştirmek için, getiriyi koşullu standart sapmaya bölmek gereklidir. Son olarak ise standartlaştırılmış hata terimleri arasındaki korelasyon az sayıdaki parametre örnekleri kullanılarak tahmin edilmektedir (Çifter-Özün, 2007).

DCC modelinde koşullu korelasyon sabit değildir ve korelasyonların zamanla değişebileceği model ilgili değişkenlerin ortalamaları '0' ve varyansı H_t ile normal dağılacığını ifade etmektedir (Atmaca, 2018).

$$r_t/F_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (3.3)$$

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (3.4)$$

DCC modelinde bulunan D_t matrisinin her bir elamanı tek değişkenli GARCH modeli ile aşağıdaki şekilde açıklanabilmektedir (Hashim-Masih, 2015).

$$h_{it} = \alpha_{i0} + \sum_{q=1}^{Q_i} \alpha_{iq} \varepsilon_{i,t-q}^2 + \sum_{p=1}^{P_i} \beta_{ip} h_{i,t-p} \quad i=1, \dots, N \quad (3.5)$$

Verilmiş olan (3.5) varyans denkleminde α_{i0} sabit terimi, α_{iq} kısa dönemde geçmiş şokların etkisini (ARCH), β_{ip} Geçmiş oynaklıkların uzun dönem etkisini (GARCH) ifade etmektedir. Varyansların pozitif olma şartıyla durağanlığın sağlanması için aşağıdaki şartın sağlanması gereklidir:

DCC Modelin Pozitif Tanımlama Şartları is şu şekildedir;

- i. $\omega_i > 0$
- ii. $\alpha_{iq} \forall q \in [1, \dots, Q_i]$ ve $\beta_{ip} \forall p \in [1, \dots, P_i]$ h_{it} 'nin pozitifliğini sağlamalı.
- iii. $h_{i,0} > 0$
- iv. $1 - \sum_{q=1}^{Q_i} \alpha_{iq} L^q + \sum_{p=1}^{P_i} \beta_{ip} L^p$ terimin kökleri birim çemberin dışında olmalı ve DCC parametre tahmin edicileri Q_t 'yi sağlamalıdır.
- v. $\alpha_m \geq 0 \forall m \in [1, \dots, M_i]$ ve $\beta_n \geq 0 \forall n \in [1, \dots, N_i]$
- vi. $\sum_{m=1}^M \alpha_m + \sum_{n=1}^N \beta_n < 1$
- vii. $\bar{R}_t > \delta > 0$ (Engle & Sheppard, 2001).

$$\sum_{q=1}^{Q_i} \alpha_i + \sum_{p=1}^{P_i} \beta_i < 1 \quad (3.6)$$

Engle-Sheppard (2001) dinamik koşullu korelasyonu, DCC (p,q), aşağıdaki denklemdeki gibi ifade etmiştir.

$$Q_t = (1 - \sum_{m=1}^M \alpha_m - \sum_{n=1}^N \beta_n) \bar{Q} + \sum_{m=1}^M \alpha_m (\varepsilon_{t-m} \varepsilon_{t-m}') + \sum_{n=1}^N \beta_n Q_{t-n}, m, n = 1, \dots, k \quad (3.7)$$

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1} \quad (3.8)$$

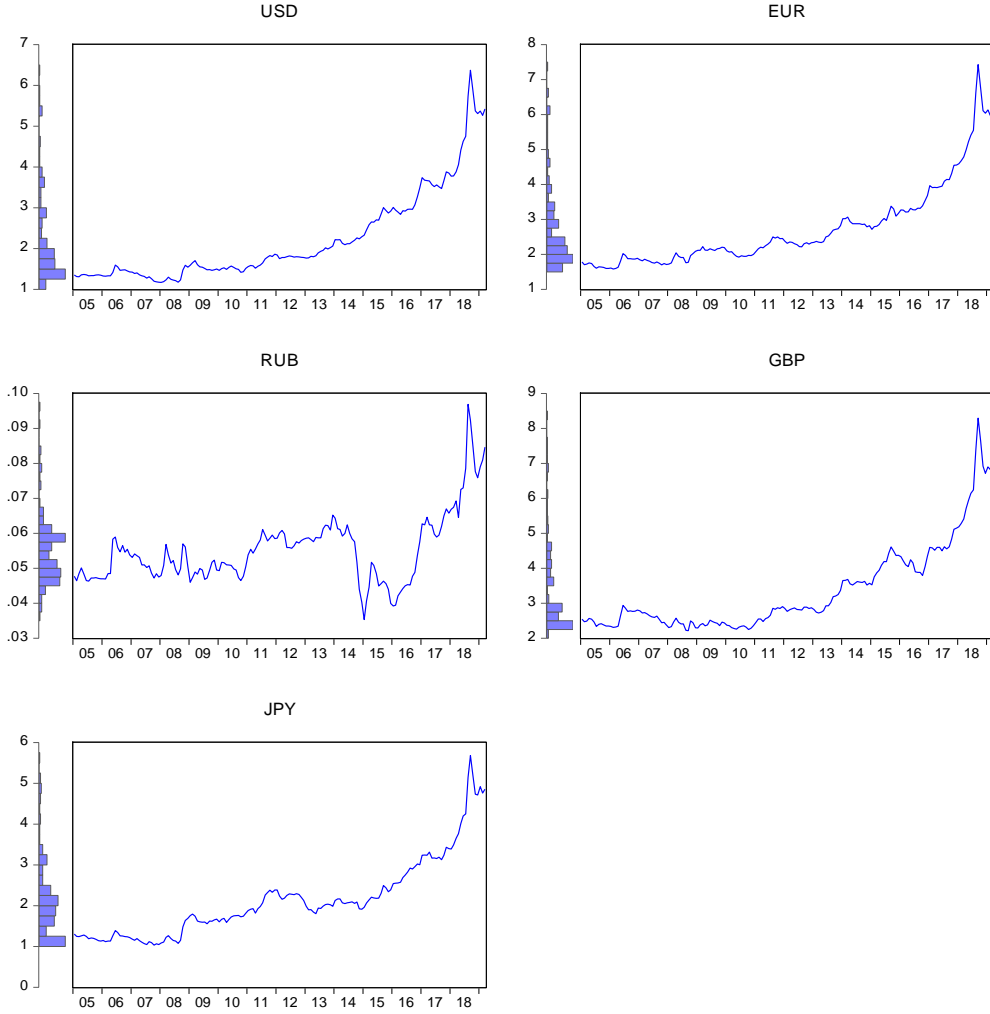
$$Q_t^* = \begin{bmatrix} \sqrt{q_{11}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{q_{22}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sqrt{q_{NN}} \end{bmatrix}$$

Q_t dinamik sürecin yapısını tanımlayan pozitif tanımlı bir matris, \bar{Q} standartlaştırılmış hataları kapsayan koşulsuz kovaryansları ve R_t standartlaştırılmış hata terimlerinin (ε_t), NxN boyutundaki koşullu korelasyon (ρ_{ij}) matrisini ifade etmektedir (Köse-Terzioğlu, 2014).

4. EKONOMETRİK ANALİZ

4.1. Model ve Veri Seti

Çalışmanın bu kısmında Türkiye'nin dış ticaretinde önemli bir yere sahip olan ülkelerin para birimleri olan ABD Doları (USD), Euro (EUR), Rus Rublesi (RUB), İngiliz sterlini (GBP) ve Japon yeni (JPY) getiri serilerine ait oynaklık yayılım süreçleri ve seriler arasındaki ikili oynaklık etkileşimleri 2005:01-2019:03 dönemi aylık verileri için çok değişkenli DCC (Dinamik Koşullu Korelasyon) modeli kullanılarak analiz edilmiştir. Burada öncelikle döviz kuru serilerine ait zaman yolu grafiği incelenmiştir.



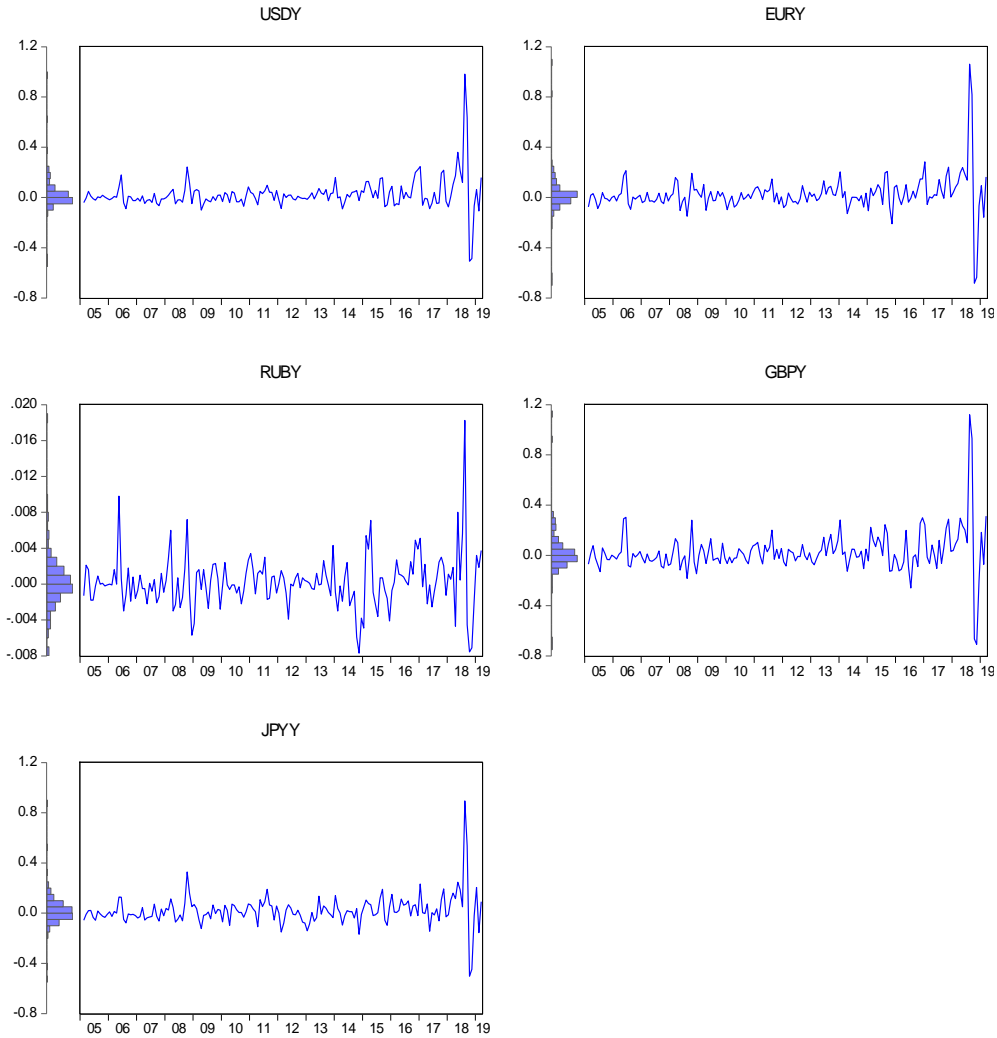
Şekil 1: Döviz Kurları Zaman Yolu Grafikleri

Şekil 1’de her bir seriye ait zaman yolu grafiği ayrı ayrı incelendiğinde, Ruble dışındaki diğer serilerde benzer şekilde bir trend olduğu görülmektedir. Grafiklerde serilerin ortalaması zaman boyunca değişmektedir. Bu sebeple, sezgisel olarak serilerin durağan olmayan bir yapı içerdiği söylenebilir.

Döviz kuru serilerine ait getiriler, logaritmik birinci farklar alınarak eşitlik (4.1)’de verilen formül ile hesaplanarak türetilmiştir,

$$R_t = \log \left(\frac{ER_t}{ER_{t-1}} \right) \times 100 \quad (4.1)$$

Burada ER_t , t gününde oluşan döviz kuru değerini, R_t ise t günündeki getiriyi ifade etmektedir. Döviz kuru getiri serileri zaman yolu grafikleri Şekil 2’de verilmiştir. Serilerin birinci fark alma işlemleri yapıldıktan sonra durağan hale getirilmiştir.



Şekil 2: Döviz Kurları Getiri Serilerinin Zaman Yolu Grafikleri

Döviz kuru değişimleri getiri endeksleri Şekil 2'de incelendiğinde kurlar ile ilgili genel bir değerlendirme yapılabilir. Rus Rublesi dışındaki ülkelere ait getiri grafiklerindeki benzerlik, ülkelerin döviz kuru yapılarının da benzer olduğunu göstermektedir. Bu sebeple finansal piyasaların krizler, şoklar iyi-kötü haberler gibi oynaklığı etkileyecek ekonomik olaylardan benzer şekilde etkilendikleri söylenebilir. Şekil 2'de verilen getiri grafiklerinde görüldüğü üzere 2008

ekonomik krizi getiri değerlerinde dalgalanmalara yol açmıştır. Bunun yanında özellikle kriz dönemlerinde düşük getirilerin düşük getirileri, yüksek getirilerinde yüksek getirileri izlediği görülmektedir. Bu durum finansal getiri serilerindeki oynaklık kümelenmesinin bir göstergesidir. Ayrıca serilerin getiri serisine dönüştürüldüğünde durağan hale geldiği görülmektedir. Döviz kuru getiri serilerinin tanımlayıcı istatistikleri Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1: Döviz Kuru Getiri Serilerinin Tanımlayıcı İstatistikleri

	USD	EUR	GBP	JPY	RUB
Standart Sapma	3.721	3.563	3.644	4.499	5.092
Jarque-Bera	2.423 (0.000)*	1.120 (0.000)*	8.066 (0.000)*	2.577 (0.000)*	6.486 (0.000)*

NOT: Parantez içinde verilen değerler test istatistiklerinin olasılık (p) değeridir.

* : %1 seviyesinde anlamlılığı göstermektedir.

Tablo 1'e göre standart sapma değeri, dolayısıyla oynaklığı en yüksek para birimi %5.09 ile Ruble'dir. Diğer kurlar içinse oynaklık değerleri sırası ile %4.49 Japon yeni, %3.72 ile Amerikan Doları, %3.64 ile İngiliz sterlini ve %3.56 ile Euro takip etmektedir.

4.2. Kullanılan Yöntem ve Ampirik Bulgular

Tablo 2'de Ljung-Box, White ve ARCH-LM test sonuçları verilmiştir. Buna göre Q istatistik değerleri her bir değişken için otokorelasyon durumunu, White test istatistik değerleri değişen varyans durumunu ve ARCH-LM test değerleri ise değişkenlerdeki ARCH etkisinin varlığını test etmek için kullanılmıştır.

Tablo 2: Getiri Serilerinin Ljung Box, White ve ARCH-LM Test Sonuçları

	Q(10)	Q(20)	White Test İstatistiği	ARCH-LM(1)	ARCH-LM(5)
USD	243.512 (0.0067)*	339.320 (0.0266)**	148.37 (0.0000)*	8.219 (0.0041)*	12.225 (0.0318)**
EURO	192.938 (0.0362)**	287.421 (0.0932)	137.936 (0.0000)*	22.966 (0.0000)*	31.120 (0.0000)*
RUB	292.420 (0.0011)*	365.258 (0.0133)*	142.58 (0.0000)*	7.765 (0.0053)*	24.101 (0.0002)*
GBP	23.54.92 (0.0089)*	313.051 (0.0513)	136.97 (0.0000)*	19.668 (0.0000)*	22.993 (0.0003)*
JPY	201.737 (0.0277)**	253.013 (0.1901)	154.17 (0.0000)*	4.630 (0.0314)**	5.459 (0.0362)**

NOT: Parantez içinde verilen değerler test istatistiklerinin olasılık (p) değeridir.

* : %1 seviyesinde anlamlılığı göstermektedir.

** : %5 seviyesinde anlamlılığı göstermektedir.

Ljung Box Pierce Q istatistiği (10 ve 20 gecikme için) tahmin sonuçları incelendiğinde hata terimleri ve hata terimlerinin kareleri arasında güçlü bir otokorelasyon ilişkisi olduğu görülmektedir.

Her bir değişkene ait varyansların homojen dağılıma sahip olduğunu test etmek için yapılan White testinde sonuçlar incelendiğinde tüm değişkenler için yokluk

hipotezi ($H_0: \Sigma \varepsilon^2 = \sigma^2$) reddedilmektedir. Bu bize ilgilenilen zaman serisi modellerinin tamamında güçlü bir değişen varyans durumu olduğunu gösterir ve bu durum da, döviz kuru getiri serilerinin ARCH-GARCH tipi modellemeye elverişli olduklarına işaret eder.

Finansal zaman serilerinin temel özelliği otoregresif değişen varyansı içermesidir. Bu sebeple otoregresif süreçli değişen varyansı

yok etmek yerine, serinin temel özelliklerini göz önünde bulundurarak modellemeler yapabilen volatilité tahmininde bulunmak daha gerçekçi sonuçları ortaya koyacaktır. Elde edilen tahmin sonuçlarına göre yapılacak olan öngörüler daha gerçekçi ve güvenilir olacaktır. Bu sebeple, bu çalışmada serideki değişen varyansı yok etmeyip bu durumu yakalayabilen ve finansal zaman serilerine daha uygun olan ARCH-GARCH modelleri kullanılmıştır. ARCH yapısının varlığını gösteren ve Tablo 2’de verilen ARCH Lagrange çarpanı (ARCH-LM) test

sonuçlarına göre tüm serilerde ARCH etkisi bulunmaktadır. Bu durum getiri serilerinin oynaklığının analizinde ARCH-GARCH model seçimini doğrulamaktadır.

Model Belirleme

İncelenen döviz kuru getiri modellerinde ARCH-GARCH etkisinin varlığı ortaya konulduktan sonra bu kısımda, çeşitli koşullu varyans modelleri denenerek döviz kuru getiri serileri için uygun olan ARCH/GARCH modelleri Tablo 3’te verilen model seçim kriterlerine göre belirlenmeye çalışılmıştır.

Tablo 3: Model Seçim Kriterleri

Model	Akaike Bilgi Kriteri (AIC)	Schwarz Bilgi Kriteri (SIC)	Maksimum Likelihood (ML)
Arch(1) Garch(1)	645.6228	686.3114	-309.8114
Arch(1) Garch(2)	645.3006*	685.9892*	-309.6503*
Arch(1) Garch(3)	646.1833	686.872	-310.0917
Arch(2) Garch(2)	647.197	687.8857	-310.5985
Arch(2) Garch(3)	647.2592	687.9479	-310.6296

Modeldeki terimlerin sayısını dikkate alarak modelin uyumunun iyiliğini ölçen Akaike bilgi kriteri (AIC) aynı zamanda çok değişkenli alternatif modeller arasında iyi uyum sağlayan modelin seçim kriteri olarak da kullanılmaktadır. Schwarz bilgi kriteri (SIC) AIC gibi aynı karar kurallarının uygulandığı bir istatistiktir. İyi bir uyum için uygun olan en ideal sonuç

AIC ve SIC’nin mümkün olduğu kadar küçük olmasıdır. Yukarıda verilmiş model sonuçlarına göre en küçük olan AIC ve SIC değeri ARCH(1) GARCH(2) ‘dir. Diğer bir kriter olan maksimum likelihood (ML) de ise en büyük olan değer seçilir. Buna göre de yine Arch(1) Garch(2) modeli seçilmiş olur.

Tablo 4: MGARCH-DCC ARCH(1) GARCH(2) Model Tahmini Sonuçları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	Olasılık
c_1	2.833	1.186	0.001*
c_2	2.777	1.092	0.011*
c_3	9.495	2.361	0.000*
c_4	0.171	1.160	0.176
c_5	0.549	0.314	0.081
d_{11}	0.411	0.109	0.000*
d_{12}	-0.146	0.106	0.171
d_{13}	0.238	0.059	0.000*
d_{14}	0.042	0.105	0.686
d_{15}	-0.012	0.091	0.163
b_{11}	0.270	0.090	0.003*
b_{12}	0.435	0.165	0.008*
d_{21}	0.199	0.113	0.080

Parametre	Katsayı	Standart Hata	Olasılık
d_{22}	0.145	0.124	0.245
d_{23}	0.328	0.059	0.000*
d_{24}	-0.179	0.117	0.125
d_{25}	-0.067	0.090	0.452
b_{21}	0.177	0.068	0.009*
b_{22}	0.532	0.136	0.000*
d_{31}	0.335	0.193	0.083
d_{32}	-0.081	0.194	0.675
d_{33}	0.314	0.090	0.000*
d_{34}	-0.367	0.195	0.059*
d_{35}	-0.020	0.136	0.881
b_{31}	0.418	0.150	0.005*
b_{32}	0.194	0.130	0.135
d_{41}	-0.031	0.125	0.171
d_{42}	0.308	0.128	0.809
d_{43}	0.096	0.063	0.000*
d_{44}	-0.114	0.132	0.467
d_{45}	1.572	0.101	0.263
b_{41}	0.106	0.047	0.026**
b_{42}	0.756	0.134	0.000*
d_{51}	0.365	0.149	0.015*
d_{52}	-0.136	0.158	0.391
d_{53}	0.277	0.058	0.000*
d_{54}	-0.248	0.152	0.104
d_{55}	0.127	0.125	0.310
b_{51}	0.021	0.023	0.002*
b_{52}	0.965	0.017	0.000*
λ_1	0.044	0.019	0.023**
λ_2	0.802	0.074	0.000*

NOT: Parantez içinde verilen değerler test istatistiklerinin olasılık (p) değeridir.

* : %1 seviyesinde anlamlılığı göstermektedir.

** : %5 seviyesinde anlamlılığı göstermektedir.

Yukarıdaki Tablo 4'de tüm değişkeler için MGARCH-DCC ARCH(1) GARCH(2) modeli parametre tahminleri verilmiştir. Çıktı tablosu her birini modellemek için kullanılan ortalama ve varyans parametreleri için sonuçları göstermektedir. DCC modelinin matris gösterimi aşağıda verilmiştir.

$$C = \begin{bmatrix} 2.833 \\ 2.777 \\ 9.495 \\ 0.171 \\ 0.549 \end{bmatrix}$$

D=

$$\begin{bmatrix} 0.411 & -0.146 & 0.238 & 0.042 & -0.012 \\ 0.199 & 0.145 & 0.328 & -0.179 & -0.067 \\ 0.335 & -0.081 & 0.314 & -0.367 & -0.020 \\ -0.031 & 0.308 & 0.096 & -0.114 & 1.572 \\ 0.365 & -0.136 & 0.277 & -0.248 & 0.127 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.270 & 0.435 \\ 0.177 & 0.532 \\ 0.418 & 0.194 \\ 0.106 & 0.756 \\ 0.021 & 0.965 \end{bmatrix}$$

Buna göre matris formatı verilmiş DCC model için C matrisi sabit terimleri, D matrisi ortalama denklemi oluşturan gecikme katsayılarını, B matrisi ise

bugünkü koşullu varyansın geçmiş koşullu varyansın nasıl etkilendiğini gösteren katsayı ve beklenmeyen şokların koşullu varyans üstündeki etkisini ölçen katsayılar bütünü ifade etmektedir. Yani varyans denklemini oluşturan katsayılar bütünü ifade etmektedir.

$$h_{it} = \alpha_{i0} + \alpha_{iq} \varepsilon_{i,t-q}^2 + \beta_{i,t-p} \quad (4.2)$$

Yukarıda verilmiş olan (4.2) denkleminde α_{i0} sabit terimi, α_{iq} ARCH, β_i ise GARCH parametresini göstermekte ve ilgili parametreler $\alpha_{i0} > 0$, $\alpha_{iq} > 0$, $\beta_i > 0$, $\alpha_{iq} + \beta_i < 1$ varsayımları altında tahmin edilmiştir. ARCH katsayıları kısa dönemde geçmiş şokların ya da haberlerin etkisini gösterirken GARCH katsayıları ise geçmiş koşullu oynaklık bağımlılığını diğer bir ifade ile geçmiş oynaklıkların uzun dönem sürekliliğini (kalıcılığını) ifade etmektedir. Oluşan varyans denklemleri ise USD, EUR, RUB, GBP ve JPY için sırası ile aşağıda verilmiştir.

$$h_{11,t} = 2.833 + 0.270 \varepsilon_{1,t-1}^2 + 0.435 h_{11,t-1} \text{ USD/TL için} \quad (4.3)$$

$$h_{22,t} = 2.777 + 0.177 \varepsilon_{1,t-1}^2 + 0.532 h_{22,t-1} \text{ EUR/TL için} \quad (4.4)$$

$$h_{33,t} = 9.495 + 0.418 \varepsilon_{1,t-1}^2 + 0.194 h_{33,t-1} \text{ RUB/TL için} \quad (4.5)$$

$$h_{44,t} = 0.171 + 0.106 \varepsilon_{1,t-1}^2 + 0.756 h_{44,t-1} \text{ GBP/TL için} \quad (4.6)$$

$$h_{55,t} = 0.549 + 0.021 \varepsilon_{1,t-1}^2 + 0.965 h_{55,t-1} \text{ JPY/TL için} \quad (4.7)$$

Denklemler incelendiğinde DCC modeli için gerekli şartların sağlandığı görülmektedir. Buradan hareketle oynaklıkların sürekli olduğu ve döviz kurlarında oynaklık kümelenmelerinin var olduğu sonucuna ulaşılabilir. Ayrıca ARCH ve GARCH katsayı toplamları incelendiğinde en yüksek rakamın 0.98 (0.965+0.021) ile JPY olduğu görülür. Bu değer 1'e oldukça yakındır. Yani Japon yeninin de meydana gelen bir oynaklık şoku kendi oynaklığına sürekli olarak etki

edecektir. Uzun dönemde geçmiş oynaklıklara olan duyarlılığının (GARCH etkisi) en yüksek seviyede olduğu döviz kuru getiri serisi Japon Yeni'dir. Diğer yandan, bu seride diğer serilere kıyasla geçmiş şoklara olan duyarlılık en düşük seviyededir. Bu sonuç getiri serisinin şoklardan ziyade farklı temel faktörlerden etkilendiğinin göstergesidir.

Yukarıda her bir değişken için oluşturulan varyans denkleminde varyansların pozitif olma şartıyla durağanlığın sağlanması için aşağıdaki koşulun gerçekleşmesi gerekmektedir.

$$\sum_{q=1}^{Q_i} \alpha_i + \sum_{p=1}^{P_i} \beta_i < 1 \quad (4.8)$$

Bu koşul her bir denklem için sağlanmıştır. Ayrıca bu katsayıların tüm denklemlerde istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir (Bkz: Tablo 4).

Engle ve Sheppard (2001) dinamik koşullu korelasyonu, DCC (p,q), aşağıdaki denklemdeki şekilde ifade etmiştir. (Engle & Sheppard, 2001).

$$Q_t = (1 - \sum_{m=1}^M \alpha_m - \sum_{n=1}^N \beta_n) \bar{Q} + \sum_{m=1}^M \alpha_m (\varepsilon_{t-m} \varepsilon_{t-m}') + \sum_{n=1}^N \beta_n Q_{t-n}, m, n = 1, \dots, k \quad (4.8)$$

Q_t dinamik sürecin yapısını tanımlayan pozitif tanımlı bir matris, \bar{Q} standartlaştırılmış hatalardan oluşan koşulsuz kovaryansları ve R_t standartlaştırılmış hata terimlerinin (ε_t), NxN boyutundaki koşullu korelasyon (ρ_{ij}) matrisini ifade etmektedir. Buna göre oluşan matris denklemleri aşağıda verilmiştir;

$$Q_t = (1 - 0.044 - 0.802) \bar{Q} + 0.044 \varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-1}' + 0.802 Q_{t-1}$$

DCC-MGARCH modelin tahmininde iki adımlı prosedür uygulanmıştır. Birinci adımda her bir getiri serisi için çok değişkenli sistem içinde GARCH (p,q) modeli tahmin edilmiş, İkinci adımda ise ilk aşamada elde edilen standartlaştırılmış artıklar kullanılarak DCC parametreleri tahmini gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar Tablo 5'te verilmiştir.

Tablo 5: DCC Model Parametreleri

	Katsayı	Standart Hata
λ_1	0.044	0.019 (0.023)**
λ_2	0.802	0.074 (0.000)*

NOT: Parantez içinde verilen değerler test istatistiklerinin olasılık (p) değeridir.

* : %1 seviyesinde anlamlılığı göstermektedir.

** : %5 seviyesinde anlamlılığı göstermektedir.

DCC parametreleri λ_1 ve λ_2 incelendiğinde, geçmiş şokların şimdiki koşullu korelasyonlar üzerine etkisinin (λ_1), gecikmeli koşullu korelasyon matrisi katsayısına kıyasla (λ_2), oldukça düşük değerli olduğu buna karşın λ_2 'nin ise daha yüksek olduğu görülür. Bunun yanı sıra her iki parametrede istatistiki olarak anlamlıdır. Buna göre cari koşullu korelasyonlar

üzerinde geçmiş şoklara kıyasla geçmiş korelasyonların etkisinin daha fazladır.

DCC MGARCH modeli, $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$ olduğunda CCC MGARCH modeline indirgenebilir. Bu durum aşağıda verilmiş olan Tablo 6'da incelenmiştir.

Tablo 6: CCC Model Uygunluk Testi

$\chi^2_{(2)}$ İstatistik değeri	302.45
Prob.	(0.000)*

NOT: Parantez içinde verilen değerler test istatistiklerinin olasılık (p) değeridir.

* : %1 seviyesinde anlamlılığı göstermektedir.

Tablo 6 bir Wald testinin, $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$ olduğu tüm seviyelerde yokluk hipotezi reddettiğini göstermektedir. Bu sonuçlar zamanla değişmeyen koşullu korelasyonların varsayılmasının CCC MGARCH modeli için, fazla kısıtlayıcı

olduğunu gösterir. Bu nedenle seçilmiş olan DCC MGARCH modeli çalışma için uygun bir model olduğu sonucuna ulaşılır.

Tablo 7'de Eşitlik (3.8)'den elde edilen korelasyon katsayısı değerleri matris şeklinde verilmiştir.

Tablo 7: DCC Modeli Korelasyon Matrisi

	ρ_{USD}	ρ_{EUR}	ρ_{RUB}	ρ_{GBP}	ρ_{JPY}
ρ_{USD}	1				
ρ_{EUR}	0.7616659	1			
ρ_{RUB}	0.3826057	0.409608	1		
ρ_{GBP}	0.7816831	0.83070198	0.4439855	1	
ρ_{JPY}	0.8253716	0.7817448	0.3410745	0.7077084	1

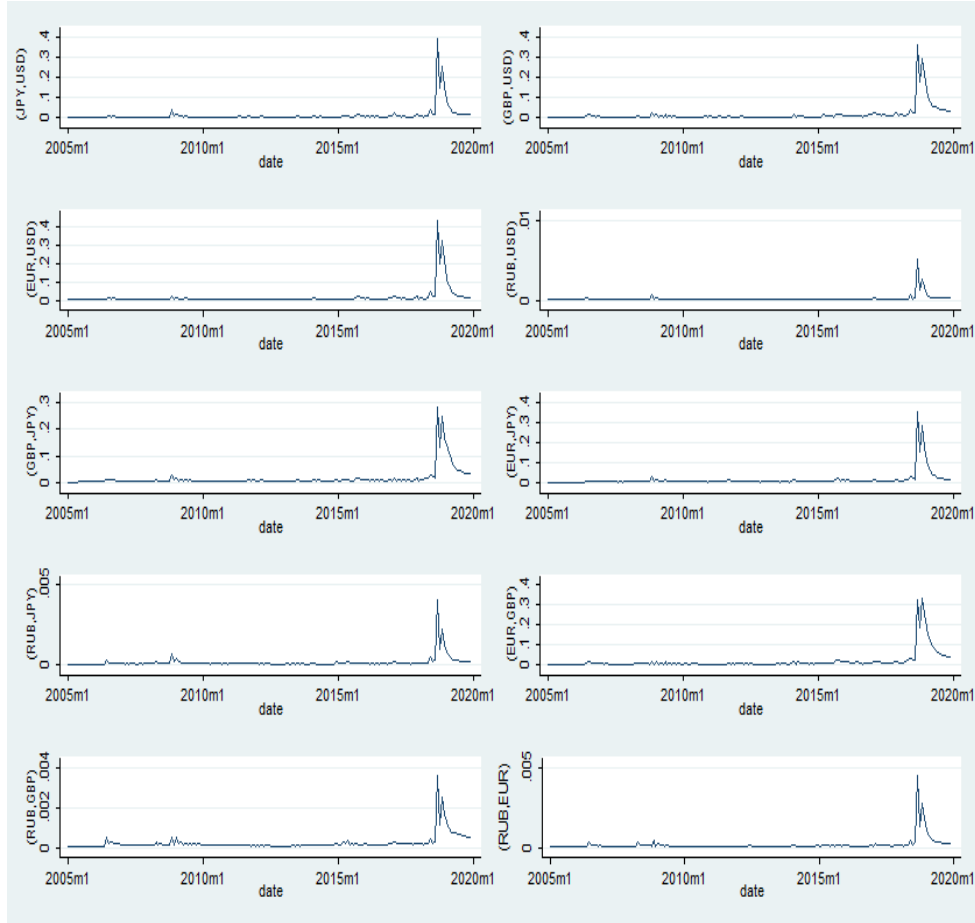
Döviz kuru getiri serileri arasındaki ilişki incelendiğinde bütün değişkenlerin birbiri ile pozitif korelasyona sahip olduğu görülmektedir. Yukarıdaki verilmiş olan Tablo 7'ye göre USD'nin diğer kurlara göre en güçlü ilişkisi Japon Yeni (JPY), en zayıf ilişkisi ise Ruble (RUB) olduğu

görülmektedir. Diğer kurlar arasındaki ilişki incelendiğinde ise en yüksek ilişkinin Euro (EUR) ve Sterlin (GBP) arasında olduğu görülmektedir.

Zaman serilerinde veri setleri arasındaki benzerliği gösteren Çapraz Korelasyon grafiği Şekil 3'de verilmiştir.

Çapraz korelasyon zaman serilerinde veri setleri arasındaki benzerliği gösterir. Grafik, bazı tepe noktalara ve dip noktalara rağmen, örneklem dışı 2019 yılının son dokuz ayında bile tahmin edilen DCC modelinden çift yönlü korelasyonların yaklaşık olarak sabit kaldığını

doğrulamaktadır. Genel olarak Şekil 3 incelendiğinde değişkenler arasındaki ilişki benzerliği göze çarpmaktadır. Bu durum ele alınan değişkenlerin para birimleri arasındaki ilişkinin güçlülüğünü göstermektedir.



Şekil 3: Çapraz Korelasyon İlişkileri

5. SONUÇ

Geleneksel ekonometride, özellikle zaman serisi ile ilgili olan çalışmalarda otokorelasyon sorunuyla, yatay-kesit verili çalışmalarda ise daha çok değişen varyans sorunu ile karşılaşmak muhtemeldir. Bunun yanı sıra, finansal zaman serilerinde otokorelasyon sorununa ek olarak değişen varyans sorunuyla da karşılaşılabilir.

Bu nedenle, finansal zaman serilerinde karşılaşılan değişen varyanslılık durumunu göz önünde bulunduran otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modelleri geliştirilmiştir. Bu çalışmada da değişen varyans durumunu göz önünde bulundurarak analiz yapan MGARCH-DCC modeli kullanılmıştır.

İncelenen döviz kuru getiri serilerinin tümünde, genelde finansal varlık getirilerinde karşılaşılan ve değişen varyanslılığın bir göstergesi olarak değerlendirilen oynaklık kümelenmesi ve aşırı basıklık durumu görülmüştür.

MGARCH-DCC ile tahmin işlemi yapılarak ortalama ve varyans denklemleri elde edilmiştir. Kısa dönemdeki geçmiş şokların ya da haberlerin etkisini gösteren ARCH ve geçmiş koşullu oynaklık bağımlılığını diğer bir ifade ile geçmiş oynaklıkların uzun dönem sürekliliğini (kalıcılığı) ifade eden GARCH katsayıları USD, EUR, GBP, RUB, JPY için tahmin edilmiş tüm denklemlerde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Buradan hareketle oynaklığın sürekli olduğu ve döviz kurlarında oynaklık kümelenmelerinin olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Diğer taraftan genel olarak tüm denklemlerde GARCH etkisinin, ARCH etkisine kıyasla daha yüksek olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Bu durum koşullu oynaklığın geçmiş verilerden tahmin edilebileceğini göstermektedir.

Döviz kuru getiri serileri arasındaki korelasyon ilişkisi incelendiğinde ise bütün

değişkenlerin birbiri ile pozitif korelasyona sahip olduğu görülmüştür. USD'nin diğer kurlara göre en güçlü ilişkisi Japon Yeni (JPY), en zayıf ilişkisi ise Ruble (RUB) olduğu anlaşılmıştır. Son kısımda ise para birimlerine ait ikili korelasyon ilişkisi çapraz tablo oluşturularak ayrıca incelenmiştir. Değişkenler arasındaki benzerlik ele alınan değişkenlerin para birimleri arasındaki ilişkinin güçlülüğünün bir göstergesi olarak düşünülmüştür.

Sonuç olarak Türkiye'nin dış ticaretinde önemli yere sahip ülkelerin para birimlerine karşı, Türk lirasının değerindeki değişimler yani volatiliteleri arasında güçlü ve anlamlı bir ilişki olduğu görülmüştür. Bu ülkelerde meydana gelen ekonomik, kültürel, siyasi her türlü gelişme para birimlerine de etki etmekte ve TL'nin diğer ülke para birimlerinin karşısındaki değerinde de dalgalanmalara yol açmaktadır. Bu nedenle bir ülke, kurları etkileyecek bir karar alacağında, kendi ülkesi dışında ticaret yaptığı ülkelerde ekonomik, kültürel ve siyasi durumlarını da göz önünde bulundurması, o ülkenin yararına olacaktır. Çünkü çalışma sonuçları incelendiğinde ticaret ilişkisi fazla olan ülkelerin birbirini anlamlı bir şekilde etkilediği görülmüştür.

KAYNAKÇA

- AKAR, C. (2007). Volatilite Modellerinin Öngörü Performansları: Arch, Garch Ve Swarch Karşılaştırması. *İşletme Fakültesi Dergisi*, 201-217.
- AKTAŞ, C., & Akyurt, H. (2006). ARCH Modelleri ve Türkiye'ye Ait Otomobil Üretimi Verilerinin Farklı Varyanslılığının İncelenmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 87-106.
- ATAKAN, T. (2009). İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında Değişkenliğin (Volatilitenin) Arch-Garch Yöntemleri İle Modellenmesi. *İstanbul Üniversitesi, İşletme Fakültesi İşletme İktisadi Enstitüsü Yönetim Dergisi*, 48-61.
- ATMACA, V. D. (2018). BİST Şehir Endeksleri Oynaklığının DCC GARCH Model İle Analizi. *Yönetim Bilimleri Dergisi*, 287-308.
- BOLLERSLEV, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedascity. *Journal of Econometrics*, 31.
- ÇİFTER, A., & Özün, A. (2007). Koşullu Copula ve Dinamik Koşullu Korelasyon ile Portföy Riskinin Hesaplanması: Türkiye Verileri Üzerine Bir Uygulama. *Bankacılar Dergisi*, 18.
- ENGLE, R. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional

- heteroskedasticity models. *Journal Of Business And Economic Statistics* , 339-350.
8. ENGLE, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society* , 987-1007.
 9. ENGLE, R., & Sheppard, K. (2001). Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH. UC San Diego: University of California at San Diego, Economics Working Paper Series.
 10. ERGEN, Z. (2010). Finansal Varlıkların Volatilité Modelleri İle Analizi. Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı, Ankara, 64
 11. HASHİM, K. K., & Masih, M. (2015). Stock Market Volatility and Exchange Rates: MGARCH-DCC and Wavelet Approaches. *Munich Personal RePEc Archive (MPRA)* . Malezya.
 12. KÖSE, N., & Terzioğlu, N. (2014). Türkiye’de Enflasyon Belirsizliğinin Enflasyon, Büyüme, Faiz Oranı ve Döviz Kuru Üzerine Etkileri. *International Conference On Eurasian Economies*, (s. 1-9).
 13. MAZIBAŞ, M. (2005). IMKB Piyasalarındaki Volatilitenin Modellenmesi ve Öngörülmesi: Asimetrik GARCH Modelleri İle Bir Uygulama. Available at SSRN 3008342.
 14. SAĞLAM, M., & Başar, M. (2016). Döviz Kuru Oynaklığının Öngörülmesi: Türkiye Örneği. *KMÜ Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi* , 23-29.
 15. SATTARY, A. (2014). Petrol Fiyatları İle Hisse Senedi Getirileri Arasında Oynaklık Geçişkenliğinin Analizi Ve Portföy Yönetimine Yansımaları. *Doktora Tezi* . Erzurum: Ekonometri Anabilim Dalı, 29-41.
 16. YAVUZ, N. Ç. (2015). *Finansal Ekonometri*. İstanbul: Der Yayınları, 450-459.