T.C.
TRAKYA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI
YÜKSEK LİSANS TEZİ




# GELİŞMEKTE OLAN ÜLKELERE AİT MSCI ENDEKSLERİ İLE ABD PİYASA ENDEKSİ ARASINDA Kİ ÇAPRAZ KORELASYONLARIN DCC-GARCH VE WAVELET YARDIMI İLE ANALİZİ

BUKET TAŞTAN

TEZ DANIŞMANI
DOÇ. DR. AYŞEGÜL İŞCANOĞLU ÇEKİÇ

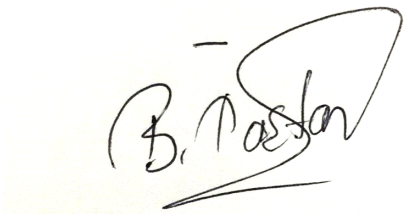
EDİRNE, 2020

**TRAKYA ÜNİVERSİTESİ**
**SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**
**EKONOMETRİ ANABİLİM DALI**
**DOĞRULUK BEYANI**

Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında, tüm verilerin bilimsel ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini, kullanılan verilerde tahrifat yapılmadığını, tezin akademik ve etik kurallara uygun olarak yazıldığını, kullanılan tüm literatür bilgilerinin bilimsel normlara uygun bir şekilde kaynak gösterilerek ilgili tezde yer aldığını ve bu tezin tamamı ya da herhangi bir bölümünün daha önceden Trakya Üniversitesi ya da farklı bir üniversitede tez çalışması olarak sunulmadığını beyan ederim.

30/12/2020

Buket TAŞTAN



**Tezin Adı:** Gelişmekte olan Ülkelere ait MSCI Endeksleri ile ABD Piyasa Endeksi Arasında ki Çapraz Korelasyonların DCC-GARCH ve Wavelet Yardımı İle Analizi

**Hazırlayan:** Buket TAŞTAN

# ÖZET

Gelişmekte Olan Ülkelere ait MSCI Endeksleri ile Amerika Piyasa Endeksi Arasındaki Çapraz Korelasyonların DCC-GARCH ve Wavelet Analizi ile İncelenmesi adlı bu tez DCC-GARCH yöntemi ve Wavelet analizi yardımı ile MSCI Yükselen Piyasalar Endeksine dahil ülkelere ait MSCI Endeksleri ile Amerika Piyasa Endeksi arasındaki ilişkiyi ortaya koymayı amaçlamaktadır. Tez de bu amaçla, Amerika piyasa endeksi, S&P500 ve gelişmekte olan 17 ülkeye ait MSCI endeksleri, 01.01.2013-01.01.2019 yılları arasında dikkate alınmış ve frekans olarak günlük veriler ele alınmıştır.

Çalışmada, gelişmekte olan ülkeler ve gelişmiş bir piyasa olarak ele alınan Amerika arasındaki ilişki incelenmektedir. Çalışmanın ilk bölümünde, gelişmekte olan ülkeler ile Amerika arasında ki dinamik yapı DCC-GARCH yöntemi kullanılarak analiz edilmiştir. İkinci bölümde, gelişmekte olan ülkeler ile Amerika arasındaki ilişki Wavelet Analizi yardımı ile incelenmiştir.

Çalışmada kullanılmakta olan DCC-GARCH analizine göre, gelişmekte olan ülkeler ile Amerika piyasa endeksi S&P500 arasında zamana bağlı olarak değişen dinamik koşullu korelasyon olduğu gözlemlenmektedir. Çalışmanın bir diğer aşaması olan Wavelet Analizine göre, Wavelet varyans analizinde elde edilen sonuçlar, en yüksek oynaklığın Yunanistan'da, en düşük oynaklığın ise Kore'de olduğunu göstermektedir. Wavelet çapraz korelasyon analizine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik, önemli ve güçlü olduğu, uzun dönemde ise zayıf çapraz korelasyonların olduğu, ilişkinin negatif ve önemli olmadığı gözlemlenmiştir. Wavelet analizi sonucunda elde edilen bulgulara göre, Hurst katsayısı bütün serilerin durağan olmadığını ve uzun hafıza gösterdiğini belirtmektedir.

**Anahtar Kelimeler:** DCC-GARCH, Wavelet, S&P500, MSCI, Gelişmekte Olan Ülkeler

**Name of Thesis:** Analysis of Cross-Correlations Between MSCI Indices of Developing Countries and US Market Index with DCC-GARCH and Wavelet Analysis

**Author:** Buket TAŞTAN

## ABSTRACT

This thesis, called Analysis of Cross-Correlations Between MSC Indices of Developing Countries and US Market Index with DCC-GARCH and Wavelet Analysis, aims to investigate the relationships between MSC Indices of Developing Countries and US Market Index by using the DCC-GARCH method and wavelet analysis. In this thesis, periof from 01.01.2008 to 25.10.2018 are covered and MSCI indices of 17 countries and S&P500 index of US are considered.

The study examines the relationship between developing countries and US market, which is considered as a developed market. In the first part of the study, the dynamic structure between developing countries and US market are analyzed by using DCC-GARCH. In the second part, the relationship between developing countries and US market are investigated by Wavelet Analysis.

The results of the DCC-GARCH analysis show that the relationships between developing countries and US market are dynamic. According to Wavelet Analysis, as a second part of the study, wavelet variance shows that the highest market volatility belongs to Greece and the lowest to Korea. According to wavelet cross correlations, it is observed that the cross correlations are symmetrical, important and strong in the short term, and they are weaker, non-negative and insignificant in the long term. According to the regression estimates of wavelet analysis, Hurst exponent of variances indicate that variances are not stationary and show long memory.

**Keywords:** DCC-GARCH, Wavelet, S&P500, MSCI, Developing Countries

# ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasında, öngörü performansı sunmakta olan MSCI gelişmekte olan ülkeler endeksi ve gelişmiş bir piyasa endeksi olan S&P500 arasındaki çapraz korelasyonlar incelenmiştir.

Yüksek lisansım süresince her daim yanımda olan, finansal ekonometri alanında başarılı olmamı sağlayan, en iyi arkadaş, en iyi anne ve öğreticilik görevini hakkı ile yerine getirmekte olan sevgili tez danışmanım Doç. Dr. Ayşegül İŞCANOĞLU ÇEKİÇ hocama sonsuz teşekkür ederim.

Eğitim hayatım boyunca merhametini ve sevgisini bir an olsun eksik etmeyen, maddi ve manevi destekleri ile hep benimle olan canım annem, babam ve kardeşime teşekkürlerimi borç bilirim.

Buket TAŞTAN

# İÇİNDEKİLER

**ÖZET** ..... **i**
**ABSTRACT** ..... **ii**
**ÖNSÖZ** ..... **iii**
**İÇİNDEKİLER** ..... **iv**
**KISALTMALAR** ..... **vii**
**TABLOLAR LİSTESİ** ..... **ix**
**ŞEKİLLEr LİSTESİ** ..... **x**
**GİRİŞ** ..... **1**
**BÖLÜM 1** ..... **5**
**1. MSCI ENDEKSLERİ** ..... **5**
**1.1. MSCI Endeksi Tanımı** ..... **5**
**1.2. MSCI Endeks Türleri** ..... **7**
1.2.1. MSCI ACWI Index (Tüm Ülke Dünya Endeksi) ..... 7
1.2.2. MSCI World Index (Dünya Endeksi) ..... 9
1.2.3. MSCI EAFE Index (En Popüler Uluslararası Endeks) ..... 10
1.2.4. MSCI Emerging Markets Index (Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi) ..... 11
1.2.5. MSCI Frontier Markets Index (Sınır Ötesi Piyasaları Endeksi) ..... 13
1.2.6. MSCI USA Indexes (Amerika Endeksleri) ..... 14
1.2.7. MSCI Sıze Indexes (Boyut Endeksleri) ..... 15
1.2.8. MSCI Style Indexes (Stil Endeksleri) ..... 15
**BÖLÜM 2** ..... **16**
**2. Tek değişkenli otoregresif değişen varyans modelleri** ..... **16**
**2.1. Oynaklık** ..... **16**

**2.2. Değişen Varyans ..... 18**

**2.3. Tek Değişkenli Simetrik Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri ..... 19**

2.3.1. ARCH Modeli ..... 19

2.3.2. Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH) Modeli ..... 21

2.3.3. Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH-M) Modeli ..... 23

2.3.4. Genelleştirilmiş Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH-M) Modeli ..... 25

**2.4. Tek Değişkenli Asimetrik Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri ..... 26**

2.4.1. Üstel Garch (EGARCH) Modeli ..... 27

2.4.2. GJR GARCH Modeli ..... 28

2.4.3. Eşik Değerli GARCH (TGARCH) ..... 29

2.4.4. Asimetrik Üslü ARCH (APARCH) Modeli ..... 30

**2.5. Çok Değişkenli Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri ..... 31**

2.5.1. VECH GARCH (Vektör Garch) Modeli ..... 33

2.5.2. Diyagonal VECH Model (Köşegen VECH Model) ..... 34

2.5.3. BEKK GARCH Modeli ..... 36

2.5.4. Koşullu Korelasyon GARCH Modelleri ..... 37

2.5.4.1. Sabit Koşullu Korelasyon (CCC) ..... 38

2.5.4.2. Dinamik Koşullu Korelasyon (DCC) ..... 40

**BÖLÜM 3 ..... 43**

**3. WAVELET ANALİZİ ..... 43**

**3.1. Filtreleme Kavramı ..... 43**

**3.2. Doğrusal Filtreleme ..... 44**

**3.3. Wavelet Dönüşümü ..... 46**

3.3.1. Sürekli Wavelet Dönüşümü (Continuous Wavelet Functions) ..... 47

3.3.2. Kesikli Wavelet Dönüşümü (Discrete Wavelet Transforms) 50

3.3.3. Maksimum Örtüşmeli Kesikli Wavelet Dönüşümü (Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform) ..... 56

**3.4. Wavelet Varyansı ve Kovaryansı ..... 60**

3.4.1. Wavelet Varyansı ..... 61

3.4.2. Wavelet Kovaryansı ve Korelasyonu ..... 63

**BÖLÜM 4 ..... 67**

**4. Literatür Araştırması ..... 67**

**4.1. Koşullu Korelasyon Modelleri ile ilgili Literatür Özeti ..... 69**

**4.2. Wavelet Analizi ile ilgili Literatür Özeti ..... 81**

**BÖLÜM 5 ..... 89**

**5. GELİŞMEKTE OLAN ÜLKELERE AİT MSCI ENDEKSLERİ İLE ABD PİYASA ENDEKSİ ARASINDAKİ ÇAPRAZ KORELASYONLARIN DCC-GARCH VE WAVELET ANALİZİ İLE İNCELENMESİ ..... 89**

**5.1. Tanımlayıcı İstatistikler ve Testler ..... 92**

**5.2. DCC-GARCH ANALİZİ ..... 107**

**5.3. Wavelet Analizi ..... 129**

**SONUÇ ..... 139**

**KAYNAKÇA ..... 146**

**EKLER ..... 158**

# KISALTMALAR

| | |
|---|---|
| ADCC | : Asimetrik Dinamik Koşullu Korelasyon |
| ADF | : Augmented Dickey Fuller |
| APARCH | : Asimetrik Üslü GARCH |
| ARCH | : Otoregresif Koşullu Değişen Varyans |
| ARCH-M | : Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyan |
| BAE | : Birleşik Arap Emirlikleri |
| BEKK GARCH | : Baba, Engle Kraft ve Kroner Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli |
| BSE | : Bombay Menkul Kıymetler Borsası |
| CCC | : Sabit Koşullu Korelasyon |
| CI | : Capital International |
| DCC | : Dinamik Koşullu Korelasyon |
| Diyagonal VECH | : Köşegen VECH |
| DWT | : Kesikli Wavelet Dönüşümü |
| EGARCH | : Üstel GARCH |
| EWMA | : Üstel Ağırlıklı Hareketli Ortalama |
| G7 | : Amerika, Japonya, İngiltere, Almanya, Fransa, Kanada, İtalya'ya ait Hisse Senedi Piyasa Endeksleri |
| GARCH | : Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans |
| GARCH-M | : Genelleştirilmiş Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modeli |
| GCC | : Bahreyn, Birleşik Arap Emirlikleri, Suudi Arabistan'a ait Hisse Senedi Piyasa Endeksleri |
| Ged | : Genelleştirilmiş Hata Dağılımı |
| ghyp | : Genelleştirilmiş Hiperbolik Dağılım |
| GJR-GARCH | : Glosten, Jagannathan ve Runkle Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans |

| | |
|---|---|
| MENA | : Mısır, İsrail, Ürdün, Fas ve Türkiye'ye ait Hisse Senedi Piyasa Endeksi |
| MODWT | : Maksimum Örtüşmeli Kesikli Wavelet Dönüşümü |
| MSCI | : Morgan Stanley Capital International |
| MSCI ACWI | : Tüm Ülke Dünya Endeksi |
| MSCI EAFE | : En Popüler Uluslararası Endeks |
| MSCI Emerging Markets | : Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi |
| MSCI Frontier Markets | : Sınır Ötesi Piyasalar Endeksi |
| MSCI Size Indexes | : Boyut Endeksleri |
| MSCI Style Indexes | : Sektör Endeksleri |
| MSCI USA Indexes | : Amerika Endeksleri |
| MSCI World | : Dünya Endeksi |
| Nig | : Normal Ters Gauss Dağılımı |
| Norm | : Normal Dağılım |
| NSE | : Hindistan Limited Ulusal Menkul Kıymetler |
| PP | : Philips Perron |
| S&P500 | : Amerika Piyasa Endeksi |
| SGed | : Çarpık Genelleştirilmiş Hata Dağılımı |
| SMA | : Basit Hareketli Ortalama |
| SNorm | : Çarpık Normal Dağılım |
| SStd | : Çarpık Student-t Dağılımı |
| Std | : Student-t Dağılımı |
| TGARCH | : Eşik Değerli GARCH |
| VaR | : Riske Maruz Değer |
| VAR | : Vektör Otoregresif Modeller |
| VECH GARCH | : Vektör Garch |

# TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1: MSCI ACWI Endeksine ait Ülkeler ..... 8
Tablo 2: MSCI WORLD Endeksine ait Ülkeler ..... 9
Tablo 3: MSCI EAFE Endeksine ait Ülkeler ..... 11
Tablo 4: MSCI Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi ..... 12
Tablo 5: MSCI Sınır Ötesi Piyasa Endeksi ..... 13
Tablo 6: Gelişmekte Olan Ülkelere Ait MSCI Endeksler ..... 89
Tablo 7: Tanımlayıcı İstatistikler Ve Durağanlık, Normallik Testleri ..... 92
Tablo 8: Jarque-Bera Normallik Testi Sonuçları ..... 97
Tablo 9: Getiri Serilerine ait Birim Kök Test Sonuçları ..... 98
Tablo 10: VAR Analizi Gecikme Uzunlukları ve Gecikme Uzunluklarına ait AIC, BIC Değerleri ..... 108
Tablo 11: AIC ve BIC Kriterlerine Göre En Uygun Volatilite Modelleri ..... 110
Tablo 12: GARCH Model Parametre Tahminleri ..... 112
Tablo 13: Dinamik Koşullu Korelasyon Model Tahminleri ..... 116
Tablo 14: Dinamik Koşullu Korelasyon Serilerine ait Tanımlayıcı İstatistikler ..... 125
Tablo 15: Wavelet Analizine ait Regresyon Tahminleri ..... 132

# ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Fiyat Serileri Zaman Grafikleri..... 100
Şekil 2: Getiri Serileri Zaman Grafikleri..... 105
Şekil 3: Dinamik Koşullu Korelasyon Tahminleri..... 124
Şekil 4: Getirilere ait Wavelet Varyans log-log Grafikleri ..... 130
Şekil 5: MSCI Brezilya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği ..... 158
Şekil 6: MSCI Şili Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği ..... 159
Şekil 7: MSCI Kolombiya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 160
Şekil 8: MSCI Meksika Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 161
Şekil 9: MSCI Peru Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği ..... 162
Şekil 10: MSCI Çek Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği ..... 163
Şekil 11: MSCI Yunanistan Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 164
Şekil 12: MSCI Macaristan Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 165
Şekil 13: MSCI Rusya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 166
Şekil 14: MSCI Türkiye Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği ..... 167
Şekil 15: MSCI BAE Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 168
Şekil 16: MSCI Hindistan Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği ..... 169
Şekil 17: MSCI Endonezya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 170
Şekil 18: MSCI Kore Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 171
Şekil 19: MSCI Malezya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 172
Şekil 20: MSCI Filipinler Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 173
Şekil 21: MSCI Tayvan Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği..... 174

# GİRİŞ

Günümüz dünyasında gözlemlenen küreselleşme hareketleri ile birlikte ülkeler arasında ilişkiler hız kazanmakta ve etkileşimler artmaktadır. Etkileşimlerin bir sonucu olarak, sermaye uluslararası piyasalarda dolaşıma açılmakta ve bu sayede sermayenin büyük hacimler kazanması söz konusu olmaktadır. Finansal piyasalardaki etkileşimin bir diğer sonucu ise ekonomilerin finansallaşmasıdır.[1] Bu durum, ülkelerin ekonomilerinde meydana gelen herhangi bir oynaklığın diğer ülkelerin piyasalarına olan etkisi olarak yorumlanabilmektedir. Finansal piyasaların küreselleşmesi sistematik olarak finansal krizlerle de ilgilidir. Eğer uluslararası risk paylaşımı verimli olarak kullanılabilirse bu durum küreselleşmenin temel faydalarından biri olarak ele alınabilir.[2] Finans piyasalarının küreselleşmesinde ortaya çıkan bu risklerin bazıları piyasalardaki inovasyondan ve gelişen türev piyasalardan kaynaklanmaktadır.[3]

---

[1] Ronald Core, "Financialization of the Global Economy" *Industrial and Corporate Change*, Industrial and Corporate Change, 2008, 17(6), s. 1097-1112.

[2] Dani Rodrik, "Who Needs Capital-Account Convertibility?" *Essays in International Finance,* 1998, 207, s. 55–65.; Aslı Demirgüç Kunt- Enrica Detragiache, "Financial Liberalization and Financial Fragility", *The Annual World Bank Conference on Development Economics,* 1998.; M. Ayhan Köse- Eswar S. Prasad- Marco E. Terrones, "Does Financial Globalization Promote Risk Sharing?", *Journal of Development Economics,*2009, *89(2), 258–270.* doi:10.1016/j.jdeveco.2008.09.001.

[3] Faruk Selçuk, "Asymmetric Stochastic Volatility In Emerging Stock Markets", *Applied Financial Economics,* 2005, s. 867-864.; Junus Ganiev, "Küreselleşme, Finansal Piyasalar ve Kriz", *İktisat Politikası Araştırmaları Dergisi,* 2014, 1(2), s.117-129.

Riskler, gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerde farklı süreçlerde ortaya çıkmaktadır. [4] Bu durum, küreselleşmiş piyasalar sayesinde daha büyük getiri imkanları elde etmeyi amaçlayan yatırımcılar için büyük önem arz etmektedir. Bu amaçla yatırımcılar, finansal kaynak çeşitliliğinin fazla olması sebebi ile gelişmekte olan piyasalara yönelerek; uluslararası piyasalarda sermaye akışını artırmakta ve kaynaklarının daha verimli alanlara yönelmesini sağlamaktadırlar.[5]

Yatırımcılar, gelişmekte olan ülkelerin piyasalarına yatırım yaparken ülkenin ekonomik durumunu ve finansal piyasalar arasındaki etkileşimi göz ardı etmemelidir. Çünkü finansal piyasaların aşırı duyarlı hale gelmesi ile birlikte, gelişmekte olan ülkelerin piyasalarında meydana gelebilecek herhangi bir ekonomik kriz ve dalgalanma büyük oynaklıklara sebep olmakta ve yatırımcıyı olumsuz etkilemektedir.

Yatırımcılar, oynaklığın yüksek olduğu gelişmekte olan piyasalarda işlem yaparken ortaya çıkan riskleri belirleyerek ve öngörülerde bulunarak risklere karşı belirli önlemler almaktadırlar.[6] Bu amaçla yatırımcılar, yatırım yapmak istediği ülkenin performansını ölçmek ve oluşabilecek herhangi bir riske karşı önlem önlem almak amacıyla gösterge endekslerine başvurmaktadırlar. MSCI (Morgan Stanley Capital

---

[4] Geert Bekaert- Camplee R. Harvey, "Emerging Equity Market Volatility", *Journal of Financial Economics,*1997, 43, 29–77.

[5] Muhammet Akdiş, *Global Finansal Sistem, Finansal Krizler ve Türkiye*, İstanbul 2000, s. 35.

[6] İpek Altınbaş, "İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Şirkete Özgü Volatilite Analizi", Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 2011.

International) endeksleri olarak adlandırılan gösterge endeksleri, yatırımcıya uluslararası piyasalarda, ülkelerin ve yatırım yapılacak alandaki pazarların borsadaki performanslarını izleme ve analiz etme fırsatı sunmaktadır. Yatırımcılar, ülkeler arasındaki performansı belirlemek amacıyla MSCI endekslerinden yararlanabilir ve risklerin hangi dönemlerde daha yüksek olduğunu, hangi dönemlerde işlem yapılabilir olduğunu belirleyebilmektedir.

Ülkeler arasındaki etkileşimi belirlemek sadece yatırımcının hangi ülkeye yatırım yapacağını belirlemede değil aynı zamanda ülkeler arasında gerçekleşecek ticarette de büyük rol oynamaktadır. Bu sebeple, ülkelerin hangi dönemlerde riskli olduğu hangi dönemlerde dalgalanmalar gösterdiği politika yapıcılar tarafından önem arz etmektedir. Çalışma, bu bağlamda ülkeler arasındaki ilişkiyi belirlemek amacıyla iki adımda incelenmektedir. Ele alınan çalışmada, MSCI Yükselen Piyasalar (MSCI Emerging) endeksine dahil gelişmekte olan 24 ülke dikkate alınmış ve bu ülkelere ait MSCI endeksleri ile gelişmiş bir piyasa olan Amerika piyasa endeksi, S&P500 ele alınarak ülkeler arasındaki çapraz korelasyonlar incelenmektedir.

Çalışma iki bağlamda literatüre katkı sağlamaktadır: Birincisi gelişmekte olan ülkelerin hangi dönemlerde yatırımcılara getiri sağladığını, hangi dönemlerde yüksek riskler içerdiğini belirleyerek yatırımcıya öngörü performansı sunmaktadır. İkincisi gelişmiş bir piyasa olan Amerika piyasası ile gelişmekte olan ülkelerin piyasaları arasındaki etkileşimi belirlemede önem arz etmektedir.

Bu bölümün devamında yer alan Bölüm 1'de, MSCI endeksi ve MSCI endeks türleri üzerinde durulacaktır. Bölüm 2.'de değişen varyans tanıtılacak ve değişen varyansın modellenmesi, tek değişkenli otoregresif değişen varyans modelleri ve çok değişkenli otoregresif değişen varyans modelleri tanıtılacaktır. Bölüm 3.'de Wavelet analizi ve özellikleri tanıtılacak, wavelet analizinde kullanılacak dönüşüm modellerine yer verilecek ve wavelet türleri ele alınacaktır. Bölüm 4.'de çalışmada kullanılan

modellerin uygulamalarına ait son dönem literatür özeti verilecektir. Bölüm 5.'de çalışmada kullanılan veri ve veriye ait temel özellikler incelenecektir. Daha sonra, piyasalar arası analizden elde edilen sonuçlar sunulacaktır. Çalışma iki farklı analizden oluşmaktadır. Analizin ilk bölümünde, gelişmekte olan ülkeler ve S&P500 arasındaki oynaklık DCC-GARCH (Dinamik Koşullu Korelasyon) yöntemi ile modellenerek piyasalar arası çapraz korelasyonlar incelenecektir. Analizin ikinci bölümünde ise, gelişmekte olan ülkeler ve S&P500 arasındaki ilişki wavelet analizi ile modellenecektir.

# BÖLÜM 1

# 1. MSCI ENDEKSLERİ

Bu bölümde küresel piyasalarda finansal araçların performansını ölçmekte kullanılan MSCI (Morgan Stanley Capital Index) endeksleri tanıtılacak ve MSCI endeks türleri açıklanacaktır.

## 1.1. MSCI Endeksi Tanımı

Küreselleşmenin artması ile birlikte ülkelerin birbirleri ile etkileşim içerisinde olması ülkeler arası sermayenin dolaşımını kolaylaştırmış ve yatırımcılara uluslararası piyasalarda yatırım yapma imkanı sağlamıştır. Finansal piyasaların bu etkileşimleri, aynı zamanda yatırımcıların portföylerini koruması ve yatırımlarını çeşitlendirmek için yeni fon olanakları sunmaları açısından önem arz etmektedir.[7]

Gelişmekte olan ülkelere ait piyasaların ekonomik potansiyellerinin yüksek olması yatırımcılara yüksek getiriler sunmaktadır. Bu piyasalarda oluşabilecek herhangi bir dalgalanma, büyük istikrarsızlıklara yol açarak önemli riskler oluşturmaktadır. Bu sebeple, ülkelerin küresel performanslarını ölçmek yatırımcıya risklere karşı önlem alması açısından fayda sağlamaktadır. Borsa yatırım fonu olarak tanımlanan MSCI

[7] Gamba Santamaria-Gomez Gonzalez-Jorge Luis Hurtado-Luis Fernando Melo, "Volatility Spillovers among Global Stock Markets: Measuring Total and Directional Effects", *Banco de la República*, 2017, 983.

endeksleri, yatırımcılara portföy seçimlerinde ve yatırımlarını değerlendirmelerinde referans olmaktadır.

MSCI endeksleri, 1968 yılında küresel hisse senetlerinin portföy performanslarını ölçmek amacıyla geliştirilmiştir. MSCI endeksinin, MS kısmı Morgan Stanley'in, CI kısmı ise Capital International'ın kısaltmasıdır. 1986'da Morgan Stanley tarafından Capıtal International'ın pazarlama hakları satın alınmış ve MSCI endeksleri geliştirilmiştir. Firma 2004 yılında Barra adında bir firma tarafından satın alınarak MSCI Barra olarak da bilinmeye başlamıştır. MSCI Barra endeksleri 2007'de New York borsasında halka arz edilmiştir.

MSCI endeksleri günümüzde, ülkelerin belirli bölgelerdeki (coğrafi, endüstriyel v.b.) küçük, büyük ve orta ölçekteki 11 sektöre ait serbest piyasanın yaklaşık %85'ini kapsamaktadır.[8]

MSCI endekslerinin yatırımcılar açısından faydaları aşağıda verildiği gibi listelenmektedir.

- MSCI endeksleri, her bir ülkeye ait küçük, orta ve büyük pazarların %85'ini kapsaması sayesinde yatırımcılara ülkelerin genel durumlarını sergilemekte ve uluslararası yatırımcılara seçim imkanı sağlamaktadır.
- MSCI endeksleri, yatırımcılara oluşabilecek riskler için tutarlı bir şekilde öngörü performansı sunmaktadır.
- MSCI endeksleri, uluslararası yatırımcılara, daha iyi ve çeşitli portföyler oluşturmak amacıyla fayda sağlamaktadır.
- MSCI endeksleri, her yatırım fırsatının boyutunu yansıtmak ve endekslerin yinelenebilirliğini kolaylaştırmada önem arz etmektedir.

[8] **https://www.msci.com/**, (05/05/2019).

MSCI endeksleri türlerine göre sınıflara ayrılmıştır. Bölüm 1.2.'de MSCI endeks türleri tanıtılacaktır.

## 1.2. MSCI Endeks Türleri

MSCI endeksleri, küresel pazarlara odaklanmış yatırımcılara, portföylerini çeşitlendirmeleri için ülke, büyüklük, sektör ve endüstriler arasında karşılaştırma imkanı sağlama amacıyla sınıflara ayrılmaktadır. Tüm MSCI endeksleri, MSCI ve S&P tarafından geliştirilen ve hisseleri sınıflandırmada genel kabul gören, küresel endüstri sınıflandırma standartlarına göre oluşturulmaktadır.

Bu bağlamda bu bölümde, MSCI ACWI (Tüm Ülke Dünya Endeksi), MSCI World (Dünya Endeksi), MSCI EAFE (En Popüler Uluslararası Endeks), MSCI Emerging Markets Index (Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi), MSCI Frontier Markets Index (Sınır Ötesi Piyasalar Endeksi), MSCI USA Indexes (Amerika Endeksleri), MSCI Size Indexes (Boyut Endeksleri), MSCI Sector Indexes (Sektör Endeksleri) ve MSCI Style Indexes (Stil Endeksleri) ayrıntılı olarak ele alınarak işlenecektir.

### 1.2.1. MSCI ACWI Index (Tüm Ülke Dünya Endeksi)

MSCI ACWI endeksi, MSCI'nın performansları en iyi şekilde sergileyen endekslerindendir ve yirmi üç gelişmiş ülke ile yirmi dört gelişmekte olan ülkeye ait pazarların performansını temsil etmektedir. Endeks, yer aldığı bölgelerdeki koşulları, piyasa büyüklüklerini ve sektörleri yansıtır. Endeks, yatırımcılarına çeşitlendirilmiş bir

hisse portföyü sunmaktadır. Yatırımcılar MSCI ACWI endeksini kullanırken gelişmiş ve gelişmekte olan piyasalarda küçük, orta ve büyük başlıkları inceleyerek portföylerine uygun yatırım yapabilmektedir.[9] MSCI ACWI endeksine ait ülkeler Tablo 1'deki ülkelerden oluşmaktadır.

**Tablo 1: MSCI ACWI Endeksine ait Ülkeler**

| MSCI AWCI ENDEKSİ | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| MSCI DÜNYA ENDEKSİ | | | MSCI GELİŞEN PİYASALAR ENDEKSİ | | |
| GELİŞEN PİYASALAR | | | GELİŞMEKTE OLAN PİYASALAR | | |
| Amerika | Avrupa ve Orta Doğu | Pasifik | Amerika | Avrupa, Orta Doğu ve Afrika | Asya |
| Kanada<br>ABD | Avusturya<br>Belçika<br>Danimarka<br>Finlandiya<br>Fransa<br>Almanya<br>İrlanda<br>İsrail<br>İtalya<br>Hollanda | Avustralya<br>Hong Kong<br>Japonya<br>Yeni Zelanda<br>Singapur | Brezilya<br>Şili<br>Kolombiya<br>Meksika<br>Peru | Çek Cum.<br>Mısır<br>Yunanistan<br>Macaristan<br>Polonya<br>Katar<br>Rusya<br>GüneyAfrika<br>Türkiye<br>Bir.Arap Emr. | Çin<br>Hindistan<br>Endonezya<br>Kore<br>Malezya<br>Pakistan<br>Malezya<br>Filipinler |

[9] "MSCI Tüm Ülke Dünya Endeksi", **https://www.msci.com/acwi**, (03/05/2019).

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | Norveç<br>Portekiz<br>İspanya<br>İsveç<br>Bir. Krallık | | | | |

*https://www.msci.com/acwi[10]

### 1.2.2. MSCI World Index (Dünya Endeksi)

MSCI Dünya endeksi, yirmi üç gelişmiş olan piyasaya ait 4.500 büyük ve orta ölçekteki şirketin pazar performansını izlemektedir. Endeks gelişmiş piyasalara ait, performans ölçümü ve geri dönülemez riskler için yatırımcıya geniş bir yelpaze sunmaktadır. Gelişmekte olan ülkelere ait piyasaları hariç tutarak gelişmiş bir dünya endeksi sunmayı amaçlamaktadır.[11] MSCI Dünya endeksi Tablo 2'deki ülkeleri ele almaktadır.

**Tablo 2: MSCI WORLD Endeksine ait Ülkeler**

| MSCI DÜNYA ENDEKSİ | | |
|---|---|---|
| GELİŞMİŞ PİYASALAR | | |
| Amerika | Avrupa ve Orta Doğu | Pasifik |
| Kanada<br>Amerika Bir. Dev. | Avusturya Hollanda<br>Belçika Norveç | Avustralya<br>Hong Kong |

[10] "MSCI Tüm Ülke Dünya Endeksi" **https://www.msci.com/acwi**, (03.05.2019).

[11]"MSCI Dünya Endeksi", **https://www.msci.com/world**, (03.05.2019).

| | | | |
|---|---|---|---|
| | Danimarka | Portekiz | Japonya |
| | Finlandiya | İspanya | Yeni Zelanda |
| | Fransa | İsveç | Singapur |
| | Almanya | İsviçre | |
| | İrlanda | | |
| | İtalya | | |

* www.msci.com/world[12]

### 1.2.3. MSCI EAFE Index (En Popüler Uluslararası Endeks)

MSCI EAFE (En Popüler Uluslararası Endeks) endeksi, ABD ve Kanada hariç olmak üzere Avustralya, Avrupa ve Orta Doğuda yirmi bir gelişmiş piyasada büyük ve orta genişlikteki hisse senetlerinin performansını gözlemlemektedir. MSCI EAFE endeksi, gelişmekte olan piyasalara göre daha az oynaklık göstermektedir. Küresel yatırımcılar için çeşitlilik göstermesi ve riski en aza indirgemesi ile avantajlı olmaktadır.[13]

MSCI EAFE endeksi Tablo 3'deki ülkeleri kapsamaktadır.

[12] "MSCI Dünya Endeksi", **https://www.msci.com/world**, (03.05.2019).

[13] "MSCI En Popüler Uluslararası Endeks", **https://www.msci.com/eafe**, (03.05.2019).

**Tablo 3: MSCI EAFE Endeksine ait Ülkeler**

| MSCI EN POPÜLER ULUSLARARASI ENDEKS | | |
|---|---|---|
| GELİŞMİŞ PİYASALAR | | |
| Avrupa ve Orta Doğu | | Pasifik |
| Avusturya | Hollanda | Avustralya |
| Belçika | Norveç | Hong Kong |
| Danimarka | Portekiz | Japonya |
| Finlandiya | İspanya | Yeni Zelanda |
| Fransa | İsveç | Singapur |
| Almanya | İsviçre | |
| İrlanda | | |
| İtalya | | |

***https://www.msci.com/eafe**[14]

### 1.2.4. MSCI Emerging Markets Index (Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi)

MSCI Gelişmekte Olan Piyasalar endeksi, yirmi dört gelişmekte olan piyasada büyük ve orta kapak hisse senetlerinde performansı takip edilecek şekilde düzenlemiştir. Küreselleşmenin piyasalar ile entegre olması ile birlikte, gelişmekte olan piyasalar yatırımcılara kendi ülkesinin ötesinde getiri fırsatları sunmaktadır. MSCI Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi yatırımcılara ekonomik koşullarda oluşabilecek risklerde ve

[14] "MSCI En Popüler Uluslararası Endeks", **https://www.msci.com/eafe**, (03.05.2019).

önyargılı durumlarda öngörü izlenimi sağlaması açısından önemli bir endeks olmaktadır. Bu sebeple, MSCI gelişmekte olan piyasalar endeksi küresel piyasalarda önemli bir lider konumundadır. [15]

MSCI Gelişmekte Olan Piyasalar endeksine ait ülkeler Tablo 4'de gösterilmektedir.

**Tablo 4: MSCI Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi**

| MSCI DÜNYA ENDEKSİ | | |
|---|---|---|
| GELİŞMEKTE OLAN PİYASALAR | | |
| Amerika | Avrupa ve Orta Doğu | Pasifik |
| Brezilya | Çek Cum. | Çin |
| Şili | Mısır | Hindistan |
| Kolombiya | Yunanistan | Endonezya |
| Meksika | Macaristan | Kore |
| Peru | Polonya | Malezya |
| | Katar | Pakistan |
| | Rusya | Filipinler |
| | Güney Afrika | Tayvan |
| | Türkiye | Taylant |
| | Bir.Arap Emr. | |

***https://www.msci.com/emerging-markets**[16]

[15] "MSCI Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi", **https://www.msci.com/emerging-markets**, (03.05.2019).

[16] "MSCI Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi", **https://www.msci.com/emerging-markets**, (03.05.2019).

### 1.2.5. MSCI Frontier Markets Index (Sınır Ötesi Piyasaları Endeksi)

MSCI Sınır Ötesi Piyasaları endeksi küçük, orta ve büyük ölçekli şirketlerin sınır ötesi piyasalarda %99'unu kapsamaktadır. Sınır piyasalar (Frontier Markets), yüksek büyüme potansiyeline sahip, yeterince gelişmemiş sermayeye sahip ülkelere ait piyasalardır. Bu ülkeler, sermaye hareketlerindeki kısıtlamalar ve küçük ölçekli ekonomilere sahip olması sebebi ile gelişmekte olan ülkelerden ayrılmaktadır. Sınır ötesi piyasalar, dünya genelinin çok küçük bir bölümünü oluşturması ve yatırımcılara sunulan bazı kısıtlamalar açısından bazı dezavantajlar oluşturabilmektedir. Bir diğer açıdan bakıldığında, sınır ötesi piyasalar dünyadaki gelişmelerden daha az etkilenmeleri sebebi ile daha az oynaklığa sahip piyasalar olmalarıyla yatırımcılar açısından alternatif piyasalar olarak değerlendirilmektedir. [17]

MSCI Sınır Ötesi Piyasaları endeksine ait ülkeler Tablo 5'de gösterilmektedir.

**Tablo 5: MSCI Sınır Ötesi Piyasa Endeksi**

| MSCI SINIR ÖTESİ PİYASA ENDEKSİ | | | | |
|---|---|---|---|---|
| SINIR ÖTESİ PİYASALAR | | | | |
| Amerika | Avrupa ve CIS | Afrika | Orta Doğu | Asya |
| Arjantin | Hırvatistan | Kenya | Bahreyn | Bangladeş |

[17] "MSCI Sınır Ötesi Piyasası Endeksi", **https://www.msci.com/market-cap-weighted-indexes**, (03.05.2019).

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| | Estonya | Mauritius | Ürdün | Sri Lanka |
| | Litvanya | Fas | Kuveyt | Vietnam |
| | Kazakistan | Nijerya | Lübnan | |
| | Romanya | Tunus | Umman | |
| | Sırbistan | WAEMEU* | | |

***https://www.msci.com/emerging-markets**[18]

*Batı Afrika ve Ekonomik Parasal Birliği ülkelerini kapsamaktadır. Bu ülkeler Senegal, Fildişi Sahilleri ve Burniko Faso'ya ait hisse senetlerini kapsamaktadır.

### 1.2.6. MSCI USA Indexes (Amerika Endeksleri)

MSCI Amerika endeksi, küresel piyasada Amerika'da orta ve büyük ölçekte performansların belirlenmesi amacıyla tasarlanmıştır. Bu endeks, 619 bileşeniyle Amerika'daki toplam piyasa değerinin %85'ini oluşturmaktadır. MSCI Amerika endeksi küresel sermayenin %54 ünü kapsamaktadır. MSCI Amerika endeksi, pazarlar arasında tutarlılık sağlayan, maliyet verimliliğinde ve yatırımda en iyi sonuçları almayı sağlayan bir endekstir. [19] Endeks, 12 borsa yatırım fonu (EFT) tarafından takip edildiği için borsa yatırım fonu yapan yatırımcılar MSCI Amerika endeksinin kazançlarından fayda sağlayabilmektedir.

[18] "MSCI Gelişmekte Olan Piyasalar Endeksi", **https://www.msci.com/emerging-markets**, (03.05.2019).

[19] "MSCI Amerika Endeksi", **https://www.msci.com/usa**, (03.05.2019).

### 1.2.7. MSCI Sıze Indexes (Boyut Endeksleri)

MSCI Boyut endeksleri, her bir pazarın yanı sıra bütün kapak endekslerinde tanımlanmış, örtüşmeyen küçük, orta ve büyük endeksleri kapsayan bir endeks türüdür.[20]

### 1.2.8. MSCI Style Indexes (Stil Endeksleri)

MSCI Stil endeksleri, net ve tutarlı bir şekilde, metodolojik çerçeve kullanılarak değer ve büyüme hisse senetlerini sınıflandırır. [21]

[20] "MSCI Boyut Endeksi", **https://www.msci.com/market-cap-weighted-indexes**, (03.05.2019).

[21] "MSCI Stil Endekleri", **https://www.msci.com/market-cap-weighted-indexes**, (03.05.2019).

# BÖLÜM 2

# 2. TEK DEĞİŞKENLİ OTOREGRESİF DEĞİŞEN VARYANS MODELLERİ

Finansal zaman serilerinde meydana gelen değişimler sayesinde belirli dönemlerde meydana gelen dalgalanmalar oynaklıklara sebep olmaktadır. Bu sebeple, bu bölümde, varlıklar ile getiriler arasındaki değişimler sonucu meydana gelen oynaklık kavramı, değişen varyans, tek değişkenli simetrik otoregresif değişen varyans modelleri, tek değişkenli asimetrik değişen varyans modelleri ve çok değişkenli otoregresif değişen varyans modelleri hakkında bilgi verilecektir.

## 2.1. Oynaklık

Markowitz (1952)[22]'in temellerini attığı Modern Portföy Teorisi'de ve bunun üzerine geliştirilen fiyatlama modelleri, finansal yönetimde oynaklık ve oynaklığın tanımlanmasının önemine dikkat çekmektedir. Oynaklık kavramı, istatistikte standart sapma ya da varyans ile ifade edilmektedir.

Mandelbrot (1963) çalışmasında, küçük değişimlerin küçük, büyük değişimlerin ise büyük değişimler tarafından izlediğini tespit etmiştir.[23] Bu durum,

[22] Harry Markowitz, "Portfolio Selection", *The Journal of Finance*, 1952, 7(1), s.77-91.

[23] Benoit Mandelbrot, "The Variation of Certain Speculative Prices", *The Journal of Business*, 1963, 36(4), s. 394-419.

oynaklık kümelenmesi olarak adlandırılmaktadır ve oynaklığın zaman içinde değişken (serisel korelasyon) olduğunu belirtmektedir. Bu nedenle, istatistiksel olarak tanımlanan oynaklık ölçüsü (standart sapma) finansal zaman serilerinde riski ölçmede yeteri kadar etkin bir kavram olmamaya başlamıştır.

Bir finansal zaman serisi iki ayrı modelin bir birleşimi olarak ifade edilmektedir. Serilerdeki doğrusal bağımlılık yapıları regresyon ya da tek değişkenli zaman seri modelleri yardımı ile modellenirken, serilerdeki doğrusal olmayan bağımlılık yapısı oynaklık modelleri ile modellenmektedir. Diğer bir deyişle, bir $y_t$ serisi, (1)'de verildiği gibi modellenmektedir (Campbell vd., 1997)[24].

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, x_{1t}, x_{2t}, \dots, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots) + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim (0, \quad \sigma_t^2)$$
$$\sigma_t^2 = g(\sigma_{t-1}, \sigma_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots) \tag{1}$$

Burada, $f(\cdot)$ ve $g(\cdot)$ sırasıyla, doğrusal ya da doğrusal olmayan ortalama ve doğrusal olmayan varyans modellerine ait fonksiyonlardır. Genel kullanımda $\sigma_t^2$ yerine $h_t$ sembolüde kullanılabilmektedir.

Bu nedenle finansal serilerin yapısındaki mevcut dinamiklere uygun çeşitli modeller geliştirilmiştir. Bu modeller sonraki bölümde ayrıntılı olarak incelenecektir.

---

[24] John Y. Campbell, Andrew W. Lo, A. Craig MacKinlay, *The Econometrics of Financial* Markets, Princeton University Press 1997.

## 2.2. Değişen Varyans

Klasik ekonometride yaygın kullanıma sahip doğrusal regresyon modelinin hata terimlerine ilişkin varsayımlarından birisi her bir hata teriminin varsayımının sabit olduğudur. Sabit varyans varsayımı;

$$E(\varepsilon_i^2) = \sigma^2 \qquad i = 1,2 \cdots N \tag{2}$$

(2)'de verilmekte olan bu varsayımın simgesel göstergesidir. Denkleme göre, her bir hata teriminin varyansı $\sigma^2$ ile ifade edilen sabit bir sayıya eşittir. Değişen varyans ise (3)'de verildiği gibi ifade edilmektedir.

$$E(\varepsilon_i^2) = \sigma_i^2 \tag{3}$$

Değişen varyans sorunu ile birlikte, en küçük kareler tahmincileri minimum varyans diğer bir deyişle etkinlik özelliği göstermeyeceklerdir. Bunun bir sonucu olarak da regresyon tahminlerinde yapılan öngörüler etkin olmayacaktır.

Ekonometrik uygulamalarda, değişen varyans sorunu hata teriminin varyansının bağımsız değişkenin alacağı değerlerle ilişkili olarak değişmesinden kaynaklanmaktadır. Bu durumda değişen varyansın belirlenip ortadan kaldırılması için birçok yönteme başvurulmaktadır. Finansal zaman serilerinde ise, değişen varyans sorunu otoregresif olarak gelişmektedir ve belirli modeller yardımı ile oynaklık modellenerek öngörülere dahil edilmektedir. Bu modellerin en yaygın olanları, tek değişkenli ve çok değişkenli otoregresif değişen varyans modelleri olarak ikiye ayrılmaktadır.

Klasik ekonometri varsayımlarının aksine, varyansın otoregresif olarak değişmesi ilk kez Engle (1982) tarafından modellenmiştir. Engle, enflasyon oranı verilerini analiz ederken, enflasyon modellerinde hata terimlerinin küçüklü büyüklü değiştiğini tespit etmesi ile ortaya çıkmıştır. Daha sonra zamanla otoregresif değişen varyansın ölçülmesinde alternatif olarak birçok model geliştirilmiştir.

## 2.3. Tek Değişkenli Simetrik Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Bu bölümde, varyansta doğrusal olmayan süreçleri modellemekte kullanılan simetrik tek değişkenli otoregresif koşullu değişen varyans modellerinden ARCH ve GARCH modelleri, daha sonra ise hem ortalamada hemde varyansta doğrusal olmayan ARCH-M ve GARCH-M modelleri sunulacaktır.

### 2.3.1. ARCH Modeli

Risk hesaplama metodlarından en yaygın olanı oynaklık kümelenmesi, ilk olarak Engle (1982) tarafından otoregresif koşullu değişen varyans modeli (ARCH) ile modellenmiştir. Engel, ARCH modeli ile bir serinin koşullu varyansının ve ortalamasının ayrı ayrı modellenebileceğinin mümkün olduğunu ortaya koymuştur. Sadece finansal getirilerin oynaklıklarını ortaya koymada değil aynı zamanda birçok alanda modelleme yapılabilmesi açısından ARCH model önem kazanmıştır.

ARCH modelinde bir $y_t$ serisinin öncelikle ortalaması modellenir. Ortalama modelini (4) modeli olarak varsayılsın.

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, x_{1t}, x_{2t}, \dots) + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim (0, \quad \sigma_t^2)$$

$$\varepsilon_t = z_t \sigma_t, \quad z_t \sim (0, \quad 1) \tag{4}$$

Daha sonra ARCH modeli (5)'de verildiği gibi tanımlanır.

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \tag{5}$$

Burada gösterilmekte olan denklemde, koşullu varyans $\sigma_t^2$, $i = \cdots q$'ye kadar geçmiş dönem şokları olan $\varepsilon_{t-i}^2$'lerin kullanılmasıyla modellenmektedir ve ARCH($q$) modeli olarak adlandırılmaktadır. Burada varyansın pozitifliğinin sağlanması için $\omega > 0$ ve $\alpha_i > 0, \forall i = 1,2, \dots, q$ kısıtlarının sağlandığı varsayılmaktadır. Durağanlık koşulunun sağlanabilmesi için katsayıların toplamı, $\sum_{i=1}^{q} \alpha_i$, 1'den küçük olmalıdır.

ARCH model, varlık fiyatlaması, faiz oranlarının vade yapısını ölçme, opsiyon fiyatlandırma, Merkez Bankası'nın müdahalelerinin araştırılması gibi birçok alanda kullanılırken avantajlar sağlamasına rağmen bazı kısıtlamalara sahiptir.

Tsay (2010)[25] bu kısıtlamaları şöyle ifade etmektedir;

[25] Ruey S Tsay, *Analysis of Financial Time Series,* Amerika 2010, s.119.

- ARCH model, finansal getirilerde meydana gelen şoklara yavaş tepki vermektedir. Bu sebeple meydana gelen oynaklığı olduğundan fazla göstermektedir.
- ARCH model, finansal getirilerdeki şokların sebebine katkı sağlamamakta, sadece koşullu varyansın nasıl davrandığını modellemektedir.
- Model, önceki dönem pozitif ve negatif şokların karesine bağlı olduğundan dolayı, pozitif ve negatif şokların oynaklık üzerinde aynı etkiye yol açtığı varsayılmaktadır.

### 2.3.2. Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH) Modeli

Genelleştirilmiş ARCH (GARCH) model, ARCH modelin uzantısı olarak ARCH modelde olan eksiklikleri gidermek amacıyla, Bollerslev (1986)[26] tarafından geliştirilmiştir. ARCH modelinde oynaklık kümelenmesi yüksek sayıda gecikme ile yakalanabilmektedir. Bu durum, ARCH modelinde tahmin edilecek parametre sayısının artmasına sebep olmaktadır. GARCH modeli ise oynaklık kümelenmesini sadece bir gecikme ile bile yakalayabilmektedir. Bu sebeple parametre tutumluluğu açısından GARCH (Generalized Autoregressive Heteroscedasticity) model tercih edilmektedir.

GARCH modeli, ARCH modele koşullu varyansın gecikmeli değerlerinin eklenmesiyle oluşmaktadır. $\varepsilon_t$'nin koşullu varyans denklemi GARCH $(p, q)$,

[26] Tim Bollerslev, "A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return", *The Review of Economics and Statistics*, Cilt 69, 1987, 543-544.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (6)$$

şeklinde ifade edilmektedir. Koşullu varyans denklemi daha açık bir ifadeyle;

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_1 \varepsilon_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_1 \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-2}^2 + \cdots + \beta_1 \sigma_{t-p}^2 \quad (7)$$

olarak ifade edilir. Denklemde, koşullu varyansın gecikmelerine yer verilmesi ile ARCH modelden farkını gözlemleyebiliriz. Koşullu değişen varyans modelinde $\alpha_i$, ARCH parametresi, $\beta_j$, GARCH parametresi olarak tanımlanmaktadır.[27] Parametreler için $\omega, \alpha_i, \beta_j \geq 0$ ve $\left(\sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{j=1}^{p} \beta_j\right) < 1$ kısıtlamalarının geçerli olduğu varsayılmaktadır. $\sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{j=1}^{p} \beta_j < 1$ kısıtı koşulsuz varyansın sonlu olduğunu işaret etmektedir. Diğer bir deyişle, durağanlık koşulunu sağlaması için $\sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{j=1}^{p} \beta_j$'nın 1'den küçük olması gerekir.

ARCH ve GARCH modellerinin eksikliklerinden biri, zayıf öngörü performansı ve piyasalarda asimetrik etkilerin ortaya çıkması ile uygun düşmemesidir. ARCH ve GARCH modelleri, oynaklıklarının koşullu olması sebebi ile oynaklığı

[27] Ruey S Tsay, *Analysis of Financial Time Series,* Amerika 2010, s.132.

olduğundan daha fazla göstermesi öngörü performanslarını düşük bir şekilde etkilemektedir.[28]

### 2.3.3. Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH-M) Modeli

Finansal yatırımcılar için öngörü performansını ölçmek son derece önemlidir. Piyasalarda, oynaklık ile beklenen getiri arasında önemli bir ilişki olduğu görüşü yaygınlaşmıştır. Bu sebeple Engle, Lilien ve Robins (1987)[29] beklenen getiri ve risk arasındaki ilişkiyi modellemek amacıyla ARCH-M ve GARCH-M modellerini geliştirmişlerdir.

Engle, Lilien ve Robins (1987) tarafından ortaya koyulan bu model ile koşullu varyansın ortalamaya olan etkisini analiz etmeyi amaçlamışlardır. Hisse senedi piyasalarında risk ile zaman arasındaki en iyi bağıntıyı kurmayı yarayan bu model ARCH-M (ARCH in Mean) olarak adlandırılmaktadır. ARCH-M modeli belirsizlik ile getiriyi sınamak açısından önemlidir.[30]

---

[28] James Hamilton-Raul Susmel, "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity and Changes in Regime", ***Journal of Econometrics***, 1994, 64(1-2), s.303-307.

[29] Robert F. Engle-David M. Lilien-Russell Robins, "Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model", *Econometrica*, 55(2), s. 391-407.

ARCH modeli koşullu varyansın etkisini hata terimi gecikmelerini dikkate alarak incelerken, ARCH-M modeli ise doğrudan incelemektedir. ARCH-M model ve ARCH model arasındaki en belirgin fark, koşullu varyans teriminin ortalama denkleminde bağımsız bir değişken olarak yer alması ile birlikte koşullu varyansın ortalamaya etkisidir. Bu durumda ortalama modeli doğrusal olmayan bir yapıya dönüşmektedir.

ARCH-M modelinde, $y_t$ serisinin ortalama modeli (8)'de verildiği gibi modellenmektedir.

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, x_{1t}, x_{2t}, \dots) + \gamma\sigma_t^2 + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim (0, \quad \sigma_t^2) \text{ ve } \gamma > 0 \qquad (8)$$

Burada, $f(\cdot)$ ortalamanın doğrusal kısmını ifade eden fonksiyon iken $\gamma\sigma_t^2$ ifadesi ortalamanın doğrusal olmayan bölümünü ifade etmektedir. $\gamma$ ise risk primi katsayısı olarak adlandırılmaktadır.

Varyans modeli ise klasik ARCH($q$) modelidir ve (5)'de verildiği gibi tanımlanmaktadır.

Bu modelde koşullu ortalama ile koşullu varyans arasındaki ilişkinin uzaklığı bulunabilmektedir. Bu model, ARCH modeline ait parametre kısıtlarını taşımak zorundadır.

### 2.3.4. Genelleştirilmiş Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH-M) Modeli

Engle, Lilien ve Robins'in (1987) ARCH modelini genişletip ARCH-M modelini elde ettiği Bölüm 2.3.3'de bahsedilmiştir. Finansal bir varlığın getirisi varlığın oynaklığına bağlı olduğunu modelleyen bir diğer model ise GARCH-M modeldir.

ARCH-M modelin geliştirmesi ile elde edilen GARCH-M modeli (9)'da verildiği gibi ifade edilmektedir:

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, x_{1t}, x_{2t}, \dots) + \gamma\sigma_t^2 + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim (0, \quad \sigma_t^2) \text{ ve } \gamma > 0$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{\mathrm{j}=1}^{p} \beta_j h_{t-\mathrm{j}} \tag{9}$$

(9)'da verilmekte olan bu modelde, $\gamma$ katsayısı risk primini belirtmektedir. Yukarıda tanımlanan GARCH-M modelinde sürecin doğru tanımlanması için $\omega, \alpha_i$ ve $\beta_j, \forall i = 1,2,3, \dots, \mathrm{q}, \forall j = 1,2,3, \dots, \mathrm{p}$ parametrelerinin pozitif olması gerekmektedir.

Getiri oynaklığı, ani fiyat düşüşleri sonucu artarken, aynı oranda bir fiyat artışı daha küçük bir oynaklık ile sonuçlanabilir.[31] Finansal yatırımcılar bu sebeple oynaklığa karşı daha duyarlıdır. Çünkü belirli dönemlerde meydana gelen dalgalanma ve yüksek

[31] Anil K.Bera- Matthew L. Higgins, "ARCH Models: Properties, Estimation and Testing", *Journal of Economic Surveys*, 1994, 7(4), 305-366.

kaldıraç oranları öngörü performansını belirlemek için önem arz etmektedir. Bu bağlamda sonraki bölümde asimetrik koşullu varyans modelleri ele alınmaktadır.

## 2.4. Tek Değişkenli Asimetrik Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri

ARCH ve GARCH modellerinde modele katılan $\varepsilon_t^2$'nin diğer bir deyişle meydana gelen şokların oynaklık üzerindeki etkisinin simetrik olduğu varsayılarak tahmin yapılmaktadır. Bu nedenle, ARCH ve GARCH modellerde meydana gelen pozitif ya da negatif şoklar oynaklığa aynı oranda etki etmektedir.

Bu asimetriklik, Black (1976)[32] tarafından kaldıraç etkisi olarak tanımlanmıştır ve şu şekilde tanımlanmaktadır.

*"Kriz ya da durgunluk dönemlerinde, hisse senedi getirilerinde düşüşler meydana gelecektir. Bu düşüşler nedeniyle, şirketler faaliyetlerini devam ettirebilmek için daha fazla borçlanma yapmak zorunda kalacaklardır. Bunun sonucunda ise şirketlerin kaldıraç oranı artacak ve bu da hisse senedinin daha riskli olmasına neden olacaktır."* (Bkz: Black, 1976).

[32] Fischer Black, "Studies of Stock Price Volatility Changes", *Proceedings of the 1976 Meeting of the Business and Economic Statistics Section, American Statistical Association*, 1976, s.177-181.

Genel olarak tanımlarsak, kaldıraç etkisi hisse senedi getirileri ile riski arasındaki negatif ilişkidir diyebiliriz.

Bu bölümde, GARCH modelin simetri özelliği iyileştirilerek ortaya çıkan, asimetrik otoregresif koşullu değişen varyans modellerinden Üstel GARCH (EGARCH), Glosten, Jagannathan ve Runkle GARCH (GJR-GARCH), Eşik Değerli ARCH (TGARCH) ve Asimetrik Üslü GARCH (APARCH) modelleri dikkate alınarak zaman serisinin dinamikleri ve hareketleri incelenecektir.

### 2.4.1. Üstel Garch (EGARCH) Modeli

GARCH modeli, finansal varlık getirilerinde gözlemlenen kalın kuyruk ve oynaklık kümelenmesini modellemekte ancak getirilerin koşullu varyans yapısındaki asimetriyi yakalamakta zayıflık göstermektedir. Modeldeki eksiklikleri gidermek amacıyla, Nelson (1991)[33] tarafından üstel GARCH (EGARCH) modeli geliştirilmiştir. Kaldıraç etkisini dikkate alan bu modelde, koşullu varyansın logaritması hata teriminin fonskiyonu olarak zamanla değişecek şekilde kurulmuştur.

Üstel GARCH modelinde, ARCH ve GARCH modellerinde olduğu gibi negatif olmama koşulu yoktur. Parametreler negatif olsa bile koşullu varyans her zaman pozitif değer alacaktır. Nelson'un asimetrik etkiyi dikkate aldığı modelinde koşullu varyans:

---

[33] Daniel B. Nelson, "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach", *Econometrica*, 1991, 59(2), s.347-370.

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \left|\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}\right| + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \log(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{k=1}^{r} \gamma_k \frac{u_{t-k}}{\sigma_{t-k}} \quad (10)$$

şeklinde gösterilmektedir. Koşullu varyans denkleminde, yer alan $\varepsilon_{t-i}/\sigma_{t-i}$ şokun büyüklüğü ve kalıcılığı hakkında bilgi veren standardize edilmiş hata terimleridir. Modeldeki $\gamma_k$ asimetrik etkilerin incelenmesini sağlamaktadır. Parametrenin pozitif olması ($\varepsilon_{t-i} > 0$) asimetrik etkinin olduğunu, negatif olması ($\varepsilon_{t-i} < 0$) ise kaldıraç etkisinin olduğunu belirtmektedir. $\gamma_k$ parametresi genellikle negatif değer alarak negatif şokların, pozitif şoklardan daha etkili olduğunu göstermektedir.

Nelson (1991) kalın kuyruk sorununu çözebilmek amacıyla GED dağılımını geliştirmiştir. EGARCH modelinde hata teriminin genelleştirilmiş hata dağılımına (GED) başvurulmasının sebebi GED dağılımının aşırı basıklığı dikkate almasıdır.

### 2.4.2. GJR GARCH Modeli

Glosten, Jagannathan ve Runkle (1993)[34] (GJR GARCH) tarafından ele alınan eşik değerli GJR-GARCH model oynaklık üzerinde asimetriyi dikkate alan koşullu değişen varyans modelidir. Finansal varlıklar üzerindeki şokların, oynaklık kümelenmesi üzerinde olumlu ve olumsuz etkisi etkisinin asimetrik olduğu varsayılan bu modelde koşullu varyans denklemi (Wang, 2007):

[34] Lawrence R. Glosten- **Ravi** Jagannathan-David E. Runkle, "On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks", 1993, *Journal of Finance,* 48(5), 1779-1801.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{q} (\alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \gamma_i \, \varepsilon_{t-i}^2 \, I_{t-i}) + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \, \sigma_{t-j}^2 \tag{11}$$

$$I_{t-i} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-i} < 0 \text{ (Negatif Şok)} \\ 0, & \varepsilon_{t-i} \geq 0 \text{ (Pozitif Şok)} \end{cases}$$

şeklinde elde edilir.

Modelde yer alan kukla değişken iki değer almaktadır. Koşullu varyans denkleminde hata terimleri $(\varepsilon_{t-i})$ incelendiğinde, $\varepsilon_{t-i} < 0$ olması $i$ dönem önceki olumsuz haberlerin, $\varepsilon_{t-i} \geq 0$ olması ise olması $i$ dönem önceki olumlu haberlerin göstergesidir. GJR-GARCH modelde, koşullu varyans denklemi üzerinde olumlu ve olumsuz haberlerin farklı asimetrik etkisi vardır. Denklemden görüleceği üzere, $\alpha_i$ olumlu haberlerin etkisi, olumsuz haberlerin etkisi ise $(\alpha_i + \gamma_i)'$ye eşittir. Kaldıraç etkisi, $\gamma_k$ olup $\gamma_k \neq 0$ durumu asimetriyi ifade etmektedir. Bu bağlamda, $\gamma_k > 0$ ise kaldıraç etkisi olduğu gözlemlenmektedir (Glosten vd. 1993).

### 2.4.3. Eşik Değerli GARCH (TGARCH)

Zakoian (1994)[35] tarafından geliştirilen TGARCH modeli GJR-GARCH modeline benzer şekilde asimetri etkisini parçalı doğrusal fonksiyon olarak

[35] Jean M. Zakoian, "Threshold Heterokedastic Models", *Journal of Economic Dynamics and Control"* 1994, 18, s. 931-955.

tanımlanmaktadır. Fakat varyans yerine standart sapmayı modellemektedir (Zakoian, 1994).

TGARCH$(q, p)$ modeli, aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$\sigma_t = \omega + \sum_{i=1}^{q} (\alpha_i \, |\varepsilon_{t-i}| + \gamma_i \, |\varepsilon_{t-i}| \, I_{t-i}) + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \, \sigma_{t-j} \qquad (12)$$

(12)'de yer alan kukla değişken $I_{t-i}$, $\varepsilon_{t-i} < 0$ olduğunda 1, $\varepsilon_{t-i} > 0$ olduğunda ise 0 değerini almaktadır. GJR-GARCH'a benzer şekilde, $\alpha_i$ olumlu haberlerin etkisi, olumsuz haberlerin etkisi ise $(\alpha_i + \gamma_i)'$ye eşittir. Kaldıraç etkisi, $\gamma_k$ olup $\gamma_k \neq 0$ durumu asimetriyi ifade etmektedir. Bu bağlamda, $\gamma_k > 0$ ise kaldıraç etkisi olduğu gözlemlenmektedir.

### 2.4.4. Asimetrik Üslü ARCH (APARCH) Modeli

Dink, Granger ve Engle (1993)[36] tarafından geliştirilen Asimetrik Üslü ARCH (APARCH) modeli asimetri etkisini belirlemede kullanılan yaygın modellerden biridir. Bu modelin avantajları, kalın kuyrukluk, aşırı basıklık ve kaldıraç etkisini dikkate almasıdır.

APARCH$(p, q)$ modeli aşağıdaki denklemde olduğu gibi ifade edilmektedir.

[36] Zhuanxin Ding- Clive W.J. Granger-Robert F. Engle, "A Long Memory Property of Stock Market Returns and A New Model", *Journal of Empiricial Finance*, 1993, s.83-106.

$$\sigma_t^{\delta} = \omega + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \left(|u_{t-i}| - \gamma_i u_{t-i}\right)^{\delta} + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \, \sigma_{t-i}^{\delta} \qquad (13)$$

(13)'de elde edilen modelde, $\alpha_i$ ve $\beta_j$ standart ARCH ve GARCH parametreleridir. Üssel GARCH terimi $\delta$ ile kaldıraç etkisi ise $\gamma_i$ ile ifade edilmektedir. Kaldıraç parametresi $+1$ ile $-1$ arasında değerler almakta ve $\delta > 0$'dir.[37]

APARCH(p,q) modelinin sağlaması gereken bazı kısıtlar bulunmaktadır.[38]

1) $\omega > 0,\ \alpha_i \geq 0,\ i = 1,2,\dots,p\ \ \beta_j \geq 0 \quad j = 1,2,\dots,q$ olduğunda koşullu varyansın poziftif olması için $\omega > 0$ olmalıdır.
2) $0 \leq \sum_{i=1}^{p} \alpha_i + \sum_{j=1}^{q} \beta_i \leq 1$

## 2.5. Çok Değişkenli Otoregresif Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Piyasalarda mevcut küreselleşmenin hız kazanması ile birlikte, risk ve portföy yönetiminde, finansal varlıkların arasındaki ilişkilerin yani kovaryans matrislerinin de tahmini gerekli olmuştur. Bu sebeple ARCH ve GARCH gibi tek değişkenli otoregresif

[37] Dima Alberg-Haim Shalit-Rami Yosef," Estimating Stock Market Volatility Using Asymmetric GARCH Models", *Applied Financial Economics*, 2008, 18, s.1201-1208.

[38] Ding Ding," Modeling of Market Volatility with APARCH Model", *U.U.D.M. Project Report*, 2011.

koşullu değişen varyans modelleri yetersiz kalmış ve riskin oynaklık üzerindeki etkisinin modellenmesinde çok değişkenli modellere başvurulmuştur.

$\boldsymbol{y}_t$, $N$ serinin $t$ anındaki gözlemlerinden oluşan bir vektör olsun ve bu vektörün koşullu ortalaması (14)'de verildiği gibi modellensin.

$$\boldsymbol{y}_t = \boldsymbol{\phi}_1' \boldsymbol{y}_{t-1} + \boldsymbol{\phi}_2' \boldsymbol{y}_{t-2} + \cdots + \boldsymbol{\phi}_s' \boldsymbol{y}_{t-s} + \boldsymbol{\theta}_1' \boldsymbol{\varepsilon}_{t-1} + \boldsymbol{\theta}_2' \boldsymbol{\varepsilon}_{t-2} + \cdots + \boldsymbol{\theta}_m' \boldsymbol{\varepsilon}_{t-m} + \boldsymbol{\beta}' \boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t \tag{14}$$

Burada, $\boldsymbol{\phi_i}, i = 1,2 \ldots . s$ $N \times N$ katsayılar matrisini, $\boldsymbol{\theta_i}, i = 1,2 \ldots . m$ $N \times N$ katsayılar matrisini, $\boldsymbol{\beta}$, $N \times k$ katsayılar matrisini, $\boldsymbol{x}_t$, $k \times 1$ açıklayıcı değişkenler vektörünü ve $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ ise $N \times 1$ hata terimleri vektörünü göstersin. $\boldsymbol{H}_t$ $N \times N$ koşullu varyans kovaryans matrisini göstersin ve (15)'de verildiği gibi tanımlansın.

$$\boldsymbol{H}_t = E(\boldsymbol{\varepsilon}_t \boldsymbol{\varepsilon}_t' | \boldsymbol{y}_{t-1}, \boldsymbol{y}_{t-2}, \ldots, \boldsymbol{x}_{t-1}, \boldsymbol{x}_{t-2}, \ldots) \tag{15}$$

$\boldsymbol{H}_t'$ nin modellenmesinde kullanılmak üzere zaman içinde birçok model geliştirilmiştir. Bu bölümde, GARCH modelin geliştirilmesi ile ortaya çıkan bu modellerden VECH GARCH, Köşegen VECH GARCH, BEKK GARCH, Sabit ve Dinamik Koşullu Korelasyon (CCC, DCC) modelleri formüle edilerek anlatılmıştır.

### 2.5.1. VECH GARCH (Vektör Garch) Modeli

İlk çok değişkenli GARCH modeli, Bollerslev, Engle ve Wooldridge (1988)[39] tarafından geliştirilen VECH GARCH modeli olarak adlandırılmaktadır.

Elde edilen bu model, aşağıdaki gibi ifade edilmiştir.

$$\mathrm{VECH}(\boldsymbol{H}_t) = \mathrm{C} + \sum_{i=1}^{q} \boldsymbol{A}_i \,\mathrm{VECH}(\boldsymbol{\varepsilon}_{t-i}\boldsymbol{\varepsilon}'_{t-i}) + \sum_{j=1}^{p} \boldsymbol{B}_j \mathrm{VECH}(\boldsymbol{H}_{t-j}) \tag{16}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_t|\psi_{t-1} \sim N(0, \boldsymbol{H}_t)$$

Ele alınan modelde, $\mathrm{VECH}(\cdot)$, $n \times n$ boyutlu simetrik matrisin alt üçgen sütunlarını $\left[\frac{N(N+1)}{2}\right] \times 1$' lik bir vektör olarak atayan operatörü ve $\Psi_{t-1}$ bilgi setini ifade etmektedir. $C$, $\left[\frac{N(N+1)}{2}\right] \times 1$ sabit katsayılar vektörü ve $\boldsymbol{A}_i$, $i = 1,2,3 \cdots q$ ve $B_j$, $j = 1,2,3, \ldots p$ olmak üzere $\left[\frac{N(N+1)}{2}\right] \times \left[\frac{N(N+1)}{2}\right]$ boyutunda katsayılara ait matrislerdir.

Örneğin; iki değişkenli VECH GARCH (1,1) modeli aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

---

[39] Tim Bollerslev- Robert Engle- Jeffrey Wooldridge, "A Capital Asset Pricing Model with Time- varying Covariances", *Journal of Political Economy,* 1988, 96(1), s. 119-131.

$$\boldsymbol{H}_t = \begin{bmatrix} h_{11t} & h_{12t} \\ h_{21t} & h_{22t} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon}_t = \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix}, \boldsymbol{C} = \begin{bmatrix} c_{11} \\ c_{21} \\ c_{22} \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}, \boldsymbol{B} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \quad (17)$$

Burada, $h_{11t} = \sigma_{1t}^2$, $h_{22t} = \sigma_{2t}^2$ ve $h_{12t} = \sigma_{12t}$'yi simgelemektedir.

(17)'de tanımlanan VECH GARCH (1,1) modeli, iki değişkenli olmasına rağmen çok fazla sayıda parametreye $(3 + 9 + 9 = 21)$ sahiptir. Bu sebeple modelin tahmini oldukça zorlaşmaktadır. Modelin iyileştirilmesi amacıyla Diyagonal Model (Köşegen VECH Model) geliştirilmiştir.

### 2.5.2. Diyagonal VECH Model (Köşegen VECH Model)

Genel bir model olan VECH modelde ele alınan problemlerin iyileştirilmesi amacıyla Bollerslev, Engle ve Woolridge (1988)[40] tarafından geliştirilen köşegen VECH modeli, (16)'da tanımlanan modeldeki $\boldsymbol{A}$ ve $\boldsymbol{B}$ matrislerinin köşegen matris olduğunu varsayılmaktadır.

Köşegen VECH$(p, q)$ modeli aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

[40] Tim Bollerslev- Robert Engle- Jeffrey Wooldridge, "A Capital Asset Pricing Model with Time- varying Covariances", *Journal of Political Economy,* 1988, 96(1), s. 119-131.

$$h_{ij,t} = c_{ij} + \sum_{x=1}^{q} a_{ij,x}\, \varepsilon_{i,t-a}\varepsilon_{j,t-a} + \sum_{l=1}^{p} b_{ij,l}\, h_{ij,t-1} \tag{18}$$

(18)'de elde edilen bu modelde, $h_{ijt}\ i,j = 1,\cdots N$ koşullu varyans kovaryans matrisinin $(i,j)$. elemanı olarak tanımlanmaktadır.

Örneğin; iki değişkenli Köşegen VECH (1,1) modelinin matrisler ile gösterimi;

$$\begin{bmatrix} h_{11,t} \\ h_{21,t} \\ h_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} \\ c_{21} \\ c_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11,1} & 0 & 0 \\ 0 & a_{21,1} & 0 \\ 0 & 0 & a_{22,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 \\ \varepsilon_{2,t-1}\varepsilon_{1,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11,1} & 0 & 0 \\ 0 & b_{21,1} & 0 \\ 0 & 0 & b_{22,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{11,t-1} \\ h_{21,t-1} \\ h_{22,t-1} \end{bmatrix} \tag{19}$$

Köşegen VECH modelinde A ve B matrislerinin köşegen olduğu varsayılmasına rağmen modelin tahmininde bazı zorluklar yaşanmaktadır.[41]

Modellerde varyans-kovaryans ve korelasyon matrisinin daima yarı pozitiflik koşulunu sağlaması gerekmektedir. Köşegen VECH modeli bu koşulu her durumda

[41] Luc Bauwens-Sebastien Laurent-Jeroen V.K. Rombouts," Multivariate GARCH Models: A Survey", *Journal of Applied Economics*, 2006, 21(1), s.79-109

garanti edememektedir. Bu sorunları düzeltmek amacıyla BEKK GARCH modeli geliştirilmiştir.

### 2.5.3. BEKK GARCH Modeli

BEKK GARCH Modeli, Baba, Engle Kraft ve Kroner (1990)[42] tarafından koşullu varyans matrisinin pozitiflik koşulunu sağlamak amacıyla geliştirilmiştir. BEKK model en yaygın kullanılan çok değişkenli model olmasının yanı sıra değişkenler arasındaki etkileşimleri açıklama konusunda daha etkili bir yöntemdir.

BEKK GARCH modeli aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$\boldsymbol{H_t = CC' + \sum_{i=1}^{q} A_i\,(\varepsilon_{t-i}\varepsilon'_{t-i})A'_i + \sum_{j=1}^{p} B_j H_{t-j} B'_j} \qquad (20)$$

(20)'de elde edilen bu modelde, $A_i$ ve $B_j$, $N \times N$ parametre matrisleri, $C$ alt üçgensel parametre matrisidir. $\boldsymbol{CC'}$, sabit katsayılar matrisidir ve pozitif yarı tanımlı ya da zayıf koşullar dahilinde bile pozitif tanımlı olmaktadır.[43]

---

[42] Engle, R.F., Kroner, K.F., (1989), "Multivariate Simultaneous Generalized ARCH", *Economic Theory*, 11(1), s.122-150., 1995, Baba, Y., Engle, R.F., Kraft, D., Kroner, K., "Multivariate Simultaneous Generalized ARCH", Unpublished Manuscript, University of California, San Diego, 1990.

[43] Robert F. Engle-Kenneth F. Kroner, "Multivariate Simultaneous Generalized Arch", *Econometric Theory*, 1995, 11(1), s.122-150.

BEKK modelini açıklamak için $N = 2$ değişkenli, BEKK GARCH (1,1) modelini inceleyelim;

$$\boldsymbol{H_t = CC' + A_1(\varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1})A'_1 + B_1H_{t-1}B'_1} \quad (21)$$

(21)'deki bu gösterim VECH'de karşılaşılan pozitiflik kısıtını iyileştirmiştir.

Modelin diagonal gösteriminde, koşullu varyans değerleri, gecikmeli koşullu varyans değerleri ile gecikmeli getiri karelerin bir fonksiyonu olarak ifade edilmektedir.[44] Ancak BEKK modelinin bir eksikliği vardır. Parametre çokluğu modelde bazı sorunlara yol açmaktadır. Bu sebeple, gecikmeli getirilerin karesinin veya gecikmeli oynaklık tahminlerinin kovaryans matrisinin elemanları üzerindeki etkisini doğrudan temsil etmemektedir.

### 2.5.4. Koşullu Korelasyon GARCH Modelleri

Zaman içinde çok değişkenli GARCH modellerinin yanında koşullu korelasyon GARCH modelleri geliştirilmiştir. Bu modellerden en yaygın olanı, Sabit Koşullu Korelasyon (CCC) ve Dinamik Koşullu Korelasyon (DCC) modelleridir.

Koşullu varyans kovaryans matrisi $\boldsymbol{H_t}$ ise $y_{it}$ ve $y_{jt}$ arasındaki koşullu korelasyon için (22) denklemi doğal bir ölçüdür.

---

[44] Yudong Wang-Chongfeng Wu,"Forecasting Energy Market Volatility Using GARCH Models: Can Multivariate Models Beat Univariate Models?", *Energy Economics*, 2012, 34(6), s.2167-2181.

$$\rho_{ij,t} = \frac{h_{ij,t}}{\sqrt{h_{ii,t} \times h_{jj,t}}} \quad (22)$$

$\forall t$ için $-1 \leq \rho_{ij,t} \leq 1$ olarak değerlendirilmektedir. Bu aşamada iki farklı yaklaşım mevcuttur. Bu bölümde, Bollerslev (1990) tarafından önerilen Sabit Koşullu Korelasyon (CCC) ve Engel (2002) tarafından önerilen Dinamik Koşullu Korelasyon (DCC) modelleri açıklanmıştır.

### 2.5.4.1. Sabit Koşullu Korelasyon (CCC)

Koşullu korelasyonların sabit olduğu çok değişkenli otoregresif koşullu korelasyon (CCC) modeli, Bollerslev (1990)[45] tarafından geliştirilen "Sabit Koşullu Korelasyonlar" parametrizasyonudur. Bu model parametre sayılarını azaltmak ve tahmini kolaylaştırmak için kullanılan bir yöntemdir. Modelde, koşulu korelasyonlar sabit iken, koşullu kovaryans değişkendir.

CCC modelinde koşullu korelasyonlar zamandan bağımsız ve sabit kabul edilir. Diğer bir deyişle, $\rho_{ij,t} = \rho_{ij}$'dir. Bu durumda herhangi bir $t$ anında $y_{it}$ ve $y_{jt}$ arasındaki kovaryans (23)'de verildiği gibi hesaplanabilmektedir.

$$h_{ij,t} = \rho_{ij}\sqrt{h_{ii,t} \times h_{jj,t}},\ i,j = 1,2,3,\dots,N. \quad (23)$$

[45] Tim Bollerslev, "Modelling The Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model", The MIT Press, 1990, 72, s.499.

CCC modeline ait matris gösterimi (24)'de verildiği şekilde ifade edilmektedir.

$$\boldsymbol{H}_t = \boldsymbol{D}_t \boldsymbol{R} \boldsymbol{D}_t \tag{24}$$

Burada, $\boldsymbol{D}_t$, $N \times N$ boyutlu, elemanları koşullu standart sapmalara ait köşegen matristir. $\boldsymbol{R}$ ise sabit koşullu korelasyonların, yani $(\rho_{ij})$'lerden oluşan zamandan bağımsız matristir. Matrisler şu şekilde gösterilir:

$$\boldsymbol{H}_t = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{11,t}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{22,t}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{h_{NN,t}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1N} \\ \rho_{12} & 1 & \cdots & \rho_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{1N} & \rho_{2N} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \sqrt{h_{11,t}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{22,t}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{h_{NN,t}} \end{bmatrix} \tag{25}$$

(25)'de matris gösterimi ile ifade edilen koşullu kovaryanslar, sabit koşullu korelasyon varsayımı altında, koşullu standart sapmalarca belirlenmektedir.[46]

Koşullu korelasyonların sabit olması yanıltıcı olabilmesi sebebi ile Sabit Koşullu Parametrizasyonlar yerine Dinamik Koşullu Parametrizasyonlar geliştirilmiştir.

[46] Luc Bauwens, Sebastian Laurent, Jeroen V.K. Rombouts, "Multivariate GARCH Models: A Survey", *Journal of Applied Economics*, 2006, 21(1), s.79-109.

### 2.5.4.2. Dinamik Koşullu Korelasyon (DCC)

Koşullu korelasyonların sabit olması gerçekçi olmayacağı ve zamanla değişebileceği için Dinamik Koşullu Korelasyon (DCC) modeli Engle (2002)[47] ve Tse ve Tsui (2002)[48] tarafından geliştirilmiştir. DCC'nin CCC'den farkı, koşullu korelasyon matrislerini ifade eden $R$'nin zamana bağlı olarak değişmesidir.

Dinamik koşullu korelasyon (DCC) Christodoulakis & Satchell (2002)[49], Engle (2002), Tse ve Tsui (2002) tarafından birkaç farklı şekilde modellenmiştir. Christodoulakis & Satchell (2002) tarafından önerilen DCC modeli sadece iki değişkenli modellere uygulanmaktadır. Engle (2002), Tse ve Tsui (2002) tarafından önerilen model ise yüksek boyutlu verilere uygulanmaktadır. Ancak, literatürde Engle (2002) tarafından önerilen model daha yaygın olarak kullanılmaktadır.

Engle (2002) tarafından geliştirilen DCC modeli şu şekilde ifade edilmektedir:

---

[47] Robert Engle, "Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Model", *Journal of Business&Economic Statistics*, 2002.

[48] Yiu Kuen Tse-Albert K.C Tsui, "A Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Model with Time-Varying Correlations", *Journal of Business&Economic Statistics*,2002.

[49] George A. Christodoulakis-Stephen E. Satchell, "Correlated ARCH (CorrARCH): Modelling The Time-Varying Conditional Correlation between Financial Asset Returns" *European Journal of Operational Research*,2002, 139(2), s.351-370.

$$\boldsymbol{H}_t = \boldsymbol{D}_t \boldsymbol{R}_t \boldsymbol{D}_t \tag{26}$$

(26)'da ifade edilen bu modelde, $\boldsymbol{D}_t$, $N \times N$ boyutlu, elemanları koşullu standart sapmalar olan köşegen matristir. Standartlaştırılmış hatalar, $\boldsymbol{z}_t = \boldsymbol{D}_t^{-1}\boldsymbol{\varepsilon}_t$, $\boldsymbol{z}_t \sim (0, \boldsymbol{R}_t)$ olmak üzere, $\boldsymbol{R}_t$, standartlaştırılmış hataların $N \times N$ boyutlu koşullu korelasyon matrisi olarak ifade edilmektedir. Bu parametrizasyonda, $\boldsymbol{R}_t$ matrisi simetriktir ve (27)'de verildiği gibi ayrıştırılabilmektedir.

$$\boldsymbol{R}_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12,t} & \cdots & \rho_{1N,t} \\ \rho_{12,t} & 1 & \cdots & \rho_{2N,t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{1N,t} & \rho_{2N,t} & \cdots & 1 \end{bmatrix} = \boldsymbol{Q}_t^{*-1} \boldsymbol{Q}_t \boldsymbol{Q}_t^{*-1} \tag{27}$$

DCC(1,1) modeli için, $\boldsymbol{Q}_t$ (28)'de verildiği gibi otoregresif olarak tanımlanmaktadır.

$$\boldsymbol{Q}_t = (1 - a - b)\overline{\boldsymbol{Q}} + a\, \boldsymbol{z}_{t-1}\boldsymbol{z}'_{t-1} + b\, \boldsymbol{Q}_{t-1} \tag{28}$$

Burada, $a$ ve $b$ sabit katsayıları göstermektedir. $\overline{\boldsymbol{Q}}$ ise, standartlaştırılmış hataların koşulsuz varyans kovaryans matrisidir ve (29)'da verildiği gibi hesaplanır,

$$\overline{\boldsymbol{Q}} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{z}_t\, \boldsymbol{z}'_t \tag{29}$$

$\boldsymbol{Q}_t^*$ köşegen matrisi ise korelasyonun $(-1,1)$ aralığında olması koşulunu sağlatmak için tanımlanır ve $\boldsymbol{Q}_t$ matrisinin köşegen elemanlarının karekökü alınarak (30)'da verildiği gibi tanımlanmaktadır.

$$\boldsymbol{Q}_t^* = \begin{bmatrix} \sqrt{q_{11,t}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{q_{22,t}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{q_{NN,t}} \end{bmatrix} \quad 30)$$

GARCH'ın varyansın pozitifliği için varsaydığı koşula benzer şekilde koşullu korelasyonların da pozitif olabilmesi için $a, b \geq 0$ ve $a + b \leq 1$ koşullarının sağlanması gerekmektedir. Eğer $a = b = 0$ ise model CCC modeline indirgenmektedir.

# BÖLÜM 3

# 3. WAVELET ANALİZİ

Wavelet analizi, hem frekansı hem zamanı aynı anda ölçerek birçok alanda fayda sağlamaktadır. Bunun yanı sıra waveletlerin filtrelemede kullanılmakta olan birçok istatistiki özelllikleri bulunmaktadır. Bu sebeple, bu bölümde finans alanında yaygın olarak kullanılmakta olan filtreleme kavramı, doğrusal filtreleme, Wavelet Dönüşümü, Wavelet Varyansı ve Wavelet Kovaryansı incelenerek ele alınacaktır.

## 3.1. Filtreleme Kavramı

Filtreleme, zaman serilerinde (trend, mevsimsellik, sezonsallık) önemli çıkarımlar ve modelleme yapmak amacıyla kullanılmakta olan yöntemler bütününü tanımlamaktadır. Filtreleme fizik, mühendislik vb. birçok alanda kullanılmakla birlikte son yıllarda ekonomi ve finans alanlarında da yaygın olarak kullanılmaya başlamıştır. Özellikle, zaman serilerinde, konjonktür dalgalanmalarını, trendi, gürültüyü ve mevsimselliği belirlemede kullanılmaktadır.[50]

Geleceğe yönelik doğru tahminler yapabilmek özellikle, konjonktürün seyrini ve nasıl değiştiğini tam olarak ifade edebilmek için seriye öncelikle mevsimsellikten

---

[50] Micheal Niemira ve Philip A. Klein, "Forecasting Financial and Economic Cycles", *International Journal of Forecasting,* 1994, s.191-192. F.X. Diebold ve G.D. Rudebusch, ''Measuring Business Cycles: A Modern Perspective'', *National Bureau of Economic Research,* 1996, 78(1), s.66-67.

arındırma işlemi uygulanmaktadır. Mevsimsellik ve gürültü belirli dönemlerde kendilerini tekrar etme özelliğine sahiptir. Bu sebeple periyodik kalıpların ayrıştırılması için zaman serilerinde filtreleme yapılmalıdır.

## 3.2. Doğrusal Filtreleme

Bu bölümde, zaman serilerinde etkin olarak kullanılmakta olan doğrusal filtreleme yöntemleri ele alınmıştır. Yapısal kırılmalar, dalgalanmalar ve ani şoklar yaşanmadığı varsayıldığında, bir zaman dizisi sıfır hatayla doğrusal filtreler tarafından tahmin edilebilir.

$\{x_t^{\infty}\}$, kesikli stokastik sürecini ele alalım. Bu stokastik sürecin herhangi bir örneklem yolu bir zaman serisi oluşturmaktadır. Zaman serilerine uygulanan doğrusal bir dönüşüm ise doğrusal filtreleme olarak adlandırılmaktadır. Diğer bir deyişle, doğrusal bir filtre (31)'de verildiği gibi tanımlanmaktadır.

$$y_t = f(x_t), \tag{31}$$

Burada, $f(\cdot)$, doğrusal bir fonksiyonu ifade etmektedir. $w_t, t = -\infty, \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots, \infty$ filtreleme katsayılarını ifade ediyor ise filtrelenmiş seri (32)'de verildiği gibi gösterilmektedir.

$$y_{t=} \sum_{i=-\infty}^{\infty} w_i \, x_{t-i} \tag{32}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

(32)'de sunulan filtreleme işleminde $t$ anındaki filtrelenmiş değeri elde edebilmek için $x_t$'nin gelecekteki değerleri de gerekmektedir. Fakat, doğal olarak bu imkansızdır. Bu nedenle, bu filtre kısıtlanarak (33)'de verilen şekle dönüştürülmektedir ve "sıradan filtre" olarak adlandırılmaktadır.

$$y_{t=} \sum_{i=0}^{\infty} w_i \, x_{t-i} \qquad (33)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Katsayıların zaman içinde değişmediği sıradan filtreler ise "zamanla değişmez" filtre olarak adlandırılmaktadır.

Doğrusal filtreler zaman ve frekans boyutu olmak üzere iki alt başlıkta incelenmektedir. Bu filtrelerin finansal ve iktisadi uygulamalarda en bilindikleri;

1. Varyans tahmininde kullanılan ve RiskMetrics[51] tarafından da önerilen Üstel Ağırlıklandırmalı Hareketli Ortalama modeli (EWMA),
2. Makroekonomik zaman serilerinde konjektür dalgalanmalarının tanımlanmasında kullanılan Hodrick-Prescott Filtresi (Hodrick ve Prescott, 1997).[52]

[51]RiskMetrics-Technical Document, Fourth Edition, 1996,

https://www.msci.com/documents/10199/5915b101-4206-4ba0-aee2-3449d5c7e95a

3. Makroekonomik zaman serilerinde konjektür dalgalanmalarının tanımlanmasında kullanılan Baxter-King Filtresi (Baxter ve King, 1999)[53].

olarak listelenebilmektedir.

## 3.3. Wavelet Dönüşümü

Wavelet dönüşümü hem zaman hem de frekansları kullanarak sonlu enerjiye sahip küçük salınımları kullanmaktadır.[54] Wavelet dönüşümünde elde edilen bu küçük salınımlar, wavelet olarak tanımlanmaktadır. Wavelet dönüşümünde, sinyal bir pencere fonksiyonu ile çarpılarak dönüştürülmektedir. Kısa zamanlı fourier dönüşümünden farklı olarak, wavelet dönüşümünün gerçekleştiği süre boyunca pencerenin boyutu sabit kalmayarak frekans ile birlikte hareket ederek dalgalanmaktadır. Böylece sinyalin hem frekans hem de zaman boyutu aynı anda analiz edilmektedir.

---

[52] Robert J. Hodrick, Edward C. Prescott, "Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation", *Journal of Money, Credit and Banking*, 1997, 29(1), s.1-16.

[53] Marianne Baxter, Robert King, "Measuring Business Cycles: Approximate Band-Pass Filters For Economic Time Series", *The Review of Economics and Statistics",* 1999, 81(4), s.575-593.

[54] Stephane G. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Represantation", *IEEE Transactions on Pattern Analysıs and Machine Intelligence*, 1989, s, 674-693.

Wavelet Dönüşümü, sürekli ve kesikli wavelet dönüşümleri olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.

### 3.3.1. Sürekli Wavelet Dönüşümü (Continuous Wavelet Functions)

Kısa Süreli Fourier Dönüşümüne alternatif olarak sunulan Sürekli Wavelet Dönüşümü, çözümlemede yaşanılan problemlerde kullanılan yöntemlerden biridir. Küçük salınımlar olarak tanımladığımız waveletler Fourier dönüşümünde, sinyalleri sinüs ve kosinüslere ayırırken zaman bilgilerini kaybolmakta, sürekli wavelet dönüşümlerinde ise zaman ana wavelet modellerinin bir versiyonu olarak bu sorunun üstesinden gelmektedir.

Sürekli bir wavelet dönüşümü iki değişkenli bir fonksiyon olarak (34)'de verildiği tanımlanmaktadır ve $W(u,s)$ ile gösterilmektedir.

$$W(u,s) = \int_{-\infty}^{\infty} x_t \, \psi_{u,s}(t)dt \tag{34}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $x_t$, analizde kullanılan sinyali, $t$, zamanla ölçülen konum parametresini, $s$, ölçek parametresini ve

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}}\psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \tag{35}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

dönüştürülmüş wavelet fonksiyonunu ifade edilmektedir. (35)'de ise $1/\sqrt{s}$, normalleştirme sabitini ve $\psi(\cdot)$, wavelet fonksiyonunu göstermektedir.

Wavelet dönüşümünde, $\psi(t)$, wavelet fonksiyonun (36)'da verilen kabul edilebilirlik koşulunu sağlanması gerekmektedir.

$$C_\psi = \int_0^\infty \frac{|\psi(f)|}{f} df < \infty \qquad (36)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $\psi(f)$, fourier dönüşümüdür ve frekansın, $f$ bir fonksiyonudur.[55] Bir wavelet fonksiyonunun (36) koşulunu sağlaması için (37)'de verilen koşulların sağlanması yeterlidir.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x)dt = 0\,, \quad \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi^2(x)|^2 dt = 1 \qquad (37)$$

[55] Alexandre Grossmann- Jean Morlet, "Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape", *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 1984, 15, s.723-736.

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Diğer bir deyişle, bir fonksiyonun wavelet fonksiyonu olabilmesi için sıfır ortalamalı ve birim enerjili olması gerekmektedir.

Sürekli wavelet fonksiyonlarının bazıları aşağıda listelenmektedir.

***Morlet Wavelet Fonksiyonu:*** Bu fonksiyon fourier dönüşümüne benzemektedir ve (38)'de verildiği gibi ifade edilmektedir.

$$\psi^M(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-i\omega_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}}, \tag{38}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $\omega_0$, waveletin merkezi frekansıdır.

***Gaussian Olasılık Yoğunluk Fonksiyonunun Birinci Türev Fonksiyonu:*** Bu fonksiyon normal dağılımın olasılık yoğunluk fonksiyonunun birinci türevi alınarak elde edilmektedir ve (39)'da verildiği gibi ifade edilmektedir.

$$\psi^G(t) = \frac{\sqrt{2}t}{\sigma^{3/2}\pi^{1/4}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}}, \tag{38}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

***Meksikalı Şapkası Fonksiyonu:*** Bu fonksiyon normal dağılımın olasılık yoğunluk fonksiyonunun ikinci türevi alınarak elde edilmektedir ve (39)'da verildiği gibi ifade edilmektedir.

$$\psi^{Mh}(t) = \frac{2}{\pi^{1/4}\sqrt{3\sigma}}\left(1 - \frac{t^2}{2\sigma^2}\right)e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}}, \tag{39}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

### 3.3.2. Kesikli Wavelet Dönüşümü (Discrete Wavelet Transforms)

Kesikli wavelet dönüşümleri (DWT), waveletlerin ayrı ayrı örneklendiği, sayısal ve fonksiyonel analizlerde kullanılmakta olan ayrı bir wavelet dönüşümüdür. Zaman serilerinde hem zamanın hem frekansın ölçümünde kullanılması amacıyla önemli bir yöntem olmaktadır. Sürekli wavelet dönüşümünde, katsayıların sürekli olarak hesaplanması finansal ve ekonomik verilerde sorun yaratmaktadır. Çünkü, ekonomi ve finans alanında veriler kesiklidir ve kesikli wavelet dönüşümlerinin kullanılması bu soruna daha uygun bir çözüm sağlamaktadır. Ek olarak, Kesikli wavelet dönüşümleri hem varyans hem çapraz korelasyonların incelenmesinde önem arz etmektedir.

Kesikli wavelet katsayıları, (40)'da verildiği gibi ifade edilmektedir:

$$\boldsymbol{w} = W\,\boldsymbol{x} \tag{40}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $\boldsymbol{x}$, $N \times 1$ gözlemler vektörünü ve $W$, DWT'yi tanımlayan $N \times N$ boyutlu ortonormal matrisi göstermektedir. $N = 2^J$ için kesikli wavelet katsayıları, $\boldsymbol{w} = \left[\boldsymbol{w_1}, \boldsymbol{w_2}, \dots, \boldsymbol{w_J}, \boldsymbol{v_J}\right]^T$ olarak ifade edilmektedir. Burada, $\boldsymbol{w_i}$, $N/2^i$ boyutlu wavelet katsayılarının bir vektörüdür ve $\lambda_i = 2^{i-1}$ boyutlu ölçekteki değişikliklerle ilişkilidir. Ek olarak, $\boldsymbol{v_J}$, $N/2^J$ boyutlu ölçekleme katsayıları vektördür ve $2^J = 2\lambda_J$ boyutlu ölçekteki değişikliklerle ilişkilidir.

DWT, piramit algoritması kullanmaktadır. $\boldsymbol{x}$, gözlemler vektörü, $h_\ell, \ell = 0,1,2,\dots,L-1$, wavelet filtresi (yüksek geçişli filtre), $g_\ell$, $\ell = 0,1,2,\dots,L-1$, ölçeklendirme filtresi (düşük geçişli filtre) olarak ifade edilmektedir.

Sürekli wavelet dönüşümlerine benzer şekilde kesikli wavelet fonksiyonlarının da sıfır ortalamalı ve birim enerjili olması gerekmektedir. Diğer bir deyişle, $h_\ell$, $\ell = 0,1,2,\dots,L-1$ (41)'de verilen koşulları sağlanmaktadır.

$$\sum_{\ell=0}^{L-1} h_\ell = 0\,, \qquad \sum_{\ell=0}^{L-1} h_\ell^2 = 1 \tag{41}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Ek olarak, yüksek geçişli filtre katsayıları, $h_\ell$ kendi çift sıçramalarına diktir ve (42) koşulunu sağlamaktadır.

$$\sum_{\ell=0}^{L-1} h_\ell\, h_{\ell+2k}\,, \forall k \in \mathbb{Z}\,/\{0\} \tag{42}$$

Ölçekleme filtresi ile wavelet filtresi arasındaki ilişki ise (43)'de verildiği gibi ifade edilmektedir.

$$g_\ell = (-1)^{\ell+1} h_{L-1-\ell}, \qquad \forall \ell = 0,1,2,\dots,L-1 \tag{43}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

DWT algoritması aşağıdaki listelenen iki bölümü içermektedir:

***Algoritma:***

***Bölüm 1***

***Aşama 1.*** Wavelet ve ölçekleme filtreleri kullanılarak gözlemler vektörü, $x_t$ $\forall t = 0,1\dots,N/2-1$için filtrelenir.

$$w_{1,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_\ell \, x_{2t+1-\ell \, mod N}, \qquad v_{1,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_\ell \, x_{2t+1-\ell \, mod N} \tag{44}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

***Aşama 2.*** Aşama 1'de elde edilen $v_{1,t}$'ler yeni gözlem vektörü olarak atanır. Daha sonra, $v_{1,t}$ wavelet ve ölçekleme filtreleri kullanılarak $\forall t = 0,1\dots,N/4-1$için filtrelenir.

$$w_{2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_\ell \, v_{1,2t+1-\ell \, mod N}, \qquad v_{2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_\ell \, v_{1,2t+1-\ell \, mod N} \tag{45}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Bu aşamada, wavelet katsayılar vektörü $\boldsymbol{w} = [\boldsymbol{w_1},\ \boldsymbol{w_2}, \boldsymbol{v_2}]^T$ olarak atanır.

***Aşama 3.*** Aşama 2'de elde edilen $v_{2,t}$'ler yeni gözlem vektörü olarak atanır. Daha sonra, $v_{2,t}$ wavelet ve ölçekleme filtreleri kullanılarak $\forall t = 0,1\ldots, N/8 - 1$için filtrelenir.

$$w_{3,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_\ell\, v_{2,2t+1-\ell\ mod N}, \qquad v_{3,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_\ell\, v_{2,2t+1-\ell\ mod N} \tag{46}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Bu aşamada, wavelet katsayılar vektörü $\boldsymbol{w} = [\boldsymbol{w_1},\ \boldsymbol{w_2},\ \boldsymbol{w_3},\ \boldsymbol{v_3}]^T$ olarak atanır.

***Aşama 4.*** Bu işlem $J = \log_2(N)$ olana kadar devam edilir ve $\boldsymbol{w} = \left[\boldsymbol{w_1}, \boldsymbol{w_2}, \ldots, \boldsymbol{w_J}, \boldsymbol{v_J}\right]^T$ elde edilir.

***Bölüm 2***

***Aşama 1.*** Bölüm 1'de elde edilen $\boldsymbol{w_J}, \boldsymbol{v_J}$ serilerindeki her elemanın önüne "0" ekleyerek seriler,

$$\boldsymbol{w_J^0} = \left[0\ w_{J,0}\right]^T, \qquad \boldsymbol{v_J^0} = \left[0\ v_{J,0}\right]^T \tag{47}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

şeklinde iki katına çıkartılır.

***Aşama 2.*** $\boldsymbol{v_{J-1}}$ vektörü, wavelet ve ölçekleme filtreleri kullanılarak $\forall t = 0{,}1$ için elde edilir.

$$v_{J-1,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_\ell\, w^0_{J,t+\ell\ mod 2} + \sum_{l=0}^{L-1} g_\ell\, v^0_{J,t+\ell\ mod 2} \tag{48}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Bu aşamada, $\boldsymbol{w_{J-1}^0} = \left[0\ w_{J-1,0}\ 0\ w_{J-1,1}\right]^T$ ve $\boldsymbol{v_{J-1}^0} = \left[0\ v_{J-1,0}\ 0\ v_{J-1,1}\right]^T$ olarak elde edilir.

***Aşama 3.*** $\boldsymbol{v_{J-2}}$ vektörü, wavelet ve ölçekleme filtreleri kullanılarak $\forall t = 0{,}1{,}2{,}3$ için elde edilir.

$$v_{J-2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_\ell\, w^0_{J-1,t+\ell\ mod 4} + \sum_{l=0}^{L-1} g_\ell\, v^0_{J-1,t+\ell\ mod 4} \tag{49}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Bu aşamada, $\boldsymbol{w_{J-2}^0} = [0\ w_{J-2,0}\ 0\ w_{J-2,1}\ 0\ w_{J-2,2}\ 0\ w_{J-2,3}]^T$ ve $\boldsymbol{v_{J-2}^0} = [0\ v_{J-2,0}\ 0\ v_{J-2,1}\ 0\ v_{J-2,2}\ 0\ v_{J-2,3}]^T$ olarak elde edilir.

***Aşama 4.*** Bu işlem başlangıca kadar devam edilir ve orijinal gözlemler vektörü, $\forall t = 0,1,2,3,\dots,N-1$ için (50)'de verildiği gibi elde edilir.

$$x_t = \sum_{l=0}^{L-1} h_\ell\, w_{1,t+\ell\ mod N}^0 + \sum_{l=0}^{L-1} g_\ell\, v_{1,t+\ell\ mod N}^0 \qquad (50)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Kesikli wavelet fonksiyonlarının bazıları aşağıda listelenmektedir.

***Haar Waveleti:*** Haar waveleti, Alfred Haar (1910) tarafından geliştirilmiştir ve wavelet türlerinin ilki olarak literatürde yer almaktadır. Haar waveletleri, hem orthogonal hem de simetriktirler aynı zamanda kesiklidir. Haar waveleti, bu wavelet sınıfına ait en kısa uzunluktaki wavelettir.

Haar wavelet filtresinin uzunluğu $L = 2$'dir ve düşük ya da yüksek geçişli filtre katsayıları aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$g_0 = g_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}, \qquad h_0 = \frac{1}{\sqrt{2}}, \qquad h_1 = -\frac{1}{\sqrt{2}} \qquad (51)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

***Daubechies Waveleti:*** Daubechies tarafından 1992 yılında geliştirilmiş bir wavelet topluluğudur.[56] Haar waveletini frekans bazında geliştirmiştir. Bu tip waveletlerin belirgin bir zaman bazı yoktur. [57]

Daubechies waveleti, farklı filtreler elde etmek amacıyla iki faktörizasyon yöntemi kullanılmaktadır. Daubechies waveleti, Haar Waveletine göre asimetriktir.[58] Asimetrik wavelet sınıfına ait olan Daubechies waveleti $D\ (L)\ ve\ LA\ (L)$ ile gösterilir. Daubechies waveletlerinde ufuk anlarının sayısı belirlenen filtre uzunluğunun yarısı kadar olmaktadır. [59]

### 3.3.3. Maksimum Örtüşmeli Kesikli Wavelet Dönüşümü (Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform)

DWT'ye alternatif bir dönüşüm olarak Maksimum Örtüşmeli Kesikli Wavelet Dönüşümü (MODWT) finans alanında yapılmakta olan tahminlerde daha yaygın olarak

---

[56] Daubechies, Ingrid, *Ten Lectures on Wavelet,* SIAM 1992.

[57] Ramazan Gençay-Faruk Selçuk-Brandon J. Whitcher, *An Introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics.* Academic Press, United States, 2001, s.112-113.

[58]Michel Misiti-Yves Misiti- Georges Oppenheim- Jean M. Poggi, *Wavelets and Their Applications,* Hermes Science, Fransa, 2003.

[59]Ramazan Gençay-Faruk Selçuk-Brandon J. Whitcher, *An Introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics.* Academic Press, United States, 2001, s.113-115.

kullanımaktadır. Her iki dönüşüm arasındaki temel farklılıklar aşağıdaki gibi sıralanmaktadır:[60]

- MODWT tüm ölçek boyutlarında kullanılmaktadır.
- Zaman serilerinde yer alan özellikler, MODWT'de yer alan özelliklerle birlikte uygun şekilde kullanılmaktadır.
- MODWT, her ölçekte wavelet katsayıları ve uzunlukları eşit olmaktadır.
- MODWT asimptotik olarak daha verimli wavelet varyansı tahmin edicileri üretmektedir.

Bunun yanı sıra, MODWT ortogonal değildir ve filtrelenen çıktıları örneklemesine gerek yoktur ancak çoklu çözünürlük özelliğini sağlamaktadır.

MODWT katsayıları, (52)'de verildiği gibi ifade edilmektedir:

$$\widetilde{\boldsymbol{w}} = \widetilde{W}\,\boldsymbol{x} \qquad (52)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $\boldsymbol{x}$, $N \times 1$ gözlemler vektörünü ve $\widetilde{W}$, MODWT'yi tanımlayan $(J+1)N \times N$ boyutlu matrisi göstermektedir. $N > 2^J$ için kesikli wavelet katsayıları, $\widetilde{\boldsymbol{w}} = \left[\widetilde{\boldsymbol{w}}_1,\ \widetilde{\boldsymbol{w}}_2, \ldots, \widetilde{\boldsymbol{w}}_J, \widetilde{\boldsymbol{v}}_J\right]^T$ olarak ifade edilmektedir. Burada, DWT'ye benzer şekilde, $\widetilde{\boldsymbol{w}}_i$,

[60] Donald B. Percival-Harold O. Mofjeld, "Analysis of Subtidal Coastal Sea Level Fluctuations Using Wavelets", *Journal of the American Statistical Association*, 1997, 92(439) s.868-880,

$N/2^i$ boyutlu wavelet katsayılarının bir vektörüdür ve $\lambda_i = 2^{i-1}$ boyulu ölçekteki değişikliklerle ilişkilidir. Ek olarak, $\tilde{\boldsymbol{v}}_{\boldsymbol{J}}$, $N/2^J$ boyutlu ölçekleme katsayıları vektördür ve $2^J = 2\lambda_J$ boyutlu ölçekteki değişikliklerle ilişkilidir.

MODWT, DWT'ye benzer şekilde piramit algoritması kullanmaktadır. Fakat wavelet ve ölçekleme filtreleri ölçeklendirilerek kullanılmaktadır. $\boldsymbol{x}$, $N$ boyutlu gözlemler vektörü, $\tilde{h}_\ell = h_\ell /2^\ell, \ell = 0,1,2, \dots, L-1$, yeniden ölçeklendirilmiş wavelet filtresi (yüksek geçişli filtre), $\tilde{g}_\ell = g_\ell/2^\ell$, $\ell = 0,1,2, \dots, L-1$, yeniden ölçeklendirilmiş ölçekleme filtresi (düşük geçişli filtre) olarak ifade edilmektedir.

MODWT algoritması aşağıdaki listelenen iki bölümü içermektedir:

***Algoritma:***

***Bölüm 1***

***Aşama 1.*** Wavelet ve ölçekleme filtreleri kullanılarak gözlemler vektörü, $x_t$ $\forall t = 0,1\dots, N-1$ için filtrelenir.

$$\tilde{w}_{1,t} = \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_\ell \, x_{t-\ell \, mod N}, \qquad v_{1,t} = \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_\ell \, x_{t-\ell \, mod N} \tag{53}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

***Aşama 2.*** Aşama 1'de elde edilen $v_{1,t}$'ler yeni gözlem vektörü olarak atanır. Daha sonra, $v_{1,t}$ wavelet ve ölçekleme filtreleri kullanılarak $\forall t = 0,1\dots, N-1$için filtrelenir.

$$\tilde{w}_{2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_\ell \, \tilde{v}_{1,t-\ell \, modN}, \qquad \tilde{v}_{2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_\ell \, \tilde{v}_{1,t-\ell \, modN} \tag{54}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Bu aşamada, wavelet katsayılar vektörü $\widetilde{\boldsymbol{w}} = [\widetilde{\boldsymbol{w}}_{\boldsymbol{1}}, \ \widetilde{\boldsymbol{w}}_{\boldsymbol{2}}, \widetilde{\boldsymbol{v}}_{\boldsymbol{2}}]^T$ olarak atanır.

***Aşama 3.*** Aşama 2'de elde edilen $v_{2,t}$'ler yeni gözlem vektörü olarak atanır. Daha sonra, $v_{2,t}$ wavelet ve ölçekleme filtreleri kullanılarak $\forall t = 0,1\ldots, N-1$için filtrelenir.

Bu aşamada, wavelet katsayılar vektörü $\widetilde{\boldsymbol{w}} = [\widetilde{\boldsymbol{w}}_{\boldsymbol{1}}, \ \widetilde{\boldsymbol{w}}_{\boldsymbol{2}}, \widetilde{\boldsymbol{w}}_{\boldsymbol{3}}, \widetilde{\boldsymbol{v}}_{\boldsymbol{3}}]^T$ olarak atanır.

***Aşama 3.*** Bu işlem $J = \log_2(N)$ olana kadar devam edilir ve $\widetilde{\boldsymbol{w}} = \left[\widetilde{\boldsymbol{w}}_{\boldsymbol{1}}, \widetilde{\boldsymbol{w}}_{\boldsymbol{2}}, \ldots, \widetilde{\boldsymbol{w}}_{\boldsymbol{J}}, \widetilde{\boldsymbol{v}}_{\boldsymbol{J}}\right]^T$ elde edilir.

***Bölüm 2***

***Aşama 1.*** Bölüm 1'de elde edilen $\widetilde{\boldsymbol{w}}_{\boldsymbol{J}}, \widetilde{\boldsymbol{v}}_{\boldsymbol{J}}$ serilerine wavelet ve ölçekleme filtreleri $\forall t = 0,1, \ldots, N-1$ için uygulanarak, $J-1$ boyutlu $\tilde{v}_{J-1}$ vektörü (55)'de verildiği gibi elde edilir.

$$\tilde{v}_{J-1,t} = \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_\ell \, \tilde{w}_{J,t+\ell \, modN} + \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_\ell \, \tilde{v}_{J,t+\ell \, modN} \tag{55}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

***Aşama 2.*** $J-2$ boyutlu $\tilde{v}_{J-2}$ vektörü (56)'da verildiği gibi elde edilir.

$$\tilde{v}_{J-2,t} = \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_\ell \, \tilde{w}_{J-1,t+\ell \, modN} + \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_\ell \, \tilde{v}_{J-1,t+\ell \, modN} \quad (56)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

***Aşama 3.*** Bu işlem başlangıca kadar devam edilir ve orijinal gözlemler vektörü, $\forall t = 0,1,2,3,\dots,N-1$ için (57)'de verildiği gibi elde edilir.

$$x_t = \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_\ell \, \tilde{w}_{1,t+\ell \, modN} + \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_\ell \, \tilde{v}_{1,t+\ell \, modN} \quad (57)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

## 3.4. Wavelet Varyansı ve Kovaryansı

Wavelet dönüşümü, zaman serisinin ölçekler halinde ayrıştırılmasını sağlamakta ve bu sayede ölçeklerle ilişkili varyansları tahmin etmek mümkün olmaktadır. Wavelet dönüşümünün en önemli özelliklerinden biri, stokastik bir sürecin varyansını çözme yeteneğidir. Wavelet analizi sadece varyans ile sınırlı kalmayıp wavelet kovaryansı ve korelasyonu ile de zaman serilerinde kullanılarak çok değişkenli analizlerde değişkenler arasındaki süreci ölçmeye fayda sağlamaktadır.[61]

[61] Ramazan Gençay-Faruk Selçuk-Brandon J. Whitcher, *An Introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics.* Academic Press, United States, 2001, s.235.

Bu bölümde DWT ve MODWT analizine ait wavelet varyans tahmini ile wavelet kovaryans ve korelasyon tahminleri, sırasıyla, iki ayrı başlık altında sunulacaktır.

### 3.4.1. Wavelet Varyansı

Wavelet analizi, bir stokastik sürecin varyansını analiz etmek için kullanılabilmektedir. Bu bağlamda, finansal piyasalarda meydana gelen büyük değişiklikleri ortaya koymak amacıyla wavelet varyansı bireysel yatırımcılara fayda sağlamaktadır.

$x_t$, stokastik bir süreç olsun. Bu sürecin sıfır ortalamalı ya da durağan olduğunu varsaymazsak, $x_t$'nin zamana bağlı değişen wavelet varyansı, $\lambda_j$, ölçeğine ve wavelet katsayısı $w_{j,t}$'nin varyansına bağlı olarak (58)'de verildiği gibi tanımlanmaktadır.

$$\sigma_{x,t}^2(\lambda_j) = \frac{1}{2\lambda_j} Var(w_{j,t}) \tag{58}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $j$. seviye, wavelet katsayıları, $w_{j,t}$, $\lambda_j = 2^{j-1}$ ölçeği ile bağlantılıdır.

$x_t$'nin varyansı zamandan bağımsız kabul edildiğinde, wavelet varyansı (59)'da verildiği şekilde ifade edilmektedir.

$$\sigma_x^2(\lambda_j) = \frac{1}{2\lambda_j} Var(w_{j,t}) \quad (59)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Percival (1995),[62] wavelet varyansının, $x_t'$nin varyansını ölçek bazında ayrıştırarak (60)'da verilen eşitliği elde etmiştir.

$$\sum_{j=1}^{\infty} \sigma_x^2(\lambda_j) = Var(x_t) \quad (60)$$

Wavelet varyans tahmini DWT ve MODWT için benzer şekilde uygulanmasına rağmen belirli farklılıklarda mevcuttur.

$\boldsymbol{x}$, $N$ boyutlu gözlemler vektörü olsun ve $N = 2^J$ olarak ifade edilebilsin. $J_p \leq J$ dereceli kısmi bir DWT uygulansın ve $N$ boyutlu wavelet katsayılar vektörü, $\boldsymbol{w}$ elde edilsin. Bu durumda, DWT uygulanarak elde edilen wavelet varyansının yansız tahmin edicisi, (61)'de verildiği gibi elde edilmektedir.

$$\hat{\sigma}_X^2(\lambda_j) = \frac{1}{\lambda_j \widehat{N}_j} \sum_{t=L_j'}^{N/2^J-1} w_{j,t}^2 \quad (61)$$

[62] Donald P. Percival, "On Estimation of The Wavelet Variance", *Biometrika*, 1995, 82(3) , s.619-631.

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $L_j' = \lceil (L-2)(1-2^{-j}) \rceil$ sınırlar kullanılarak elde edilen DWT filtresinin uzunluğunu ve $\widehat{N}_j = \frac{N}{2^j} - L_j'$, $\lambda_j$ ölçeğinde elde edilen ve sınırlardan etkilenmeyen wavelet katsayı sayısını göstermektedir.

MODWT kullanılarak wavelet varyans tahmini elde etmek için $N = 2^J$ olmak zorunda değildir. Herhangi bir $N$ için varyans tahmini elde edilebilmektedir. $J_p < \log_2 N$ dereceli kısmi bir MODWT uygulansın ve $(J_p + 1)N$ boyutlu wavelet katsayılar vektörü, $\widetilde{\boldsymbol{w}}$ elde edilsin. Bu durumda, MODWT uygulanarak elde edilen wavelet varyansının yansız tahmin edicisi, (62)'de verildiği gibi elde edilmektedir.

$$\tilde{\sigma}_X^2(\lambda_j) = \frac{1}{\widetilde{N}_j} \sum_{t=L_j-1}^{N-1} \widetilde{w}_{j,t}^2 \qquad (62)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $L_j = (2^j - 1)(L-1) + 1$, $\lambda_j$, ölçeği için wavelet filtresinin uzunluğunu ve $\widetilde{N}_j = N - L_j + 1$, $\lambda_j$ ölçeğinde elde edilen ve sınırlardan etkilenmeyen wavelet katsayı sayısını göstermektedir.

### 3.4.2. Wavelet Kovaryansı ve Korelasyonu

Finansal piyasalarda, birden fazla ülkeye ait olan türev araçların karşılaştırılması yapılırken çok değişkenli zaman serilerinden yararlanılmaktadır. Bu amaçla, iki veya daha fazla zaman serileri arasındaki kovaryans ve korelasyonlar

kullanılarak wavelet dönüşümlerinde zaman serileri ölçeklerine ait ilişkiyi ve derecesini ölçmek mümkündür.

$X_t = (x_{1,t}, x_{2,t})$ iki boyutlu bir stokastik süreç olsun. $W_{j,t} = (w_{1,j,t}, w_{2,j,t})$ katsayıları, $\lambda_j$ ölçeği için $X_t$için elde edilen wavelet kaysayıları olsun. Bu durumda, $\lambda_j$ ölçeği için $x_{1,t}$ ve $x_{2,t}$arasındaki kovaryans (63)'de verildiği şekilde elde edilmektedir.

$$\gamma_X(\lambda_j) = \frac{1}{2\lambda_j} Cov(w_{1,j,t}, w_{2,j,t}) \tag{63}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Wavelet kovaryansı, iki stokastik süreç arasındaki kovaryansı ölçek bazında ayrıştırarak (64)'da verilen eşitlik elde edilmektedir.

$$\sum_{j=1}^{\infty} \gamma_X(\lambda_j) = Cov(x_{1t}, x_{2t}) \tag{64}$$

$(w_{1,j,t}, w_{2,j,t})$ değerler arasında $\tau$ tamsayısı kadar kaydırma yaparak çapraz kovaryanslar (65)'de verildiği şekilde elde edilmektedir.

$$\gamma_{X,\tau}(\lambda_j) = \frac{1}{2\lambda_j} Cov(w_{1,j,t}, w_{2,j,t+\tau}) \tag{65}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Wavelet kovaryansına benzer şekilde, wavelet korelasyonu (66)'da ve wavelet çapraz korelasyonu ise (67)'de verildiği gibi elde edilmektedir.

$$\rho_X(\lambda_j) = \frac{\gamma_X(\lambda_j)}{\sqrt{\sigma_1^2(\lambda_j)\sigma_2^2(\lambda_j)}} \in [-1,1] \tag{66}$$

$$\rho_{X,\tau}(\lambda_j) = \frac{\gamma_{X,\tau}(\lambda_j)}{\sqrt{\sigma_1^2(\lambda_j)\sigma_2^2(\lambda_j)}} \in [-1,1] \tag{67}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $\sigma_1^2(\lambda_j)$ ve $\sigma_2^2(\lambda_j)$ sırasıyla, $x_{1,t}$ ve $x_{2,t}$'nin wavelet varyanslarını göstermektedir.

$\boldsymbol{X}$, $N$ uzunluğunda 2 boyutlu gözlemler matrisi olsun ve $J_p < \log_2 N$ dereceli kısmi bir MODWT uygulansın. Bu durumda, MODWT uygulanarak elde edilen wavelet kovaryansının yansız tahmin edicisi, (68)'de verildiği gibi elde edilmektedir.

$$\tilde{\gamma}_X(\lambda_j) = \frac{1}{\widetilde{N}_j} \sum_{t=L_j-1}^{N-1} \widetilde{w}_{1,j,t}\, \widetilde{w}_{2,j,t}, \tag{68}$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $\widetilde{N}_j = N - L_j + 1$ olarak hesaplanmaktadır. Benzer şekilde, MODWT uygulanarak elde edilen wavelet korelasyonun ve çapraz korelasyonunun yansız tahmin edicisi, sırasıyla (69) ve (70)'de verildiği gibi elde edilmektedir.

$$\tilde{\rho}_X(\lambda_j) = \frac{\tilde{\gamma}_X(\lambda_j)}{\sqrt{\tilde{\sigma}_1^2(\lambda_j)\tilde{\sigma}_2^2(\lambda_j)}} \in [-1,1] \tag{69}$$

$$\tilde{\rho}_{X,\tau}(\lambda_j) = \frac{\tilde{\gamma}_{X,\tau}(\lambda_j)}{\sqrt{\tilde{\sigma}_1^2(\lambda_j)\tilde{\sigma}_2^2(\lambda_j)}} \in [-1,1] \quad (70)$$

(Gençay, Selçuk ve Whitcher 2002)

Burada, $\tilde{\sigma}_1^2(\lambda_j)$ ve $\tilde{\sigma}_2^2(\lambda_j)$ sırasıyla, $x_{1,t}$ ve $x_{2,t}$'nin MODWT ile tahmin edilen wavelet varyanslarını göstermektedir.

# BÖLÜM 4

# 4. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Finansal piyasalar arası ilişkinin ve ilişkiler doğrultusunda krizlerin ülkeden ülkeye bulaşıcılık göstermesine dair ilgili literatürün çoğu, farklı ülkelere ait hisse senedi getirileri veya oynaklıklar arasındaki korelasyonlara dikkat çekmektedir. Bu bağlamda, ilişkinin test edilmesi için çok sayıda ekonometri tekniği kullanıldığı görülmektedir. Literatürde, kullanılan ekonometrik metodolojiler

1. Piyasalararası çapraz korelasyon katsayıları,
2. ARCH ve GARCH modelleri,
3. Eşbütünleşme teknikleri,
4. Çok değişkenli GARCH modelleri

olarak listelenebilmektedir. Ayrıca ilişkinin tespitinde son yıllarda wavelet analizi de literatürde önem kazanmaktadır.

Bu alandaki ilk çalışmalarda, ele alınan dönem için piyasalararası korelasyon katsayılarını kullanarak ilişkinin tespiti yapılmaktadır. Bu yaklaşımda, bulaşıcılık etkisinin testi ise örneklem dönemi iki ayrı döneme ayrılarak gerçekleştirilmektedir. Özellikle, kriz dönemlerinde artan piyasalar arası korelasyonlar bulaşıcılık etkisinin göstergesidir (Forbes ve Rigobon, 2002). [63] Bu alanda yapılan çalışmalardan bazıları Robichek, Cohn ve Pringle

[63] Kristın J. Forbes - Roberto Rigobon, "No Contagion, Only İnterdependence: Measuring Stock Market Co-Movements", *The Journal of Finance,* 2020, 57 (5), s. 2223- 2261.

(1972), Hilliard (1979), Jaffe ve Westerfield (1985a, 1985b), Eun ve Shim (1989), Barclay ve arkadaşları (1990), King ve Wadhwani (1990), Lee ve Kim (1993), Calvo ve Reinhart (1996) olarak listelenebilmektedir.

Diğer bir çalışma grubunda ülkeler arasındaki varyans-kovaryans iletim mekanizmalarını tahmin etmek için ARCH veya GARCH modelleri kullanılmaktadır. Bu alanda yapılan çalışmalar, piyasa oynaklığının ülkeler arası yayılım gösterdiğini vurgulamaktadır. Fakat, kriz öncesi ve kriz sonrası dönemlerde oluşan değişimlerin testi tam olarak yapılamamaktadır (Forbes ve Rigobon, 2002). Bu alanda yapılan çalışmalardan bazıları Hamao ve arkadaşları (1990), Edwards (1998) olarak listelenebilmektedir.

Üçüncü olarak, piyasalar arası eşbütünleşme vektörünün değişimleri test edilerek ilişkilerin değişimleri izlenmektedir (Forbes ve Rigobon, 2002). Bu çalışmalara örnek, Longin ve Solnik (1995), Granger ve arkadaşları (2000), Baig ve Goldfajn (2001), Gelos ve Sahay (2001), Sander ve Kleimeier (2003), Gray (2009) olarak listelenebilmektedir.

Bahsi geçen üç yöntemde finansal piyasalar arasındaki bağımlılık yapısının doğrusal olduğu varsayılmaktadır. Fakat bağımlılık yapısının doğrusal olmadığı bilinen bir gerçektir ve oynaklık kümelenmesi nedeniyle oluşan değişen varyans sorunu korelasyon katsayılarının incelenmesi zorlaşmaktadır (Hwang ve arkadaşları, 2011). Bu nedenle, korelasyonların dinamik yapısının tespiti önem kazanmaktadır.

Bu tezde bu korelasyonların dinamik yapısı koşullu korelasyon modelleri ve Wavelet Analizi ile modellenecek ve bu şekilde ülkeler arası ilişkiler ortaya konulmaya çalışılacaktır. Bu bölümde, bahsi geçen modeller ile ilgili literatürde mevcut ulusal ve uluslararası çalışmalar sunulmaktadır.

## 4.1. Koşullu Korelasyon Modelleri ile ilgili Literatür Özeti

Çalışmada, finansal piyasalar arası ilişkilerin dinamik yapısının ortaya koyulmasına izin veren dinamik koşullu korelasyon (DCC) analizi ilk olarak Engel (2002) tarafından önerilmiştir ve birçok akademik çalışmada kullanılmıştır. Bu yöntemin finansal piyasalar arasındaki ilişkinin modellenmesinde kullanılmasına dair elde edilen öncü ve güncel çalışmalar aşağıda sunulmuştur.

Bautista (2003), Filipinler'deki faiz ve kur oranları arasındaki etkileşimi incelemek amacıyla DCC yönteminden faydalanmaktadır. Çalışmada, 1998-2000 yılları arasındaki haftalık veri ele alınmaktadır. Elde edilen sonuçlara göre, değişkenler arasındaki korelasyonun sabit olmadığını göstermekte ve bu değişimin yapısal değişikliklerden kaynaklandığını vurgulamaktadır.[64]

Yang (2005) çalışmasında Asya Dört Kaplan pazarlarının (Tayvan, Singapur, Hong Kong ve Güney Kore) Japon pazarı ile korelasyonuna odaklanmaktadır Çalışmada, 1990/1/1-2003/1/1 arasında bahsi geçen ülkelere ait günlük borsa endeksleri ele alınarak DCC yöntemi kullanılmaktadır. Çalışmanın bulgularına göre, Asya Dört Kaplanları ve Japonya borsaları arası korelasyonların içinde büyük ölçüde dalgalanma gösterdiği tespit edilmektedir. Piyasalarda yüksek oynaklık dönemlerinde ikili korelasyonların arttığına dair bulgular

[64] Carlos C. Bautista, "Interest Rate-Exchange Rate Dynamics in The Philippines: A DCC Analysis", *Applied Economics Letters*, 2003, 10(2), s.107-111.

sunulmaktadır. Ek olarak, Asya Krizi dönemlerinde Japonya borsalarının, diğer borsalardan daha az etkilendiği söylenmektedir.[65]

Lee ve arkadaşları (2006) çalışmalarında, G7 (Amerika, Japonya, İngiltere, Almanya, Fransa, Kanada, İtalya)'ye ait hisse senetleri piyasa endekslerini dikkate almaktadır. Çalışmada, 5 Ocak 1995 ve 30 Aralık 2004 yılları arasındaki günlük veriler ele alınarak SMA (Basit Hareketli Ortalama), EWMA (Üstel Ağırlıklı Hareketli Ortalama) ve DCC-GARCH modelleri ile Riske Maruz Değer (VaR) tahmin edilmektedir. Çalışma bulguları, DCC-GARCH (1,1)'in diğer modellere göre daha iyi performans gösterdiğini sergilemektedir. Aynı zamanda bu çalışma, daha fazla zaman serisi özelliği taşıyan modellerin daha iyi performans sergilediğini vurgulamaktadır.[66]

Chiang ve arkadaşları (2007) çalışmalarında, Asya finansal krizi dönemini dikkate almaktadır ve bu dönemde Tayland, Malezya, Endonezya, Filipinler, Güney Kore, Tayvan, Hong Kong, Japonya, Singapur ve Amerika hisse senedi endeksleri arasındaki korelasyonları DCC analizi ile incelemektedirler. Çalışma, 1 Ocak 1990 - 21 Mart 2003 dönemini kapsamaktadır ve analizlerde günlük hisse senedi fiyat endeksleri kullanılmaktadır. Çalışmanın bulguları, hisse senedi piyasaları arasındaki korelasyonlarının hem seviyesinde hem de değişkenlik açısından yapısal değişiklikler gösterdiğini sergilemektedir.

---

[65] Sheng-Yung Yang, "A DCC analysis of international stock market correlations: the role of Japan on the Asian Four Tigers", *Applied Financial Economics Letters*, 2005, 1(2), s. 89-93, DOI: **10.1080/17446540500054250**

[66] Ming-Chih Lee- Jer-Shiou Chiou- Cho-Min Lin," A Study of Value-At-Risk Oo Portfolio in Stock Return Using DCC Multivariate GARCH", *Applied Financial Economics Letters*, 2006, 2(3), s.183-188.

Korelasyonların ayrıca, kendi ve yabancı piyasalardaki kredi notlarındaki değişimlerle ilgili haberlerden önemli ölçüde etkilendiği söylenmektedir.[67]

Chou ve Parhizgari (2008) çalışmalarında, 1997 Doğu Asya finansal krizini test ederek bulaşıcılığı ölçmektedirler. Bu amaçla çalışmada, 1996-2005 yılları arasındaki sekiz Doğu Asya ülkesi ele alınmakta ve analiz yöntemi olarak DCC-GARCH kullanılmaktadır. Elde edilen sonuçlara göre, her bir ülkede bulaşıcılığın varlığı gözlemlenmektedir.[68]

Arouri ve arkadaşları (2010), bu çalışmada Latin Amerika (Arjantin, Brezilya, Şili, Kolombiya, Meksika ve Venezüela)'ya ait hisse senetleri arasındaki zamanla değişmekte olan dinamik koşullu korelasyonu tahmin etmektedirler. Çalışmada, Ocak 1985- Ağustos 2005 yılları arasındaki MSCI Dünya endeksi ele alınarak DCC-GARCH yöntemine başvurulmuştur. Elde edilen sonuçlara göre, koşullu korelasyonların son yıllarda arttığını vurgulamaktadır.[69]

Hwang, In ve Kim (2010) çalışmalarında, 38 ülkeye ait veriler ile Amerika küresel krizinin hisse senetleri piyasası üzerindeki etkisini incelemek amacıyla DCC-GARCH

---

[67] Thomas C. Chiang, Bang Nam Jeon, Huimin Li, "Dynamic Correlation Analysis of Financial Contagion: Evidence from Asian Markets", *Journal of International Money and Finance,* 2007, 26 (7), s.1206- 1228.

[68] Ali M. Parhizgari- J.H Cho, "East Asian Financial Contagion Under DCCGARCH", *The International Journal of Banking and Finance,* 2008, 6(1), s.17-30.

[69] Mohamed El Hedi Arouri- Mondher Bellalah- Duc Khuong Nguyen, "The Comovements in International Stock Markets: New Evidence from Latin American Emerging Countries", *Applied Economics Letters,* 2010, 17(13), s.1323-1328.

modelini kullanmaktadır. Çalışma 03 Ocak 2006 ve 26 Şubat 2010 dönemini ele alarak Amerika piyasa endeksi S&P500 ve diğer hisse senedi piyasaları arasındaki korelasyonu incelemektedir. Bu çalışma, Amerika ile Meksika, Brezilya ve Arjantin arasındaki korelasyonun yüksek olduğunu, Çin, Hong Kong, Kore ve Tunus'da zayıf bir korelasyon olduğu sonucuna ulaşmaktadır.[70]

Çelik (2012) bu çalışmasında, gelişmiş ve gelişmekte olan birçok döviz piyasasını ele alarak Amerika'da patlak veren 2007-2008 krizi esnasındaki bulaşıcılığın varlığını test etmeyi amaçlamaktadır. Bu amaçla çalışmada, 2005-2009 yılları arasındaki veriler alınarak DCC-GARCH analizi kullanılmaktadır. Elde edilen sonuçlara göre, hem gelişmiş ve hem gelişmekte olan ülkelerde küresel kriz boyunca bulaşıcılık etkisi görülmekte ve bulaşıcılık etkisinden en çok Amerikan piyasası etkilenmekedir.[71]

Dacjman ve arkadaşları (2012) bu çalışmada, 1997-2010 yılları arasındaki günlük endeks değerlerini ele alarak, İngiltere, Almanya ve Fransa'ya ait borsalar arasındaki dinamik ilişkiyi DCC-GARCH ve wavelet analizi kullanarak analiz etmektedir. Analizden elden edilen

---

[70] Inchang Hıwang-Francis Haeuck In-Tong Suk Kim, "Contagion Effects of the U.S. Subprime Crisis on International Stock Markets", 2012, *Finance and Corporate Governance Conference 2010 Paper.*

[71] Sibel Çelik, "The More Contagion Effect on Emerging Markets: The Evidence of DCC-GARCH Model", *Economic Modelling,* 2012, 29(5), s.1946-1959.

sonuçlar, ülkelere ait borsalarda zamana bağlı olarak değişmekte olan bir etkileşim olduğunu ve 2007-2008 küresel krizinden etkilendiklerini göstermektedir.[72]

Kenourgios ve arkadaşları (2013) çalışmalarında, 2007-2009 küresel krizin farklı bölgelerde (Gelişmiş Avrupa, Gelişmiş Pasifik, Gelişmekte Olan Avrupa, Gelişmekte Olan Latin Amerika, Gelişmekte Olan Asya ve BRIC), 6 finansal varlık (hisse senetleri, tahviller, emtialar, nakliye, gayrimenkul, döviz, Almanya ve Brezilya Bondları) üzerindeki bulaşıcılık etkisini incelemektedir. Elde edilen sonuçlar, Amerika hisse senedi piyasası ve diğer hisse senedi piyasaları arasında pozitif bir korelasyon olduğu gözlemlenmektedir. Ayrıca, Amerika hisse senetleri, emtialar, gayrimenkul ve Brezilya tahvil endeksi arasında bulaşıcılık etkisinin olduğu görülmektedir.[73]

Samitas ve Tsakalos (2013), finansal bulaşmayı ölçmek için ADCC (Asimetrik Dinamik Koşullu Korelasyon) modeli ve kopula fonksiyonları kullanarak Yunanistan borsası ve yedi Avrupa borsası (İngiltere, Fransa, Almanya, Portekiz, İtalya, İrlanda, İspanya) arasındaki yayılma etkisini incelemektedirler. Çalışma, 2 Ocak 2005- 14 Nisan 2011 dönemini kapsamaktadır. Analiz üç alt dönem; (a) Kriz Öncesi dönem (2 Ocak 2005 - 31 Aralık 2007), (b) Küresel Kriz dönemi (2 Ocak 2008, 2009 sonuna kadar) ve (c) Yunanistan Borç Krizi dönemi (2010 başından 14 Nisan 2011'e kadar) için ayrı olarak gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın bulguları, Küresel krizin piyasalar arası ilişkiyi artırdığını, fakat Yunanistan

---

[72] Silvo Dajcman-Mejra Festic-Alenka Kavkler, "European Stock Market Comovement Dynamics during Some Major Financial Market Turmoils in the Period 1997 to 2010 – A Comparative DCC-GARCH and Wavelet Correlation Analysis", *Applied Economics Letters*, 2012, 19(3), s.1249–1256.

[73] Dimitris Kenourgios- Apostolos Christopoulos- Dimitrios Dimitriou, "Asset Markets Contagion During the Global Financial Crisis", *Multinational Finance Journal,* 2013, 17(1-2), s.49-76.

krizinin ilişkiye etkisinin oldukça az olduğunu göstermektedir. Bulaşıcılığın ise beklenenden azda olsa mevcut olduğu sunulmaktadır.[74]

Lin ve arkadaşları (2014) çalışmalarında, Nijerya ve Gana'daki hisse senedi fiyatları ile petrol fiyatları arasındaki oynaklık ve korunma oranlarını incelemektedirler. Bu amaçla çalışmada, 2000-2010 yılları arasındaki haftalık veriler ele alınmakta ve analiz yöntemi olarak VAR-GARCH ve DCC-GARCH modelleri kullanılmaktadır. Ampirik bulgulara göre, Nijerya'da oynaklığın etkilerinin Gana'ya göre daha belirgin olduğu ve Gana'nın korunma oranlarının daha etkili olduğu gözlemlenmektedir. Bunun yanı sıra, DCC-GARCH'ın ele alınan diğer modellere göre daha etkili bir model olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.[75]

Chittedi (2015) çalışmasında, küresel kriz esnasında Amerika ve Hindistan arasındaki bulaşıcılığın etkisini test etmek amacıyla DCC-GARCH yöntemine başvurmaktadır. Çalışmada, 2007-2011 yılları arası ele alınarak; kriz öncesi ve kriz sonrası olmak üzere iki dönemde ele alınmaktadır. Elde edilen sonuçlara göre, kriz döneminde Amerika ve Hindistan arasındaki bulaşıcılık katsayısında kriz öncesine göre anlamlı bir artış olduğu gözlemlenmektedir.[76]

---

[74] Aristeidis Samitas- Ioannis Tsakalos, "How Can A Small Country Affect The European Economy, The Greek Contagion Phenomenon", *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 2013, 25(6), s18-32.

[75] Boqiang Lin-Pressley K. Wesseh- Michael Owusu Appiah, "Oil Price Fluctuation, Volatility Spillover and The Ghanaian Equity Market: Implication for Portfolio Management and Hedging Effectiveness", 2014, *Energy Economics*, 42, s.172-182.

[76] Krishna Reddy Chittedi, "Financial Crisis and Contagion Effects to Indian Stock Market: 'DCC–GARCH' Analysis", *Global Business Reviews*, 2015, 16(1), s.50-60.

Basher ve Sadorsky (2015) çalışmalarında, DCC, ADCC ve GO-GARCH'ı kullanarak, gelişmekte olan ülkelere ait borsa, petrol, altın ve tahvil fiyatları arasındaki oynaklıkları ve koşullu korelasyonları incelemektedirler. Bu amaçla, 2000-2014 yılları arasındaki gelişmekte olan ülkelere ait MSCI endeksleri kullanılmaktadır. Çalışmada, öncelikle dinamik koşullu korelasyonlar ve korunma oranları için bir yuvarlanma penceresi seçilmekte ve kullanılmakta olan modellerden hangisinin daha etkili olduğu kıyaslanmaktadır. Ampirik bulgulara göre, petrolün hisse senedi fiyatlarını korumak için en iyi varlık olduğu tespit edilmektedir. Bunun yanı sıra, GO-GARCH modelinin, DCC ve ADCC'ye göre daha az değişkenlik gösterdiği gözlemlenmektedir. [77]

Bhatia ve arkadaşları (2016) bu çalışmada 2000-2007 yılları arasında ham petrol ve değerli metaller arasındaki dinamik ilişkiyi analiz etmek amacıyla DCC-GARCH yöntemi ve bulguların sağlamlığını kontrol etmek için ise ADCC yöntemi kullanılmıştır. Sonuç olarak ham petrol ve kıymetli metaller arasında zamanla değişen bir ilişki olduğu ayrıca finansal krizden kaynaklı korelasyonda bir artış olduğu ve değerli metallerin tek bir varlık sınıfı gibi davrandığı sonucuna ulaşılmıştır.[78]

Hatipoğlu ve Bozkurt (2016) çalışmalarında Asya ve Türkiye borsaları arasında zamana bağlı değişen korelasyonu incelemek için 1995-2016 yılları arasındaki verileri ele alarak DCC-GARCH yöntemi kullanmıştır. Sonuç olarak Asya borsaları ve Türkiye borsaları

---

[77] Syed Abul Basher- Perry Sadorsky, "Hedging Emerging Market Stock Prices with Oil, Gold, VIX, And Bonds: A Comparison between DCC, ADCC and GO-GARCH", *Energy Economics*, 2016, 54, s.235-247.

[78] Vaneet Bhatia-Satyasiba Das ve Subrata Kumar Mitra, "Crude Oil Hedging with Precious Metals: A DCC-GARCH APPROACH", *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 2016, 22(1).

arasında dinamik koşullu korelasyon ilişkisinin olduğu ve borsaların birbirilerine etkilerinin zamana bağlı olarak değiştiğini tespit etmişlerdir.[79]

Hepsağ ve Akçalı (2016) bu çalışmada DCC-GARCH modeli kullanarak, 2009-2016 yılları arasındaki günlük getiri serileri ile New York Borsası ve Borsa İstanbul'da işlem gören banka hisseleri arasındaki volatilite etkileşimini analiz etmektedir. Elde edilen bulgular, New York Borsasında ve bazı banka hisse senetlerinde oynaklığın yoğun olduğunu ve uzun dönem kalıcılık etkisinin var olduğunu göstermektedir. Ayrıca, New York Borsasının getirileri ile Türk banka hisse senetleri arasında dinamik, pozitif yönlü ve çok güçlü bir korelasyon ilişkisi saptanmaktadır.[80]

Hou ve Li (2016) Amerika ve Çin hisse senedi piyasaları arasındaki getiri ve oynaklıkları incelemeyi amaçlamaktadır. Çalışmada, 2010-2013 yılları arasında Amerika borsasında işlem gören S&P500, Şikago ticaret borsasında işlem gören CME, Çin'de işlem gören CSI 300 ve Çin finansal vadeli işlemler borsasında işlem gören CFFE'ye ait günlük veriler kullanılmaktadır. ADCC-GARCH yöntemi kullanılarak yapılan analizin sonuçlarına göre, Amerika'da meydana gelen oynaklık etkisi Çin piyasaları üzerinde önemli bir yayılım

[79] Mercan Hatipoğlu-İbrahim Bozkurt, "Asya ve Türkiye Borsaları Arasında Zamana Bağlı Değişen Korelasyon", *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 2016, Sayı Özel, s, 201-217.

[80] Aycan Hepsağ-Burçak Yaşar Akçalı, "Analysis of Volatility Spillovers between the Bank Stocks Traded in Istanbul Stock Exchange and New York Stock Exchange", *Eurasian Econometrics, Statistics & Emprical Economics Journal*, 2016, 1, s.54-72.

etkisi göstermektedir. ADCC-GARCH modeline göre, her iki ülkenin piyasasında meydana gelen negatif şoklar korelasyonu arttırmaktadır.[81]

Singhal ve Ghosh (2016) çalışmalarında, ham petrol ve Hindistan borsası getirileri arasındaki ilişkiyi hem toplu hem de sektör düzeyinde incelemektedir. Çalışmada, 2006-2015 yılları arasındaki Brent ham petrol ve Bombay borsasına ait 7 sektör ele alınarak VAR DCC-GARCH yöntemi uygulanmaktadır. Sonuçlar, petrol piyasası ile Hindistan'a ait sektörler arasında anlamlı bir ilişki olmadığını ancak güç, finans ve otomobil sektörlerinde anlamlı bir ilişki olduğunu göstermektedir. Ayrıca sonuçlar, petrol piyasası ve Hindistan'a ait sektörler arasında zamanla değişen dinamik koşullu korelasyon olduğunu vurgulamaktadır. [82]

Zinecker ve arkadaşları (2016) Polonya, Çek Cumhuriyeti ve Almanya hisse senedi senedi piyasaları arasındaki ilişkiyi DCC-GARCH yöntemi kullanarak incelemektedir. Çalışmada, 1997-2015 yılları ele alınarak Alman Birleşik Borsa endeksi olan DAX, Varşova Menkul Kıymetler borsasında işlem gören WIG20, Prag Menkul Kıymetler borsasında işlem gören PX 50'e ait günlük veriler ele alınmaktadır. Çalışmanın bulgularına göre, ele elınan sermaye piyasaları arasında önemli bir ilişki olduğu gözlemlenmektedir. Bunun yanı sıra

[81] Yang Hou- Steven Li, "Information Transmission between U.S. and China Index Futures Markets: An Asymmetric DCC GARCH Approach", *Economic Modelling,* 2016, 52, s.884-897.

[82] Shelly Singhal-Sajal Ghosh, "Returns and Volatility Linkages between International Crude Oil Price, Metal and Other Stock Indices in India: Evidence from VAR-DCC-GARCH Models", *Resources Policy*, 2016, 50, s. 276-288.

çalışmada, piyasalar arasındaki ilişkinin önemli derecede artması, 2008 küresel krizi nedeniyle piyasalarda meydana gelen bulaşıcılık etkisinin neden olduğu belirtilmektedir.[83]

Kıraç ve Çicek (2017) çalışmalarında, 2007-2009 yılları arasında, Dünya Bankası'nın gelir sınıflandırması ele alınarak menkul kıymet borsaları üzerindeki küresel krizin etkisini analiz etmek amacıyla DCC-GARCH modeli kullanarak hem kriz öncesi ve hem kriz sonrası dönemi incelemektedir. Çalışmada elde edilen bulgulara göre, üst seviyelerdeki ülkelerin piyasalarında kriz döneminde bulaşıcılık etkisinin daha yoğun olduğu sonucuna varılmıştır. Ayrıca alt grup ele elındığında krizin bulaşma etkisinin zayıf bir korelasyona sahip olduğu görülmektedir. [84]

Atmaca (2018) çalışmasında, BİST Şehir endeksinden yararlanarak oynaklığı ölçmeyi amaçlamaktadır. Bu amaçla çalışmada, 2009-2015 yılları arasındaki BİST şehir endeksi, ham petrol, Türk Lirası, Avro döviz kuru getiri serileri ele alınmaktadır. Çalışmada oynaklığın etkisini test etmek amacıyla DCC-GARCH yönteminden yararlanılmaktadır. Ele alınan değişkenler arasında, ham petrol ve şehir endeksi arasındaki oynaklığın kalıcı olduğu

[83]Marek Zinecker- Adam P. Balcerzak- Marcin Faldzinski- Tomas Meluzin- Michal Bernard Pietrzak, "Applıcatıon of DCC-Garch Model for Analysıs of Interrelatıons among Capıtal Markets of Poland, Czech Republıc and Germany", *Proceedings of the International Scientific Conference Quantitative Methods in Economics Multiple Criteria Decision Making XVIII,* 2016, 1(1), s.418-423.

[84] Fatih Kıraç-Macide Çiçek, "Mortgage Krizinin Uluslararası Hisse Senetleri Piyasası Üzerine Bulaşma Etkisi", *Sosyal Bilimler Dergisi,* 2017.

görülmektedir. Buna ek olarak şehir endeksinde, oynaklığın kalıcılığının en yüksek seviyede olduğu şehir Kocaeli olarak gözlemlenmektedir. [85]

Demirgil ve Kesekler (2019) çalışmalarında, döviz kurları arasındaki ilişkileri tespit etmeyi amaçlamaktadır. Bu amaçla, ABD Doları, Euro, Rus Rublesi, İngiliz Sterlini ve Japon Yeni kurlarına ait 2005-2019 yılları arasındaki aylık veriler kullanılmaktadır. Analizlerde, DCC-GARCH yönteminden yararlanılmaktadır. Elde edilen sonuçlar, döviz kurları oynaklıklarının uzun dönem kalıcı olduğunu ve kurlar arasında güçlü bir ilişkinin varlığını göstermektedir.[86]

Taştan ve Çekiç (2019) çalışmalarında, altın piyasaları ve gelişmekte olan ülkeler arasındaki ilişkiyi tespit etmek amacıyla DCC-GARCH yöntemine başvurmaktadırlar. Bu amaçla çalışmada, Türkiye, Hindistan, Çin, Brezilya ve Rusya'ya ait 2010-2018 yılları arasındaki günlük veriler ele ele alınmaktadır. Çalışmadan elde edilen bulgulara göre, gelişmekte olan ülkelere ait piyasalar ve uluslararası altın piyasaları arasında dinamik koşullu korelasyonların varlığı tespit edilmiştir. Ayrıca ele alınan ülkeler ve uluslararası altın piyasaları arasındaki ilişkinin oldukça oynak olduğu gözlemlenmiştir.[87]

---

[85] Verda Davaslıgil Atmaca, "BİST Şehir Endeksleri Oynaklığının DCC-GARCH Model ile Analizi", *Yönetim Bilimleri Dergisi*, 2018, 16(31), s.287-308.

[86] Hakan Demirgil- Sedef Kesekler, "Döviz Kurlarında Oynaklık Yayılım Etkilerinin MGARCH Yöntemi ile Modellenmesi", *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi,* 2019, 24(4), s.1167-1180.

[87] Buket Taştan- Ayşegül İşcanoğlu Çekiç, "Sermaye Piyasası Endeksleri ile Altın Piyasası Arasındaki Etkileşim: Gelişmekte Olan Ülkeler Örneği" *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 2019, 23, s.131-15.

Yıldırım, Taştan ve Çekiç (2019) çalışmalarında, DCC analizini incelemek amacıyla iki farklı uygulamaya başvurmaktadırlar. İlk olarak, BIST100 endeksi ile Dolar/TL kuru, Altın'ın dolar cinsinden ons fiyatları, WTI Ham petrol fiyatları, Cboe Altın ETF Volatilite Endeksi (GVZ) ve Ham petrol ETF Volatilite Endeksi (OVX) arasındaki ikili ilişkiler incelemektedir. Bu amaçla, 2010-2018 yılları arasındaki günlük fiyat verileri ele alınmaktadır. Buradan elde edilen sonuca göre, BIST100 ile Dolar/TL kuru, Altın, hampetrol ve OVX arasındaki ilişkilerin zamana bağlı dinamik yapıda olduğu, fakat BIST100 ile GVZ arasındaki ilişkinin dinamik değil sabit olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Çalışmanın ikinci aşamasında MINT (Meksika, Endonezya, Nijerya, Türkiye) ülkelerine ve S&P500'e ait 2012-2019 yılları arasındaki günlük fiyat verileri ele alınmaktadır. Bu aşamada MINT ülkeleri ve Amerika arasındaki çapraz korelasyonlar incelenmektedir. Buradan elde edilen sonuçlara göre, MINT ülkeleri ile S&P500 arasındaki korelasyonun dinamik yapıda olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Ancak, Meksika ve S&P500 arasındaki ilişki güçlü iken diğer ülkeler ile S&P500 arasındaki ilişkilerin zayıf olduğu sonucuna varılmaktadır.[88]

Özdemir (2020) çalışmasında, CDS primi, hisse senedi piyasası ve petrol piyasası arasındaki oynaklığı modellemeyi amaçlamaktadır. Bu amaçla çalışmada, Türkiye'ye ait 5 yıllık CDS primi, BIST 30 endeksi ve Brent petrola ait 2009-2019 yıllarına ait günlük veriler ele alınmaktadır. Çalışmada analiz yöntemi olarak, Diagonal BEKK modeli, CCC-GARCH modeli, $DCC_T$ GARCH modeli ve $DCC_E$ GARCH modeli kullanılmaktadır. Elde edilen sonuçlar, petrol piyasası ve hisse senedi piyasasında meydana gelen şokların kalıcılığının CDS piyasasından daha fazla olduğunu göstermektedir. Ayrıca, CDS ile BIST30 ve CDS ile

[88] Ebru Yıldırım, Buket Taştan, Ayşegül İşcanoğlu Çekiç, "*Dinamik Koşullu Korelasyon Analizi ve Finansal Piyasa Uygulamaları"* Bursa, 2019.

Brent petrol arasında negatif yönlü bir ilişki olduğu ve BIST 30 ile Brent petrol arasında pozitif yönlü bir ilişki olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.[89]

## 4.2. Wavelet Analizi ile ilgili Literatür Özeti

Çalışmada kullanılan wavelet yöntemi ile ilgili araştırma dahilinde ulaşılan güncel çalışmalar aşağıda sunulmaktadır.

Gençay ve arkadaşları (2001) çalışmalarında, yüksek frekanslı döviz kur serisinin ölçeklendirme özelliklerini çoklu ölçeklendirme yaklaşımı kullanarak araştırmışlardır. Bu yaklaşımda bir zaman serisinin varyansı ve iki zaman serisi arasındaki kovaryans, kesikli wavelet dönüşümü yardımı ile ölçek bazında ayrıştırılmaktadır. Çalışmanın bulgularına göre, döviz kuru oynaklıkları farklı ölçeklerde farklı ölçeklendirme yapısı sergilemektedir. Özellikle, gün içi oynaklıktaki kalıcığın, bir günlük ve daha büyük ölçeklerde gözlemlenen oynaklıklardaki kalıcılığa oranla oldukça düşük olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca bu analizin bir sonucu olarak, korelasyon analizi incelendiğinde düşük frekanslarda ilişkinin daha güçlü olduğu sonucuna varılmıştır.[90]

---

[89] Mehmet Ozan Özdemir, "*Finansal Zaman Serilerindeki Oynaklığın Çok Değişkenli Garch Modelleri ile Analizi*", (Dokuz Eylül Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Anabilim Dalı, Doktora Tezi), İzmir 2020.

[90] Ramazan Gençay, Faruk Selçuk, Brandon Whitcher, "Scaling Properties of Foreign Exchange Volatility", *Physica A*, (1–2), 2001, s.249–266.

Gallegati (2005) çalışmasında, MENA hisse senedi piyasası (Mısır, İsrail, Ürdün, Fas, Türkiye) endeklerinin birbirleriyle ve gelişmiş piyasalarla olan etkileşimlerini incelemektedir. Bu amaçla çalışmada, 1997-2005 tarihleri arasındaki haftalık borsa veri endeksleri ele alınarak wavelet analizi kullanılmaktadır. Ampirik sonuçlar, MENA borsalarının ve bu piyasalar ile gelişmiş borsalar arasında ki etkileşimin ne bölgesel ne de uluslararası olmadığını öne sürmektedir.[91]

Kim ve In (2005) çalışmalarında, enflasyon ve borsa getirileri arasındaki ilişkiyi, MODWT (Maximum Overlap Discrete Wavelet) yöntemi kullanarak analiz etmiştir. Çalışmada, Amerika'ya ait 1926-2000 yılları arasındaki verileri ele alınmaktadır. Elde edilen sonuçlara göre enflasyon ve borsa getirileri arasında uzun dönemde pozitif bir ilişki vardır. Bunun yanı sıra, reel ve nominal hisse senedi getirileri ile enflasyon arasındaki ilişki incelendiğinde, kısa dönemde negatif bir ilişki olduğu gözlemlenmektedir.[92]

Özün ve Çifter (2006), yıllık bileşik faiz oranlarındaki değişimlerin bankaların hisse senedi getirileri üzerindeki etkilerini incelemeyi amaçlamaktadırlar. Bu amaçla, 02 Ocak 2002- 18 Ağustos 2006 yılları arasındaki IMKB banka endeksi ve faiz oranı olarak hazine bonosu yıllık bileşik referans faiz oranı kullanılmaktadır. Çalışmada yöntem olarak wavelet analizi ve granger nedensellik testi uygulanmaktadır. Analizlerden elde edilen bulgulara göre,

---

[91] Marco Gallegati, "A Wavelet Analysis of MENA Stock Markets", *Finance 0512027, University Library of Munich, Germany,* 2005.

[92] Kim Sangbae-Francis In, "The Relationship Between Stock Returns and Inflation: New Evidence from Wavelet Analysis", *Journal of Empirical Finance,* 2005, 12(3), s.435-444.

faiz oranlarındaki değişimin bankaların hisse senetleri üzerinde önemli bir etkisinin olduğu sonucuna varılmaktadır.[93]

Lee ve arkadaşları (2008) çalışmalarında, S&P500 endeksine ait 5 dk frekanslı veri seti kullanarak getiri ve gerçekleşen oynaklık arasındaki ilişkiyi incelemektedirler. Çalışmada wavelet analizi kullanılarak; kaldıraç etkisi ve getiri-oynaklık ilişkisi ele alınmaktadır. Çalışmanın bulgularına göre, kaldıraç etkisi gün içi verilerde görülmemekte, daha büyük ölçeklerde ortaya çıkmaktadır. Ayrıca, günlük gerçekleşen oynaklığın uzun hafızalı olduğu ve getiri-oynaklık ilişkisinin yönünün, kısa dönem wavelet ölçeği ile diğer ölçekler için farklı olduğu belirtilmiştir. Sonuç olarak, bu çalışma ilişkilerin uzun dönemli ölçeklerde güçlü olduğunu vurgulamaktadır. [94]

Rua ve Nunes (2009) çalışmalarında, 1973-2007 dönemine ait verileri kullanarak, gelişmiş ülkeler (Almanya, Japonya, İngiltere, Amerika) arasındaki borsa getirilerinin hareketlerini incelemektedir. Bu amaçla her ülkeye ait on sektörün hisse senetlerinin fiyatlarını ele alarak wavelet analizinden faydalanmaktadırlar. Çalışmadan elde edilen sonuçlara göre, piyasadaki gelişmelerde kısa vadede elde edilen düşük frekanslar, uzun

[93] Alper Özün-Atilla Çifter, "Bankaların Hisse Senedi Getirilerinde Faiz Oranı Riski: Dalgacıklar Analizi ile Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Bir Uygulama", *Bankacılar Dergisi,* 2006, 59, s.3-16.

[94] Jihyun Lee-Tong Suk Kim-Hoe Kyung Tim, "Risk-Return Relationship in High Frequency Data: Multiscale Analysis and Long Memory Effect", *KAIST Business School Working Paper*, 2008.

vadede elde edilen frekanslara göre daha etkilidir. Ayrıca zaman ve frekans arasındaki hareketliliğin hem ülkeler hem de sektörler arasında değiştiği sonucu elde edilmektedir.[95]

Nikkinen ve arkadaşları (2010) farklı zaman ölçeklerinde döviz kuru beklentilerinin çapraz dinamiklerini incelemektedir. Çalışmada, 2001-2007 yıllarına ait günlük veriler ele alınarak, Euro/Dolar, Japon Yeni/Dolar ve İngiliz Poundu/Dolar kurları kullanılmaktadır. Wavelet çapraz korelasyon teknikleri kullanılarak elde edilen sonuçlar farklı zaman ölçeklerinde değişiklik göstermektedir. Kısa dönemde oynaklık beklentileri incelendiğinde, Japon Yeni, incelenen diğer döviz kurları üzerinde etkiye sahipken, uzun dönemde ise İngiliz Pound'u oynaklık beklentilerinin, Japon Yeni'nin zımni oynaklıklarını etkilediği gözlemlenmektedir. Ayrıca uzun dönemde, Euro ve İngiliz Poundu güçlü bir ilişki içerisindedir ancak Japon Yeni'nin Avrupa para birimlerindeki gelişmelerle ilgisi yoktur.[96]

[97]Nikkinen ve Graham (2011) çalışmalarında, Finlandiya ve uluslararsı borsalar arasındaki ilişkiyi wavelet analizi ile incelemektedirler. Bu amaçla 1 Ocak 1999- 15 Ekim 2009 dönemleri ele alınarak ilk olarak Finlandinya ile gelişmekte olan ve gelişmiş piyasalara ait MSCI endeksleri arasındaki ilişki değerlendirilmektedir. İkinci olarak ise beş büyük Avrupa ülkesi (Fransa, Almanya, İspanya, İsviçre, İngiltere) ile küresel hisse senetleri

---

[95] **António Rua** ve Luis Nunes, "International Comovement of Stock Market Returns: A Wavelet Analysis", *Journal of Empirical Finance,* 2009, 16(4), s.632-639.

[96] Jussı Nıkkınen, Seppo Pynnönen, Mıkko Ranta, Samı Vahama, "Cross-Dynamıcs of Exchange Rate Expectatıons: A Wavelet Analysis", *International Journal of Fınance and Economics*,2011, 16(3), s.205-217.

[97] Jussı Nıkkınen, Mıcheal Graham, "Co-movement of the Finnish and International Stock Markets: a Wavelet Analysis", *The European Journal of Finance,* 2011, 17(5-6), s.409-425.

portföyü arasındaki ilişkiler incelenmektedir. Elde edilen bulgulara göre, Finlandiya ve gelişmekte olan ülkelerin birlikte hareket etmesinin uzun vadeli dalgalanmalarla sınırlı olduğu sonucuna varılmaktadır. Bunun yanı sıra, yüksek frekansta Finlandiya, Avrupa Pasifik ve Kuzey Amerika'daki gelişmiş bölgeler arasında ortak bir hareket olduğu gözlemlenmektedir.

Hamrita ve Trifi (2011) çalışmalarında, faiz oranı, döviz kuru ve hisse senedi fiyatı arasındaki ilişkiyi incelemektedir. Çalışmada, 1990-2008 yılları arasındaki veriler ele alınarak; değişkenler arasındaki korelasyon ve çapraz korelasyon wavelet analizi kullanılarak incelenmektedir. Elde edilen sonuçlara göre, faiz oranı ve döviz kuru arasında düşük frekanslarda etkili olan önemli bir ilişki olduğu ve diğer taraftan faiz oranı ile hisse senedi arasında da önemli bir ilişki olduğu gözlemlenmektedir.[98]

Bekaert ve arkadaşları (2014) çalışmalarında, mali krizin şiddetli biçimde ekonomik sektörlere nasıl yayıldığını incelemek amacıyla wavelet analizinden faydalanmaktadırlar. Çalışmada, 2007-2009 dönemlerinde 55 ülkeden 415 tane sektöre ait özsermaye portföyleri ele alınmaktadır. Bekaert ve arkadaşları, krizin getirilerini tahmin etmek, krizin bulaşma etkisini ve faktör yüklerinde açıklanamayan artışları da tahmin etmek amacıyla üç faktörlü bir model geliştirirler. Elde edilen sonuçlar, Amerika piyasa sektöründen ve küresel finans sektöründen kaynaklı bulaşma etkisi olduğunu göstermektedir. Buna ek olarak çalışma, iç

[98] Mohamed Essaied Hamrita ve Abdelkader Trifi, "The Relationship between Interest Rate, Exchange Rate and Stock Price: A Wavelet Analysis", *International Journal of Economics and Financial Issues*, 2011, 1(4), s.220

faktör yüklerine ilişkin bulaşma etkilerinin iç pazarlardan bireysel iç porföylere etkisinin yoğun bir şekilde olduğunu vurgulamaktadır.[99]

Alhayki (2014) çalışmasında, petrol fiyatlarının GCC (Bahreyn, Birleşik Arap Emirlikleri, Suudi Arabistan) ülkelerinin borsalarına etkilelerini incelemektedir. Çalışmada, 2005-2011 yılları arasındaki aylık verileri ele alarak wavelet analizinden yararlanılmaktadır. Wavelet analizinden elde edilen sonuçlara göre, petrol fiyatları ve Kuveyt, Umman, Katar borsaları arasında pozitif bir ilişkinin olduğu ancak, petrol fiyatları ve Suudi Arabistan, Birleşik Arap Emirlikleri, Bahreyn borsaları arasında negatif ilişkilerin mevcut olduğu saptanmıştır. Ek olarak, bulgular kısa dönemde petrol fiyatları ve borsalar arasında zayıf ilişkiye işaret ederken, uzun dönemde ilişkinin güçlendiği gözlemlenmektedir. Çalışmada, değişkenler arasında nedenselliği test etmek amacıyla Granger Nedensellik testi de kullanılmıştır. Bu analizden elde edilen sonuçlara göre, petrolün her bir GCC ülkesi ile arasında nedensellik olduğu ancak her bir GCC ülkesinin petrol ile arasında nedensellik olmadığı görülmektedir.[100]

Khalfoui ve arkadaşları (2015) çalışmalarında, ham petrol pazarı (WTI) ve G7 ülkeleri arasındaki oynaklıkları ve piyasalar arası bulaşıcılık etkilerini incelemek amacıyla hem çok değişkenli GARCH modellerini hem de wavelet analizini kullanmaktadırlar. Bu amaçla çalışmada, çok değişkenli otoregresif değişen varyans modellerinden BEKK-GARCH

---

[99] Geert Bekaert, Mıcheal Ehrmann, Marcel Fratzscher, Arnaud Mehl, "The Global Crisis and Equity Market Contagion", *The Journal of Finance*, 2014, 69(6), s.2597-2649.

[100] Zainab Jaafar Alhayki," The Dynamic Co-movements between Oil and Stock Market returns in: The Case of GCC Countries, *Journal of Applied Finance & Banking*, 2014, 4(3), s.1-6.

(1,1) ve MODWT birleştirilmektedir. Ampirik bulgulardan elde edilen sonuçlar, petrol ve borsalar arasındaki korelasyonun çok güçlü olduğunu ve yüksek dalgalanmaların gözlemlendiğini göstermektedir. [101]

Kumar ve arkadaşları (2016) çalışmalarında, BSE (Bombay Menkul Kıymetler borsası) ve NSE (Hindistan Limited Ulusal Menkul Kıymetler borsası) endeksleri arasındaki varyans, kovaryans ve korelasyonu incelemektedirler. Bu amaçla çalışmada, 1990-2006 dönemleri ele alınmakta ve wavelet analizi kullanılmaktadır. Varyanslar incelendiğinde yüksek ölçeklerde (4-5) ilişkinin daha güçlü olduğu, düşük ölçeklerde (1-2) korelasyonun sıfıra yakın olması sebebi ile ilişkinin güçlü olmadığı görülmektedir. Çapraz korelasyonlar incelendiğinde ise zaman ölçeği arttıkça korelasyonun arttığı gözlemlenmektedir.[102]

Kumar ve Kamaiah (2017) bu çalışmada, 2002 ve 2010 yıllarını ele alarak; Asya hisse senetlerinin getiri ve oynaklığını test etmektedirler. Çalışmada, hisse senetleri arasındaki çapraz korelasyonları incelemek amacıyla wavelet analizi kullanılmaktadır. Çalışmadan elde edilen sonuçlara göre, Asya hisse senetlerinin uzun dönemde birlikte etkileşim içinde oldukları gözlemlenmektedir.[103]

---

[101] Rabeh Khalfaoui- Mohamed Boutahar- Heni Boubaker, "Analyzing Volatility Spillovers and Hedging Between Oil and Stock Markets: Evidence From Wavelet Analysis", 2015, 49(C), s.540-549.

[102] Anuj Kumar1- Sangeeta Pant- Lokesh Kumar Joshi, "Wavelet Variance, Covariance and Correlation Analysis of BSE and NSE Indexes Financial Time Series", *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*, 2016, 1(1), 26-33.

[103] Anoop S Kumar- Bandi Kamaiah, "Returns and Volatiliy Spillover between Asian Equity Markets: A Wavelet Approach", *Economic Annal*, 2017, 62(212), 63-84.

Jena ve arkadaşları (2018) bu çalışmada, altın vadeli işlem ticaretinde türev borsalarının zamanla ve sıklıkla değişmekte olan etkileşimlerini wavelet analizi ile incelemektedirler. Bu amaçla çalışmada, 2008-2016 dönemine ait COMEX, SGE ve MCX'de işlem gören altın vadeli işlemlerinin günlük kapanış fiyatları ve LBMA PA günlük altın fiyatı ele alınmaktadır. Ampirik bulgulara göre, altın piyasaları ile spot piyasalar arasında farklı zaman ölçeklerinde daha güçlü bir etkileşim olduğu ve düşük frekanslarda etkileşimin daha yüksek gözlemlendiği sonucuna varılmıştır.[104]

Demireli ve Torun (2019) çalışmalarında, BIST-30 endeksi ve endeksine ait vadeli işlem sözleşmeleri arasındaki nedensellik ilişkisini incelemektedirler. Bu amaçla çalışmada, 02 Temmuz 2012- 30 Kasım 2018 dönemini ele alarak sürekli wavelet dönüşümünü temel alan parametrik olmayan Granger Nedensellik testi uygulanmaktadır. Ampirik bulgulara göre, BIST-30 ve endeks vadeli işlem sözleşmeleri arasında önemli bir ilişki olduğu sonucuna varılmaktadır. İncelenen dönemler içerisinde 16 gün, 16-32 gün, 256 gün ve daha uzun dönemlerde nedenselliğin yönünün ekonomik, politik ve küresel birçok sebepten değiştiği sonucuna ulaşılmıştır.[105]

---

[104] Sangram Keshari Jena- Aviral Kumar Tiwari-David Roubaud, "Comovements of Gold Futures Markets and The Spot Market: A Wavelet Analysis", *Finance Research Letters,* 2017, 24(C), 19-24.

[105] Erhan Demireli-Erdost Torun, "Sürekli Dalgacık Dönüşümlü Granger Nedensellik Analizi ile BIST-30 Endeksi ve Endeks Vadeli İşlem Sözleşmesi Üzerine Bir Araştırma", *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi,* 2019, 42, s.191-199.

# BÖLÜM 5

# 5. GELİŞMEKTE OLAN ÜLKELERE AİT MSCI ENDEKSLERİ İLE ABD PİYASA ENDEKSİ ARASINDAKİ ÇAPRAZ KORELASYONLARIN DCC-GARCH VE WAVELET ANALİZİ İLE İNCELENMESİ

Çalışmanın bu bölümünde, gelişmekte olan ülkeler ile gelişmiş bir ülke olan Amerika arasındaki çapraz korelasyonlar DCC-GARCH ve Wavelet analizi ile incelenmiştir. Çalışmada, MSCI yükselen piyasalar endeksine dahil 24 gelişmekte olan ülke ele alınmıştır. Çalışma, 01.01.2013-01.01.2019 dönemine ait günlük fiyat verileri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu ülkelere ait MSCI endeks verileri, investing.com[106] adresinden elde edilmiştir. Çalışmada elde edilen endekslere ait kodlar, endeks kurulum tarihleri ve ilgili kaynaktan endekslere çalışma dönemi dahilinde erişebildiğimiz dönemler Tablo 6'da listelenmiştir.

**Tablo 6: Gelişmekte Olan Ülkelere Ait MSCI Endeksler**

| Ülkeler | Kodlar | Endeks Kurulum Tarihi | Çalışmada Ele Alınan Dönem |
|---|---|---|---|
| **Brezilya** | **MIBR00000NUS** | 01.Ocak.2001 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Şili** | **MICL00000NUS** | 01.Ocak.2001 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Kolombiya** | **MICO00000NUS** | 01.Ocak.2001 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Meksika** | **MIMX00000NUS** | 01.Ocak.2001 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Peru** | **MIPE00000NUS** | 01.Ocak.2001 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Çek Cum.** | **MICZ00000PCZ** | 29.Haziran.1996 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Mısır** | **MIEG00000PEG** | 30.Ağustos.1997 | 01.01.2013-01.01.2019 |

[106] **https://www.investing.com**, erişim tarihi:12.04.2019

| | | | |
|---|---|---|---|
| **Yunanistan** | **MIGR00000PEU** | 01.Ocak.2001 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Macaristan** | **MIHU00000PHU** | 01.Ocak.2001 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Polonya** | **MIPL00000NUS** | 30.Eylül.1994 | 17.07.2013-01.01.2019 |
| **Katar** | **MIQA00000PQA** | 23.Ocak.2006 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Rusya** | **MIRU00000HNUS** | 01.Aralık.1996 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Güney Afrika** | **MIZA00000NUS** | 01.Ocak.2001 | 17.06.2013-01.01.2019 |
| **Türkiye** | **MITR00000NEU** | 31.Ocak.1990 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Bir. Arap Emr. (BAE)** | **MIAE00000PAE** | 23.Ocak.2006 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Çin** | **MICN00000NUS** | 31.Ekim.1995 | 12.02.2015-01.01.2019 |
| **Hindistan** | **MIIN00000NUS** | 30.Nisan.1993 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Endonezya** | **MIID00000NUS** | 01.Ocak.2001 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Kore** | **MIKR00000NUS** | 31.Mart.1989 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Malezya** | **MIMY00000NUS** | 29.Şubat.1988 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Pakistan** | **MIPK00010NUS** | 30.Nisan.1993 | 07.03.2013-01.01.2019 |
| **Filipinler** | **MIPH00010NUS** | 01.Ocak.2001 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Tayvan** | **MITW00000NUS** | 31.Temmuz.1989 | 01.01.2013-01.01.2019 |
| **Tayland** | **MITH00000NUS** | 01.Ocak.2001 | 28.06.2013-01.01.2019 |

Tablo 6'ya göre erişim dönemi farklılıklarından dolayı, Polonya, Mısır, Katar, Güney Afrika, Çin, Pakistan, Tayland veri setinden çıkartılmış, toplam 17 MSCI endeksi ile analizler gerçekleştirilmiştir. MSCI Yunanistan ve MSCI Türkiye'ye ait endeks değerlerine Euro para birimi cinsinden, MSCI Çek Cumhuriyeti endeks değerine CZX para birimi cinsinden, MSCI Macaristan endeks değerine HUF para birimi ve MSCI Birleşik Arap Emirlikleri endeks değerine AED para birimi cinsinden erişim sağlanmıştır. Diğer tüm ülkelere ait endeks değerlerine ise USD para birimi cinsinden erişim sağlanmıştır.

Çalışmadaki kur etkisini, indirgemek için USD para birimi cinsinden erişilemeyen diğer tüm endeksler günlük ilgili kur ile USD para cinsine dönüştürülmüş ve analizler gerçekleştirilmiştir.

Çalışmanın analizleri, getiri serileri kullanılarak gerçekleştirilmiş ve yüzde logaritmik getiri serileri elde edilerek analizler yapılmıştır.

$$R_t = \log(p_t / p_{t-1}) * 100, \qquad i, j = 1,2,3, \dots, N. \tag{67}$$

Burada, $p_t$, $t$ gününe ait MSCI endeks değerini göstermektedir.

Bölüm (5.1)'de veri setine ait temel istatistikler, grafikler ve temel testler yer almaktadır. Analizde, ikili ilişkileri varlığını ve zamana bağlı yapısını ortaya koyabilmek için iki farklı yöntem uygulanmıştır. Yöntemler ve bulgular Bölüm (5.2) ve Bölüm (5.3)'de yer almaktadır. Bölüm (5.2)'de gelişmekte olan ülkeler ile Amerika arasındaki etkileşimi analiz etmek ve zamana bağlı yapısını ortaya koymak amacıyla DCC yöntemi kullanılmış ve bulgular sunulmuştur. Bölüm (5.3)'da ise piyasalar arasındaki etkileşimi ve bu etkileşimin zamana bağlı yapısını ortaya koymak amacıyla ikinci bir yöntem olarak Wavelet Korelasyon Analizi kullanılmış ve bulgular sunulmuştur.

Analizler, R programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. [107]

[107] R Core Team (2013). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL http://www.R-project.org/.

## 5.1. Tanımlayıcı İstatistikler ve Testler

Tablo 7'de analizde kullanılan serilere ait tanımlayıcı istatistikler yer almaktadır.

**Tablo 7: Tanımlayıcı İstatistikler Ve Durağanlık, Normallik Testleri**

| | Min. | Maks. | Ortalama | Ortanca | St. Sapma | Çarpıklık | Basıklık |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **S&P500** | -4,184 | 3,829 | 0,032 | 0,049 | 0,804 | -0,677 | 3,124 |
| **Brezilya** | -15,852 | 11,047 | -0,006 | 0,000 | 1,918 | -0,173 | 4,621 |
| **Şili** | -7,212 | 8,512 | -0,018 | -0,037 | 1,103 | 0,244 | 4,344 |
| **Kolombiya** | -7,415 | 5,939 | -0,057 | -0,038 | 1,387 | -0,136 | 2,637 |
| **Meksika** | -9,304 | 5,615 | -0,022 | 0,000 | 1,308 | -0,555 | 4,433 |
| **Peru** | -5,030 | 7,291 | 0,010 | 0,019 | 1,383 | 0,234 | 1,946 |
| **Çek Cum.** | -5,537 | 3,650 | -0,027 | 0,040 | 1,141 | -0,336 | 1,226 |
| **Yunanistan** | -25,267 | 15,352 | -0,090 | 0,000 | 2,791 | -0,754 | 9,364 |
| **Macaristan** | -8,972 | 5,789 | 0,026 | 0,085 | 1,461 | -0,235 | 1,789 |
| **Rusya** | -13,697 | 13,143 | -0,020 | -0,037 | 1,781 | -0,174 | 8,532 |
| **Türkiye** | -16,642 | 8,557 | -0,052 | 0,008 | 1,992 | -0,733 | 5,406 |
| **BAE** | -9,328 | 10,543 | 0,028 | 0,000 | 1,373 | -0,136 | 9,874 |
| **Hindistan** | -7,480 | 5,823 | 0,022 | 0,046 | 1,103 | -0,483 | 3,944 |
| **Endonezya** | -8,164 | 7,308 | 0,004 | 0,000 | 1,423 | -0,186 | 3,725 |
| **Kore** | -5,409 | 5,149 | 0,005 | 0,000 | 1,121 | -0,234 | 1,536 |
| **Malezya** | -4,452 | 5,783 | -0,007 | 0,000 | 0,827 | 0,250 | 5,483 |
| **Filipinler** | -8,007 | 6,282 | 0,001 | 0,000 | 1,121 | -0,671 | 5,603 |
| **Tayvan** | -7,227 | 5,141 | 0,025 | 0,000 | 1,005 | -0,395 | 3,870 |

Tanımlayıcı istatistikler tablosu incelendiğinde 1 günde en çok kazandıran ve kaybettiren ülke Yunanistan'dır. Yunanistan incelenen dönem içinde bir günde %15,352 kazandırmıştır ve benzer şekilde bir günde %25,267 kaybettirmiştir. İncelenen dönem içinde ortalamada en iyi getiriyi sağlayan Amerika iken, en düşük ortalama getiriye sahip Yunanistan'dır. Riskin bir göstergesi olarak standart sapmayı incelediğimizde, en riskli ülkelerden biri Yunanistan olurken, Amerika riski en düşük ülkelerden biri olmaktadır. Çarpıklık katsayılarını incelediğimizde ise, Şili, Peru ve Malezya haricinde katsayıların

negatif olması bu ülkeler için getiri dağılımlarının sola kuyruklu olduğunu göstermektedir. Basıklık katsayıları ise Kolombiya, Peru, Çek Cumhuriyeti, Macaristan ve Kore için 3'den küçük diğer ülkeler için ise 3'ten büyük olarak gözlemlenmiştir.

S&P500 endeksi, ortalama 1 günde en fazla %0,032 kazandırmaktadır. 1 günde en fazla %3,829 kazandırmakta iken, 1 günde en fazla %4,184 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %0,804 tür. Ayrıca S&P500 endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,677 ve 3,124 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpık ve normal dağılıma göre hafif kalın kuyrukludur.

Brezilya MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,006 kaybettirmektedir. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %11,047 kazandırırken, 1 günde en fazla %15,852 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,918 dir. Ayrıca Brezilya endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,173 ve 4,621 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve kalın kuyrukludur.

Şili MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,018 kaybettirmektedir. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %8,512 kazandırırken, 1 günde en fazla %7,212 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,103 tür. Ayrıca Şili endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile 0,244 ve 4,344 olduğundan dolayı getiri dağılımı sağa çarpıktır ve kalın kuyrukludur.

Kolombiya MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,057 kaybettirmektedir. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %5,939 kazandırırken, 1 günde en fazla %7,415 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,387 dir. Ayrıca Kolombiya endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,136 ve 2,637 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve normal kuyrukludur.

Meksika MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,022 kaybettirmektedir. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %5,615 kazandırırken, 1 günde en fazla %9,304 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,308 dir. Ayrıca Meksika endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,555 ve 4,433 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve kalın kuyrukludur.

Peru MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,010 kazandırmaktadır. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %7,291 kazandırırken, 1 günde en fazla %5,030 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,383 dür. Ayrıca Peru endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile 0,234 ve 1,946 olduğundan dolayı getiri dağılımı sağa çarpıktır ve normal kuyrukludur.

Çek Cumhuriyeti MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,027 kazandırmaktadır. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %3,650 kazandırırken, 1 günde en fazla %5,537 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,141 dir. Ayrıca Çek Cumhuriyeti endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,336 ve 1,226 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve normal kuyrukludur.

Yunanistan MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,090 kaybettirmektedir. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %15,352 kazandırırken, 1 günde en fazla %25,267 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %2,791 dir. Ayrıca Yunanistan endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,754 ve 9,364 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve kalın kuyrukludur.

Macaristan MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,026 kazandırmaktadır. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %5,789 kazandırırken, 1 günde en fazla %8,972 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,461dir. Ayrıca Macaristan endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,235 ve

1,789 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve normal dağılıma göre daha ince kuyrukludur.

Rusya MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,020 kaybettirmektedir. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %13,143 kazandırırken, 1 günde en fazla %13,697 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,781 dir. Ayrıca Rusya endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,174 ve 8,532 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpık ve kalın kuyrukludur.

Türkiye MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,052 kaybettirmektedir. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %8,557 kazandırırken, 1 günde en fazla %16,642 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,992 dir. Ayrıca Türkiye endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,733 ve 5,406 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpık ve kalın kuyrukludur.

Birleşik Arap Emirlikleri (BAE) MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,028 kazandırmaktadır. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %10,543 kazandırırken, 1 günde en fazla %9,328 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,373 dür. Ayrıca Birleşik Arap Emirlikleri endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,136 ve 9,874 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve kalın kuyrukludur.

Hindistan MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,022 kazandırmaktadır. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %5,823 kazandırırken, 1 günde en fazla %7,480 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,103 dür. Ayrıca Hindistan endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,483 ve 3,944 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpık ve normal dağılıma göre kalın kuyrukludur.

Endonezya MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,004 kazandırmaktadır. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %7,308 kazandırırken, 1 günde en fazla %8,164 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,423 dür. Ayrıca Endonezya endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,186 ve 3,725 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve kalın kuyrukludur.

Kore MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,005 kazandırmaktadır. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %5,149 kazandırırken, 1 günde en fazla %5,409 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,121dir. Ayrıca Kore endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile -0,234 ve 1,536 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve normal dağılıma göre ince kuyrukludur.

Malezya MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,007 kaybettirmektedir. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %5,783 kazandırırken, 1 günde en fazla %4,452 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %0,827 dir. Ayrıca Malezya endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile 0,250 ve 5,483 olduğundan dolayı getiri dağılımı sağa çarpık ve kalın kuyrukludur.

Filipinler MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,001 kazandırmaktadır. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %6,282 kazandırırken, 1 günde en fazla %8,007 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,121 dir. Ayrıca Filipinler endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile 1,005 ve 5,603 olduğundan dolayı getiri dağılımı sola çarpıktır ve kalın kuyrukludur.

Tayvan MSCI endeksi, ortalama 1 günde %0,025 kazandırmaktadır. İncelenen dönem içinde 1 günde en fazla %5,141 kazandırırken, 1 günde en fazla %7,227 kaybettirmektedir. Riskin bir göstergesi olarak standart sapması %1,005 dir. Ayrıca Tayvan endeks getirilerine ait çarpıklık katsayısı ve basıklık katsayısı sırası ile 1,005 ve 3,870 olduğundan dolayı getiri dağılımı sağa çarpık ve kalın kuyrukludur.

Getiri serilerine ait Jarque-Bera[108] istatistik değeri ve olasılık değeri sonuçları Tablo 8'de gösterilmektedir.

**Tablo 8: Jarque-Bera Normallik Testi Sonuçları**

| | İstatistik Değeri | Olasılık Değeri |
|---|---|---|
| **S&P500** | 706,469 | 0,000** |
| **Brezilya** | 1404,472 | 0,000** |
| **Şili** | 1250,050 | 0,000** |
| **Kolombiya** | 459,746 | 0,000** |
| **Meksika** | 1365,868 | 0,000** |
| **Peru** | 244,520 | 0,000** |
| **Çek Cum.** | 119,430 | 0,000** |
| **Yunanistan** | 5309,003 | 0,000** |
| **Macaristan** | 207,466 | 0,000** |
| **Rusya** | 4625,216 | 0,000** |
| **Türkiye** | 2048,292 | 0,000** |
| **BAE** | 6367,143 | 0,000** |
| **Hindistan** | 1080,067 | 0,000** |
| **Endonezya** | 914,482 | 0,000** |
| **Kore** | 168,999 | 0,000** |
| **Malezya** | 1979,297 | 0,000** |
| **Filipinler** | 2169,847 | 0,000** |
| **Tayvan** | 1019,274 | 0,000** |

Not: * $\alpha = 0{,}05$, ** $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyinde anlamlı katsayıları göstermektedir.

Jarque-Bera testine ait hipotezler:

$H_0$= Seri normal dağılım izlemektedir.

[108] Anıl K. Bera- Carlos M.Jarque, "A Test for Normality of Observations and Regression Residuals", *International Statistical Revision*, 1987, 55(2), s.163-172.

$H_1$= Seri normal dağılım izlemez.

olarak hipotez oluşturulmuştur. Tablo 8'de yer alan olasılık değerleri $\alpha = 0{,}01$' den küçüktür. Elde edilen sonuçlara göre serilerin normal dağılım izlemediği gözlemlenmektedir.

Tablo 9'da durağanlığı incelemede kullanılan, birim kök testi olan Augmented Dickey Fuller (ADF)[109], Philips Perron (PP)[110] test istatistiği değerleri verilmiştir.

**Tablo 9: Getiri Serilerine ait Birim Kök Test Sonuçları**

| | **ADF İstatistik Değeri** | **PP İstatistik Değeri** |
|---|---|---|
| **S&P500** | -11,288** | -1349,02** |
| **Brezilya** | -11,000** | -1466,44** |
| **Şili** | -11,532** | -1288,74** |
| **Kolombiya** | -11,380** | -1240,42** |
| **Meksika** | -12,054** | -1211,77** |
| **Peru** | -11,397** | -1252,69** |
| **Çek Cum.** | -11,770** | -1336,28** |
| **Yunanistan** | -11,057** | -1124,50** |
| **Macaristan** | -11,422** | -1261,32** |
| **Rusya** | -11,098** | -1275,81** |
| **Türkiye** | -11,857** | -1466,98** |
| **BAE** | -12,324** | -1547,32** |
| **Hindistan** | -11,153** | -1404,84** |
| **Endonezya** | -11,687** | -1264,93** |
| **Kore** | -11,452** | -1517,46** |

[109] David A. Dickey-Wayne A. Fuller, "Distribution of the Estimators For Autoregressive Time Series with A Unit Root", *Journal of the American Statistical Association*, 1979, 74(366), s.427–431.

[110] Philips Perron, "Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Further Evidence From A New Approach", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 1988, 12, s.297-332.

| | | |
|---|---|---|
| **Malezya** | -11,437** | -1388,42** |
| **Filipinler** | -11,062** | -1391,23** |
| **Tayvan** | -11,967** | -1494,20** |

Not: * $\alpha = 0{,}05$, ** $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyinde anlamlı katsayıları göstermektedir.

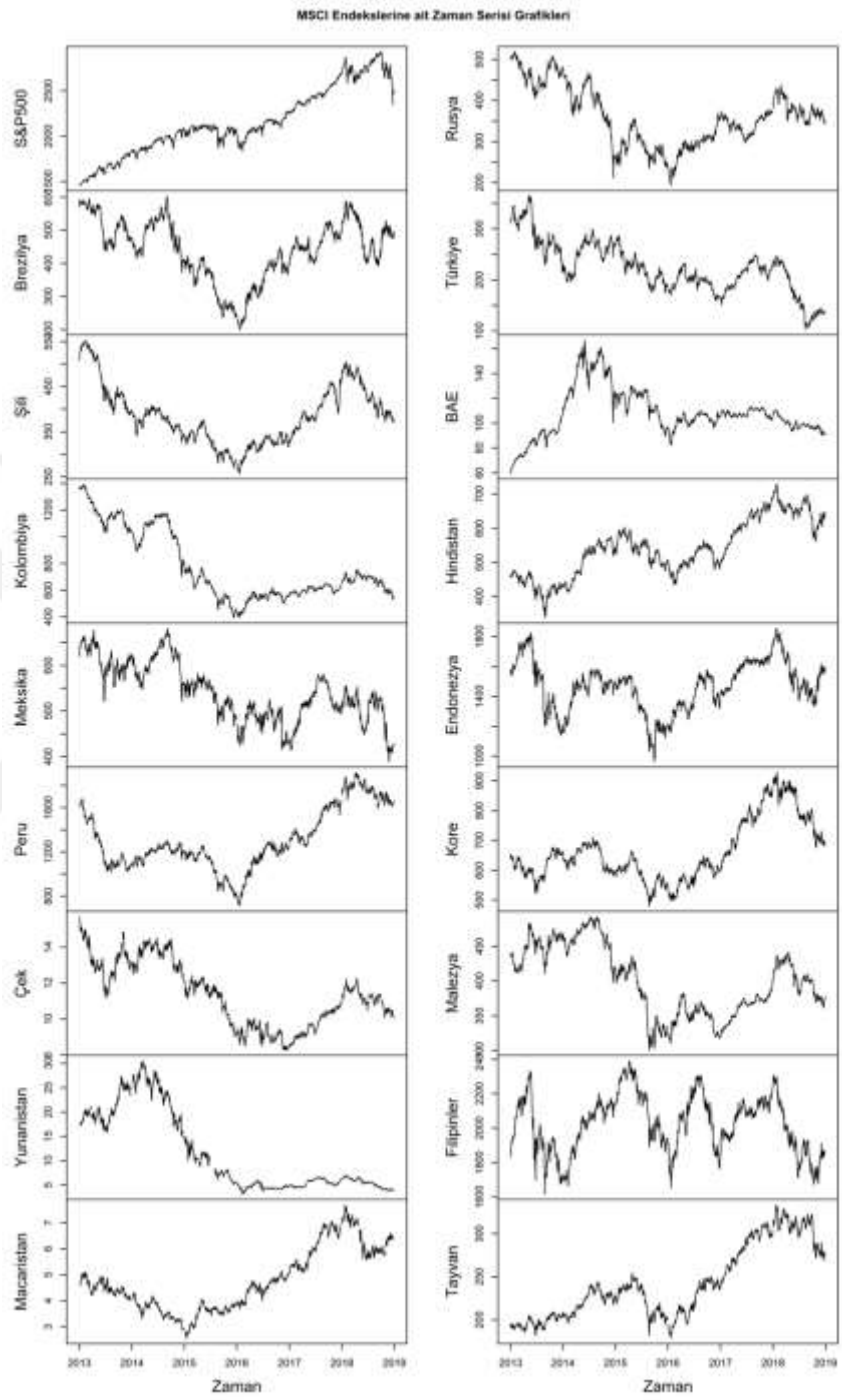
Augmented Dickey Fuller ve Philips Perron testine ait hipotezler:

$H_0$= Seri durağan değildir.

$H_1$= Seri durağandır.

Tabloya göre $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyinde tüm getiri serileri seviyesinde durağandır.

Şekil 1'de fiyat serilerine ait grafikler yer almaktadır.




**Şekil 1: Fiyat Serileri Zaman Grafikleri**

Şekil 1'deki fiyat serilerine ait zaman grafikleri incelendiğinde aşağıdaki sonuçlara ulaşabiliriz.

S&P500 endeksinde, artan bir trend gözlemlenmektedir. 2009 yılında fiyatlar en düşük seviyede gözlemlenmektedir. 2018 sonlarında endeks değerinde düşen bir eğilim gözlemlenmektedir.

MSCI Brezilya endeksi oldukça oynaktır. 2013-2016 döneminde azalan bir trend gözlemlenirken 2016-2018 döneminde ise yükselen bir trend gözlemlenmektedir. 2018 sonrası endekste yine düşüş gözlemlenmiştir. İncelenen dönemde en düşük değerini 2016 başlarında almış ve en yüksek değerini ise 2014 sonlarında almıştır.

MSCI Şili endeksinde 2013-2016 döneminde azalan bir trend gözlemlenirken 2016-2018 döneminde ise yükselen bir trend gözlemlenmektedir. 2018 sonrası endeks değerinde yine düşüş gözlemlenmiştir. İncelenen dönemde en düşük değerini 2016 başlarında almış ve en yüksek değerini ise 2013'ün ilk çeyreğinde almıştır.

MSCI Kolombiya endeksinde 2013-2016 döneminde azalan bir trend gözlemlenirken 2016 yılı itibariyle endeksin hafif yükseldiği gözlemlenmektedir. 2018'in sonlarına doğru endeks düşüşe geçmiştir. İncelenen dönemde en düşük değerini 2016 başlarında almış ve en yüksek değerini ise 2013'ün ilk çeyreğinde almıştır.

MSCI Meksika endeksine incelenen dönem için genel çerçeveden baktığımızda aşağı yönlü bir trend gözlemlenmektedir. Fakat diğer taraftan endeksin oldukça hareketli olduğunu gözlemlemekteyiz. Endeks en düşük değerini 2019 sonlarında alırken, en yüksek değerini ise 2014'ün son çeyreğinde almıştır.

MSCI Peru endeksinde 2013-2016 döneminde azalan bir trend gözlemlenirken 2016 itibari ile endeks yükselişe geçmekte, 2018'in son çeyreğinden itibaren ise yine endekste düşüşler gözlemlenmektedir. İncelenen dönem içinde en yüksek değerini 2018'de, en düşük değerini ise 2016 yılında almıştır.

MSCI Çek Cumhuriyeti endeksi 2013-2016 döneminde azalan bir trend gözlemlenirken 2016 yılı itibari ile endeks yükselişe geçmekte, 2018 yılı itibari tekrar azalan bir seyir izlemiştir. İncelenen dönem içinde en yüksek değerini 2013'ün ilk çeyreğinde, en düşük değerini ise 2017 yılında almaktadır.

MSCI Yunanistan endeksi 2013'ün son çeyreğinden 2014'e kadar artan bir trende sahipken, 2014'ün son çeyreğinden itibaren endeks azalan bir eğilim sergilemektedir. Endeksin, 2016 yılından sonra ise daha durgun olduğu gözlemlenmektedir. İncelenen dönem içinde en yüksek değerini 2014 ortalarında, en düşük değerini ise 2016 yılında almıştır.

MSCI Macaristan endeksi 2013-2015 yılları arasında azalan bir trend sergilemektedir. Endeks, 2015'in ortalarından itibaren yükselmiş, 2018 yılından itibaren ise tekrar düşüşe geçmiştir. İncelenen dönem içinde en yüksek değerini 2018 yılında, en düşük değerini ise 2015 yılında almıştır.

MSCI Rusya endeksinde 2013-2014 döneminde azalan bir trend yaşanmış, 2014 ortalarında ise ani bir düşüş olmuştur. İncelenen dönem içinde en yüksek değerini 2013, en düşük değerini ise 2016 yılında almıştır.

MSCI Türkiye endeksi, 2013-2016 dönemi arası azalan bir eğilim sergilerken, 2017 yılında artışa geçtiği ve 2017'inin sonlarından itibaren ise tekrar azalma eğiliminde olduğu gözlemlenmektedir. İncelenen dönem içinde en yüksek değerini 2013 yılında, en düşük değerini ise 2018 yılında almıştır.

MSCI Birleşik Arap Emirlikleri endeksinde 2013-2014 döneminde artış hareketleri gözlemlenmişken, daha sonra düşüşe geçmiş ve 2016 yılı itibari ile daha durağan bir seyir izlemiştir. İncelenen dönem içinde en yüksek değerini 2014 yılında, en düşük değerini ise 2013 yılında almıştır.

MSCI Hindistan endeks değeri, 2013 yılı ortalarına kadar azalmış daha sonra da artan bir eğilim sergilemiştir. İncelenen dönem içinde, en yüksek değerini 2018 yılında, en düşük değerini ise 2013 yılı ortalarında almıştır.

MSCI Endonezya endeksinde 2013-2014 dönemi ani düşüş hareketleri gözlemlenmiştir. 2014-2015 arasında daha durağan bir dönem yaşamış ve 2015 başı itibari ile ani düşüşler yaşamıştır. 2016-2018 döneminde endeks yükselişe geçmiş fakat, 2018 yılı itibari ile tekrar düşüş eğilimi sergilemiştir. İncelenen dönem içinde en yüksek değerini 2018 yılında, en düşük değerini ise 2016 yılında almıştır.

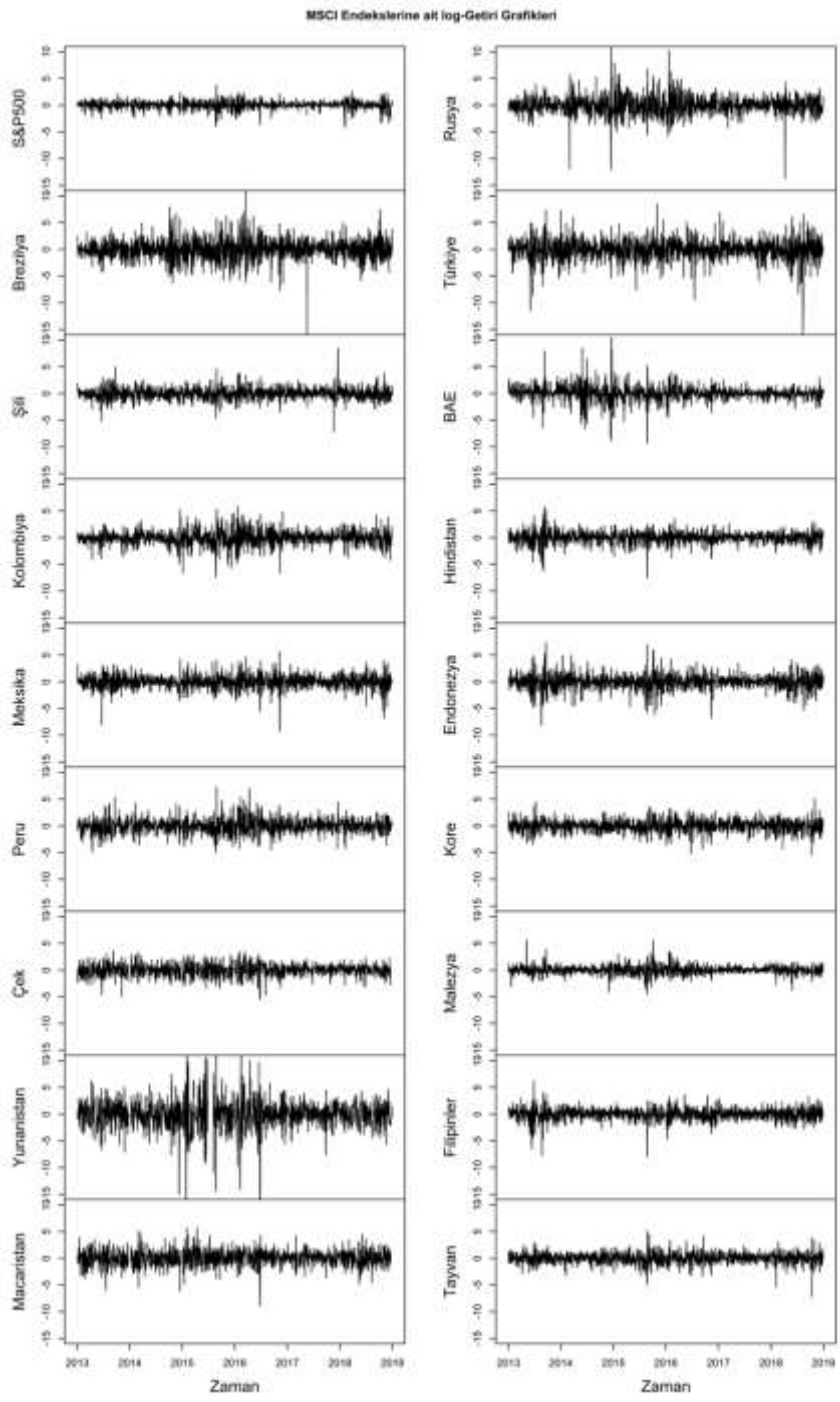
MSCI Kore endeksinin, 2013-2016 döneminde daha durağan ve belirli bir ortalama etrafında dalgalandığı gözlemlenirken, 2015'in son çeyreğinde yükselişe geçtiği gözlemlenmiştir. Endeks, 2018 yılı itibariyle ise yeniden düşüşe geçmiştir.İncelenen dönem içinde, en yüksek değerini 2018 yılında, en düşük değerini ise 2015'in ilk çeyreğinde almıştır.

MSCI Malezya endeksi oldukça hareketlidir. 2013-2015 döneminde yüksek değerler alırken, 2015 itibari ile endeks düşüşe geçmiştir ve en düşük değerini 2015 ortalarında almıştır. İncelenen dönem içinde en yüksek değerini ise 2014 ortalarında almıştır.

MSCI Filipinler endeksi oldukça hareketlidir. Ani düşüş ve yükselişler sık sık gözlemlenmiştir. İncelenen dönem içinde en yüksek değeri 2015 yılında, en düşük değerini ise 2016 yılında almıştır.

MSCI Tayvan endeksinde, 2013'den 2015'in son çeyreğine kadar artan bir eğilim gözlemlenmektedir. Endeks, 2015'in son çeyreğinden itibaren azalma eğilimi sergilemiş ancak 2016 itibari ile tekrar artışa geçmiştir. Endekste, 2018 sonlarında ise yeniden düşüş eğilimi gözlemlenmiştir. İncelenen dönem içinde, en yüksek değerini 2018 yılında, en düşük değerini ise 2016 yılında almıştır.

Şekil 2'de getiri serilerine ait zaman yolu grafikleri sunulmuştur.




**Şekil 2: Getiri Serileri Zaman Grafikleri**

Şekil 2'ye göre, elde edilen getiri grafiklerine göre tüm serilerde oynaklık kümelenmesi gözlemlenmektedir. Tüm gelişmekte olan ülkelerin MSCI endeksleri ve Amerika piyasa endeksi olan S&P500'de belirli dönemlerde büyük dalgalanmaların olduğu gözlemlenmektedir.

Grafiklere göre en fazla dalgalanma Yunanistan, en az dalgalanma S&P500'e aittir.

S&P500 endeksinde, incelenen dönemde log-getiriler $\pm\%5$ aralığında hareket etmektedir. 2015-2016 ve 2018 sonrası dönemde getirilerde daha fazla oynaklık gözlemlenmiştir. MSCI Brezilya endeksi 2013-2019 döneminin tümünde oldukça oynak hareketler göstermiştir. 2017 yılının başlarında ise büyük bir kayıp yaşandığı getirilerden gözlemlenmiştir. MSCI Şili endeksinde oynaklığın oldukça düşük olduğu görülmüştür. İncelenen dönemde log-getiriler $\pm\%5$ aralığınını sadece 2018 başlarında 2 defa aşmıştır. MSCI Kolombiya endeksinde belirli dönemde dalgalanmalar görülmüştür. İncelenen dönem içinde 2013-2016 dalgalanmanın en yoğun olduğu, dalgalanmanın en az olduğu 2013'ün ilk çeyreği olmuştur. MSCI Meksika endeksinde belirli dönemlerde dalgalanmalar gözlemlenmiştir. İncelenen dönem içinde 2016 dalgalanmanın en yoğun olduğu, dalgalanmanın en az olduğu 2013 yılı olmuştur. İncelenen dönem içerisinde log-getiriler $\pm\%5$ aralığını 2 defa aşmıştır. MSCI Peru endeksinde belirli dönemde dalgalanmalar görülmüştür. İncelenen dönem içinde 2016 dalgalanmanın en yoğun olduğu, yıl olmuştur. MSCI Çek Cumhuriyeti endeksinde belirli dönemlerde dalgalanmalar görülmektedir. İncelenen dönem içinde dalgalanmanın en yoğun olduğu dönem log-getirilerin $\pm\%5$ aralığında hareketlilik gösterdiği 2013-2017 yılları arasındaki dönemdir. MSCI Mısır endeksinde her dönem dalgalanmaların yoğun olduğu gözlemlenmiştir. İncelenen dönem içinde 2017 başlarında büyük kayıp yaşandığı ve $\pm\%5$ aralığını aştığı görülmüştür. MSCI Yunanistan endeksinde dalgalanmaların incelenen her dönemde yoğun olduğu görülmüş ve log getirilerin $\pm\%15$ aralığında oynaklık gösterdiği incelenmiştir. Dalgalanmanın en yoğun olduğu dönem 2015-2017 yılları arasındaki dönemdir. MSCI Macaristan endeksinde belirli dönemlerde dalgalanmalar görülmüştür. İncelenen dönem içinde 2016-2017 yılları arasında

±%5 aralığını aştığı ve bu dönemde kayıp yaşandığı gözlemlenmiştir. MSCI Rusya endeksinde incelenen her dönemde yoğun dalgalanmalar yaşanmıştır. Log-getirilerin ±%5 aralığını aştığı gözlemlenmiştir. 2014-2015 ve 2018 ortalarında 3 kere büyük kayıp yaşandığı, 2015-2016 döneminde ise 2 kere büyük kazanç yaşandığı gözlemlenmiştir. MSCI Türkiye endeksinde büyük dalgalanmaların yaşandığı gözlemlenmiştir. İncelenen dönem içinde 2018-2019 yılları arasında büyük bir kayıp yaşanmıştır. MSCI BAE endeksinde 2013-2016 döneminde dalgalanmaların yoğun olduğu ve bu dönem içerisinde log-getirilerin ±%5 aralığını aştığı gözlemlenmiştir. MSCI Hindistan endeksinde belirli dönemlerde dalgalanmalar yaşanmaktadır. İncelenen dönem içinde 2013-2016 yılları arasında log-getirilerin ±%5 aralığını aştığını ve 2016 yılında kayıp yaşandığı gözlemlenmiştir. MSCI Endonezya endeksinde her dönem dalgalanmaların yoğun olduğu incelenmiştir. İncelenen dönem çerçevesinde dalgalanmanın en yoğun olduğu dönem 2014 ve 2016 yıllarıdır. Bu dönemde log-getirilerde ±%5 aralığını aşarak kayıp ve kazançlar yaşandığı gözlemlenmiştir. MSCI Kore endeksinde incelenen dönemde log-getirilerin ±%5 aralığında hareket ettiği ve büyük dalgalanmaların yaşanmadığı gözlemlenmiştir. MSCI Malezya endeksinde belirli dönemlerde dalgalanmalar yaşandığı gözlemlenmiştir. En büyük dalgalanmanın 2015-2016 yılları çerçevesinde yaşandığı ve incelenen dönemde log-getiriler ±%5 aralığınını sadece 2013 ortalarında 1 defa aştığı gözlemlenmiştir. MSCI Filipinler endeksinde belirli dönemlerde dalgalanmalar yaşanmıştır. İncelenen dönem içinde 2013-2015 yıllarında log getiriler ±%5 aralığını aşmıştır. MSCI Tayvan endeksinde belirli dönemlerde dalgalanmalar yaşanmış ve bu dönemde log-getiriler ±%5 aralığını aşmıştır.

## 5.2. DCC-GARCH ANALİZİ

Çalışmanın bu bölümünde, S&P500 ile gelişmekte olan ülkeler arasındaki etkileşimler iki DCC analizi ile modellenmiştir. DCC yöntemi üç aşamalı olarak uygulanmaktadır. Birinci aşamada, VAR (Vektör Otoregresif Modeller) yöntemi uygulanarak seriler doğrusal ilişkiden arındırılır. İkinci aşamada, seri varyanslarının otoregresif yapısı tek

değişkenli GARCH veya GARCH türevleri ile modellenir. Daha sonra uygun oynaklık modeli kullanılarak, kalıntılar standartlaştırılır ve böylece seriler değişken varyans probleminden arındırılır. Son aşamada ise, elde edilen standartlaştırılmış kalıntılar kullanılarak, seriler arasındaki zamana bağlı değişen korelasyonlar DCC yöntemi ile analiz edilir.

**Aşama 1.** VAR Analizi

Bu çalışmada, ilk olarak VAR analizi ile seriler doğrusal etkilerden arındırılmıştır. Bu amaçla, tüm gelişmekte olan ülkeler ile Amerika arasında ikili doğrusal ilişkiler VAR analizi ile ortaya konmaya çalışılmıştır. VAR analizinde öncelikle gecikme uzunlukları seçilmelidir. İkili ilişkilere ait gecikme uzunlukları, Akaike ve Schwarz bilgi kriteri kullanılarak tespit edilmektedir. Akaike ve Schwarz bilgi kriterlerine göre seçilen uygun gecikme uzunluklarına ait bilgi Tablo 5'de yer almaktadır. Tabloya göre tüm ikili ilişkiler için Schwarz bilgi kriterine göre en uygun gecikme uzunlukları $k = 1$ olarak tepit edilmiş ve VAR(1) analizi uygulanarak seriler doğrusal ilişkilerden arındırılmıştır.

**Tablo 10: VAR Analizi Gecikme Uzunlukları ve Gecikme Uzunluklarına ait AIC, BIC Değerleri**

| | | **K** | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | **1** | **2** | **3** | **4** | **5** |
| **S&P500-Brezilya** | **AIC** | 0.7487 | 0.7482* | 0.7501 | 0.7490 | 0.7504 |
| | **BIC** | 0.7706* | 0.7846 | 0.8011 | 0.8146 | 0.8305 |
| **S&P500-Şili** | **AIC** | -0.3957* | -0.3954 | -0.3915 | -0.3871 | -0.3874 |
| | **BIC** | -0.3739* | -0.3590 | -0.3405 | -0.3215 | -0.3073 |
| **S&P500-Kolombiya** | **AIC** | 0.0220* | 0.0231 | 0.0271 | 0.0260 | 0.0229 |
| | **BIC** | 0.0438* | 0.0595 | 0.0781 | 0.0915 | 0.1030 |
| **S&P500-Meksika** | **AIC** | -0.1446* | -0.1446 | -0.1470 | -0.1447 | -0.1430 |
| | **BIC** | -0.1227* | -0.1082 | -0.0960 | -0.0792 | -0.0629 |
| **S&P500-Peru** | **AIC** | -0.0974 | -0.0961 | -0.0936* | -0.0928 | -0.0915 |
| | **BIC** | -0.0755* | -0.0596 | -0.0426 | -0.0272 | -0.0114 |
| **S&P500-Çek** | **AIC** | -0.1989* | -0.1961 | -0.1953 | -0.1901 | -0.1877 |
| | **BIC** | -0.1762* | -0.1582 | -0.1423 | -0.1219 | -0.1043 |
| **S&P500-Mısır** | **AIC** | 1.1394* | 1.1415 | 1.1425 | 1.1507 | 1.1573 |
| | **BIC** | 1.1732* | 1.1978 | 1.2214 | 1.2521 | 1.2812 |

| | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **S&P500-Yunanistan** | **AIC** | 1.5540 | 1.5540 | 1.5482 | 1.5442* | 1.5461 |
| | **BIC** | 1.5774* | 1.5929 | 1.6027 | 1.6142 | 1.6317 |
| **S&P500-Macaristan** | **AIC** | 0.2252 | 0.2252* | 0.2298 | 0.2331 | 0.2331 |
| | **BIC** | 0.2481* | 0.2634 | 0.2833 | 0.3019 | 0.3172 |
| **S&P500-Katar** | **AIC** | -0.2797* | -0.2770 | -0.2720 | -0.2632 | -0.2564 |
| | **BIC** | -0.2456* | -0.2201 | -0.1924 | -0.1609 | -0.1313 |
| **S&P500-Rusya** | **AIC** | 0.5737 | 0.5727 | 0.5723* | 0.5773 | 0.5764 |
| | **BIC** | 0.5955* | 0.6091 | 0.6233 | 0.6428 | 0.6565 |
| **S&P500-Türkiye** | **AIC** | 0.8990* | 0.9020 | 0.9062 | 0.9087 | 0.9094 |
| | **BIC** | 0.9208* | 0.9384 | 0.9572 | 0.9742 | 0.9895 |
| **S&P500-BAE** | **AIC** | 0.1475 | 0.1464* | 0.1511 | 0.1552 | 0.1560 |
| | **BIC** | 0.1694* | 0.1828 | 0.2021 | 0.2207 | 0.2361 |
| **S&P500-Hindistan** | **AIC** | -0.3745* | -0.3733 | -0.3719 | -0.3693 | -0.3682 |
| | **BIC** | -0.3527* | -0.3369 | -0.3209 | -0.3038 | -0.2881 |
| **S&P500-Endonezya** | **AIC** | 0.1811 | 0.1747 | 0.1715* | 0.1736 | 0.1743 |
| | **BIC** | 0.2030* | 0.2111 | 0.2225 | 0.2391 | 0.2544 |
| **S&P500-Kore** | **AIC** | -0.3402 | -0.3415* | -0.3387 | -0.3356 | -0.3347 |
| | **BIC** | -0.3183* | -0.3051 | -0.2877 | -0.2701 | -0.2546 |
| **S&P500-Malezya** | **AIC** | -0.9228 | -0.9245* | -0.9229 | -0.9180 | -0.9216 |
| | **BIC** | -0.9009* | -0.8881 | -0.8719 | -0.8525 | -0.8415 |
| **S&P500-Filipinler** | **AIC** | -0.3041* | -0.3010 | -0.3003 | -0.2962 | -0.3001 |
| | **BIC** | -0.2823* | -0.2646 | -0.2493 | -0.2306 | -0.2200 |
| **S&P500-Tayvan** | **AIC** | -0.5639 | -0.5647* | -0.5600 | -0.5626 | -0.5599 |
| | **BIC** | -0.5420* | -0.5283 | -0.5091 | -0.4971 | -0.4798 |

VAR(1) modeli ile birlikte tek değişkenli koşullu varyans yapısını tahmin etmek amacıyla GARCH(q,p), EGARCH(q,p), APARCH(q,p) modelleri $p = 1, q = 1,2,3,4,5$ değerleri kullanılarak tahmin edilmiştir. Tahminlerde, hata dağılımı olarak Normal dağılım(Norm), Student-t dağılımı(Std), Genelleştirilmiş Hata Dağılımı (Ged), Çarpık Normal Dağılım(SNorm), Çarpık Student-t Dağılımı(SStd), Çarpık Genelleştirilmiş Hata Dağılımı (SGed), Normal Ters Gauss Dağılımu(Nig) ve Genelleştirilmiş Hiperbolik dağılım(ghyp) tüm modeller için ayrı ayrı kullanılmıştır. Tahmin edilen bu 120 model arasından en iyi model AIC ve BIC kriterleri kullanılarak belirlenmiştir. Belirlenen modeller Tablo 11'de sunulmuştur.

**Tablo 11: AIC ve BIC Kriterlerine Göre En Uygun Volatilite Modelleri**

| | | Akaike Bilgi Kriteri | Schwarz Bilgi Kriteri |
|---|---|---|---|
| **S&P-Brezilya** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Brezilya** | APARCH(1,1)-std | APARCH(1,1)-std |
| **S&P-Şili** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Şili** | EGARCH(3,1)-std | EGARCH(1,1)-std |
| **S&P-Kolombiya** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Kolombiya** | APARCH(1,1)-ged | APARCH(1,1)-ged |
| **S&P-Meksika** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Meksika** | EGARCH(1,1)-ghyp | EGARCH (1,1)-std |
| **S&P-Peru** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Peru** | EGARCH(2,1)-std | EGARCH(1,1)-std |
| **S&P500-Çek Cum.** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | APARCH(1,1)-nig |
| | **Çek Cum.** | EGARCH(3,1)-sged | EGARCH(1,1)-std |
| **S&P-Yunanistan** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | APARCH(1,1)-nig |
| | **Yunanistan** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-std |
| **S&P-Macaristan** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | APARCH(1,1)-nig |
| | **Macaristan** | EGARCH(1,1)-sstd | EGARCH(1,1)-std |
| **S&P-Rusya** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Rusya** | APARCH(1,1)-std | APARCH(1,1)-std |
| **S&P-Türkiye** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Türkiye** | EGARCH(4,1)-ghyp | EGARCH(1,1)-std |
| **S&P-BAE** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **BAE** | APARCH(5,1)-ged | GARCH(5,1)-ged |
| **S&P-Hindistan** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Hindistan** | APARCH(1,1)-sged | EGARCH(1,1)-sged |
| **S&P-Endonezya** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Endonezya** | EGARCH(5,1)-nig | EGARCH(1,1)-ged |
| **S&P-Kore** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Kore** | APARCH(1,1)-sged | EGARCH(1,1)-sged |
| **S&P-Malezya** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Malezya** | EGARCH(3,1)-std | GARCH(1,1)-std |

| | | | |
|---|---|---|---|
| **S&P-Filipinler** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Filipinler** | EGARCH(1,1)-sstd | EGARCH(1,1)-std |
| **S&P-Tayvan** | **S&P** | APARCH(1,1)-ghyp | APARCH(1,1)-nig |
| | **Tayvan** | EGARCH(1,1)-nig | EGARCH(1,1)-std |

Analizlerde, Schwarz bilgi kriteri dikkate alınmış ve 120 model arasından Schwarz bilgi kriterine göre seçilmiş olan oynaklık modelleri kullanılmıştır. Belirlenen tek değişkenli oynaklık modelleri için katsayı tahminleri Tablo 12'de sunulmuştur.

**Tablo 12: GARCH Model Parametre Tahminleri**

| | Seri | Model | $w$ | $\alpha_1$ | $\alpha_2$ | $\alpha_3$ | $\alpha_4$ | $\alpha_5$ | $\beta_1$ | $\gamma_1$ | $\delta$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **S&P-Brezilya** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0448** 0,0067 | 0,1375** 0,0100 | - | - | - | - | 0,8562** 0,0036 | 0,9805** 0,0012 | 0,7663** 0,1522 |
| | **Brezilya** | APARCH(1,1)-std | 0,0118** 0,0038 | 0,0328** 0,0034 | - | - | - | - | 0,9672** 0,0006 | 0,7299** 0,1598 | 0,4561** 0,0493 |
| **S&P-Şili** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0439** 0,0068 | 0,1372** 0,0109 | - | - | - | - | 0,8545** 0,0045 | 0,9845** 0,0013 | 0,8196** 0,1512 |
| | **Şili** | EGARCH(1,1)-std | 0,0024 0,0027 | -0,0450** 0,0154 | - | - | - | - | -0,0450** 0,0154 | 0,0898** 0,0280 | - |
| **S&P-Kolombiya** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0442** 0,0067 | 0,1377** 0,0101 | - | - | - | - | 0,8566** 0,0038 | 0,9868** 0,0013 | 0,7790** 0,1456 |
| | **Kolombiya** | APARCH(1,1)-ged | 0,0075** 0,0026 | 0,0393** 0,0031 | - | - | - | - | 0,9670** 0,0008 | 0,8850** 0,0781 | 0,4773** 0,0236 |
| **S&P-Meksika** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0442** 0,0196 | 0,1388** 0,0288 | - | - | - | - | 0,8551** 0,0507 | 0,9734** 0,0473 | 0,7753** 0,2661 |
| | **Meksika** | EGARCH (1,1)-std | 0,0022** 0,0014 | -0,0886** 0,0157 | - | - | - | - | 0,9930** 0,0001 | 0,0370** 0,0191 | - |
| **S&P-Peru** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0440** 0,0064 | 0,1386** 0,0106 | - | - | - | - | 0,8542** 0,0042 | 0,9774** 0,0013 | 0,7980** 0,1406 |
| | **Peru** | EGARCH(1,1)-std | 0,0069** 0,0023 | -0,0325** 0,0172 | - | - | - | - | 0,9882** 0,0002 | 0,0923** 0,0082 | - |

| | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **S&P-Çek Cum.** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0442** 0,0064 | 0,1371** 0,0106 | - | - | - | - | 0,8545** 0,0041 | 0,9777** 0,0013 | 0,8023** 0,1466 |
| | **Çek Cum.** | EGARCH(1,1)-std | 0,0008 0,0009 | 0,0008** 0,0009 | - | - | - | - | 0,9944** 0,0001 | 0,0367** 0,0124 | |
| **S&P-Yunanistan** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0431** 0,0063 | 0,1365** 0,0107 | - | - | - | - | 0,8542** 0,0047 | 0,9852** 0,0014 | 0,8419** 0,1313 |
| | **Yunanistan** | APARCH(1,1)-std | 0,0544** 0,0455 | 0,0919** 0,0347 | - | - | - | - | 0,9029** 0,0470 | 0,6258** 0,1249 | 0,6606** 0,1784 |
| **S&P-Macaristan** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0444** 0,0167 | 0,1386** 0,0240 | - | - | - | - | 0,8525** 0,0425 | 0,9692** 0,0375 | 0,8082** 0,2144 |
| | **Macaristan** | EGARCH(1,1)-std | 0,0228** 0,0034 | -0,0607** 0,0175 | - | - | - | - | 0,9639** 0,0003 | 0,0992** 0,0046 | - |
| **S&P-Rusya** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0445** 0,0081 | 0,1381** 0,0150 | - | - | - | - | 0,8535** 0,0160 | 0,9877** 0,0011 | 0,8169** 0,1532 |
| | **Rusya** | APARCH(1,1)-std | 0,0131** 0,0036 | 0,0485** 0,0094 | - | - | - | - | 0,9546** 0,0057 | 0,8130** 0,1555 | 0,8519** 0,3304 |
| **S&P-Türkiye** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0440** 0,0065 | 0,1375** 0,0107 | - | - | - | - | 0,8548** 0,0043 | 0,9841** 0,0013 | 0,8093** 0,1408 |
| | **Türkiye** | EGARCH(1,1)-std | 0,0335** 0,0029 | -0,0857** 0,0144 | - | - | - | - | 0,9739** 0,0004 | 0,0636** 0,0064 | - |
| **S&P-Bir.Arap. Emr.** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0444** 0,0174 | 0,1380** 0,0252 | - | - | - | - | 0,8541** 0,0447 | 0,9734** 0,0403 | 0,7956** 0,2326 |

| | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | **Bir. Arap Emr.** | GARCH(1,5)-ged | 0,5278** 0,1245 | 0,0288** 0,0230 | 0,1551** 0,0486 | 0,2403** 0,0772 | 0,2403** 0,0772 | 0,3124** 0,1072 | 0,0000** 0,1607 | - | - |
| **S&P-Hindistan** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0441** 0,0065 | 0,1381** 0,0106 | - | - | - | - | 0,8545** 0,0042 | 0,9804** 0,0013 | 0,7997** 0,1442 |
| | **Hindistan** | EGARCH(1,1)-sged | -0,0015 0,0021 | -0,0746** 0,0150 | - | - | - | - | 0,9881** 0,0009 | 0,0786** 0,0295 | - |
| **S&P-Endonezya** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0441** 0,0065 | 0,1380** 0,0105 | - | - | - | - | 0,8548** 0,0041 | 0,9791** 0,0013 | 0,7958** 0,1439 |
| | **Endonezya** | EGARCH(1,1)-ged | 0,0041** 0,0029 | -0,0501** 0,0154 | - | - | - | - | 0,9898** 0,0042 | 0,1136** 0,0507 | - |
| **S&P-Kore** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0447** 0,0067 | 0,1388** 0,0110 | - | - | - | - | 0,8519** 0,0047 | 0,9785** 0,0014 | 0,8220** 0,1430 |
| | **Kore** | EGARCH(1,1)-sged | 0,0022** 0,0020 | -0,0489** 0,0140 | - | - | - | - | 0,9768** 0,0005 | 0,0443** 0,0189 | - |
| **S&P-Malezya** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0441** 0,0065 | 0,1378** 0,0105 | - | - | - | - | 0,8550** 0,0042 | 0,9829** 0,0013 | 0,8003** 0,1428 |
| | **Malezya** | GARCH(1,1)-std | 0,0065** 0,0038 | 0,0818** 0,0229 | - | - | - | - | 0,9135** 0,0243 | - | - |
| **S&P-Filipinler** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0440* 0,0176 | 0,1380** 0,0257 | - | - | - | - | 0,8541** 0,0458 | 0,9699** 0,0417 | 0,7998** 0,2338 |
| | **Filipinler** | EGARCH(1,1)-std | -0,0007 0,0031 | -0,0643** 0,0153 | - | - | - | - | 0,9775** 0,0011 | 0,1036** 0,0296 | - |

| | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **S&P-Tayvan** | **S&P** | APARCH(1,1)-nig | 0,0442** 0,0065 | 0,1386** 0,0106 | - | - | - | - | 0,8539** 0,0042 | 0,9800** 0,0013 | 0,8010** 0,1436 |
| | **Tayvan** | EGARCH(1,1)-std | -0,0032** 0,0048 | -0,0526** 0,0247 | - | - | - | - | 0,9744** 0,0206 | 0,0709** 0,0226 | - |

Not: * $\alpha = 0{,}05$, ** $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyinde anlamlı katsayıları göstermektedir.

Daha sonra standartlaştırılmış kalıntılar kullanılarak ülkeler arasındaki zamana bağlı korelasyonlar DCC(1,1) modeli ile tahmin edilmiştir. Tablo 13'de tahmin sonuçları gözlemlenmektedir.

**Tablo 13: Dinamik Koşullu Korelasyon Model Tahminleri**

| | | a | b |
|---|---|---|---|
| **S&P500-Brezilya** | **Katsayı** | 0,0272 | 0,8951 |
| | **St.Hata** | 0,0147 | 0,0410 |
| | **t-İstatistiği** | 1,8546 | 21,8283 |
| | **Prob.** | 0,0637 | 0,0000 |
| **S&P500-Şili** | **Katsayı** | 0,0302 | 0,8361 |
| | **St.Hata** | 0,0179 | 0,0716 |
| | **t-İstatistiği** | 1,6894 | 11,6734 |
| | **Prob.** | 0,0911 | 0,0000 |
| **S&P500-Kolombiya** | **Katsayı** | 0,0321 | 0,9086 |
| | **St.Hata** | 0,0294 | 0,1165 |
| | **t-İstatistiği** | 1,0903 | 7,7996 |
| | **Prob.** | 0,2756 | 0,0000 |
| **S&P500-Meksika** | **Katsayı** | 0,0073 | 0,9742 |
| | **St.Hata** | 0,0082 | 0,0097 |
| | **t-İstatistiği** | 0,8919 | 100,7296 |
| | **Prob.** | 0,3725 | 0,0000 |
| **S&P500-Peru** | **Katsayı** | 0,0299 | 0,8742 |
| | **St.Hata** | 0,0140 | 0,0416 |
| | **t-İstatistiği** | 2,1271 | 21,0251 |
| | **Prob.** | 0,0334 | 0,0000 |
| **S&P500-Çek** | **Katsayı** | 0,0256 | 0,7884 |
| | **St.Hata** | 0,0177 | 0,1651 |
| | **t-İstatistiği** | 1,4444 | 4,7763 |
| | **Prob.** | 0,1486 | 0,0000 |
| **S&P500-Yunanistan** | **Katsayı** | 0,0285 | 0,8402 |
| | **St.Hata** | 0,0150 | 0,0985 |
| | **t-İstatistiği** | 1,9021 | 8,5300 |
| | **Prob.** | 0,0572 | 0,0000 |
| **S&P500-Macaristan** | **Katsayı** | 0,0338 | 0,8611 |
| | **St.Hata** | 0,0156 | 0,0752 |
| | **t-İstatistiği** | 2,1669 | 11,4572 |
| | **Prob.** | 0,0302 | 0,0000 |
| **S&P500-Rusya** | **Katsayı** | 0,0336 | 0,7352 |
| | **St.Hata** | 0,0220 | 0,1230 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| | **t-İstatistiği** | 1,5268 | 5,9748 |
| | **Prob.** | 0,1268 | 0,0000 |
| **S&P500-Türkiye** | **Katsayı** | 0,0000 | 0,8767 |
| | **St.Hata** | 0,0001 | 0,2110 |
| | **t-İstatistiği** | 0,0001 | 4,1558 |
| | **Prob.** | 0,9999 | 0,0000 |
| **S&P500-BAE** | **Katsayı** | 0,0000 | 0,9124 |
| | **St.Hata** | 0,0000 | 0,1760 |
| | **t-İstatistiği** | 0,0008 | 5,1833 |
| | **Prob.** | 0,9993 | 0,0000 |
| **S&P500-Hindistan** | **Katsayı** | 0,0068 | 0,9799 |
| | **St.Hata** | 0,0055 | 0,0070 |
| | **t-İstatistiği** | 1,2283 | 140,5397 |
| | **Prob.** | 0,2193 | 0,0000 |
| **S&P500-Endonezya** | **Katsayı** | 0,0067 | 0,9711 |
| | **St.Hata** | 0,0070 | 0,0264 |
| | **t-İstatistiği** | 0,9569 | 36,8416 |
| | **Prob.** | 0,3386 | 0,0000 |
| **S&P500-Kore** | **Katsayı** | 0,0027 | 0,9846 |
| | **St.Hata** | 0,0050 | 0,0069 |
| | **t-İstatistiği** | 0,5406 | 142,3252 |
| | **Prob.** | 0,5888 | 0,0000 |
| **S&P500-Malezya** | **Katsayı** | 0,0252 | 0,8775 |
| | **St.Hata** | 0,0141 | 0,0438 |
| | **t-İstatistiği** | 1,7888 | 20,0140 |
| | **Prob.** | 0,0736 | 0,0000 |
| **S&P500-Filipinler** | **Katsayı** | 0,0080 | 0,9585 |
| | **St.Hata** | 0,0114 | 0,0160 |
| | **t-İstatistiği** | 0,7067 | 60,0834 |
| | **Prob.** | 0,4798 | 0,0000 |
| **S&P500-Tayvan** | **Katsayı** | 0,0015 | 0,9859 |
| | **St.Hata** | 0,0046 | 0,0056 |
| | **t-İstatistiği** | 0,3171 | 175,2018 |
| | **Prob.** | 0,7512 | 0,0000 |

Tablo 13'de elde edilen DCC(1,1) model tahmini sonuçlarına göre, $a$ ve $b$ katsayı değerleri, modelin durağanlık koşulu olan $a + b < 1$ koşulunu sağlamaktadır. Buna bağlı olarak t-istatistik değerlerine göre, gelişmekte olan tüm ülkeler ile S&P500 endeksi arasında zamanla değişmekte olan bir korelasyon olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

S&P500 ve Brezilya arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, $a$ ve $b$ katsayı değerlerinden sadece $b$ katsayı değeri $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Brezilya arasındaki korelasyonun zamana bağlı olarak değişen dinamik bir yapıda olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayılar incelendiğinde, $a + b = 0{,}9223 < 1$ olması sebebi ile S&P500-Brezilya arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu söylenebilmektedir. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 10 gündür. Bu nedenle şokların korelasyonlar üzerinde kısa dönem kalıcılık gösterdiği söylenebilmektedir.

S&P500 ve Şili arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, $a$ ve $b$ katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Şili arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}8663 < 1$ olması sebebi ile S&P500-Şili arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 6 gündür.

S&P500 ve Kolombiya arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, $a$ ve $b$ katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Kolombiya arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}9407 < 1$ olması sebebi ile S&P500- Kolombiya arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu, fakat korelasyonların orta düzey kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 12 gündür.

S&P500 ve Meksika arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, $a$ ve $b$ katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık

düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Meksika arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, , $a + b = 0{,}9815 \cong 1$ olması sebebi ile S&P500-Meksika arasındaki korelasyonlar durağan ve şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 37 gün olduğu gözlemlenmektedir. Buna göre korelasyonların orta düzey kalıcılık gösterdiği söylenebilmektedir.

S&P500 ve Peru arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, $a$ ve $b$ katsayı değerleri incelendiğinde $a$ ve $b$ katsayı değeri $\alpha = 0{,}05$ anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Peru arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}9041<1$ olması sebebi ile S&P500-Peru arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 7 gündür.

S&P500 ve Çek arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, $a$ ve $b$ katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Çek arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}814 <1$ olması sebebi ile S&P500-Çek arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 7 gündür.

S&P500 ve Yunanistan arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece b katsayı değeri α=0,01 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Yunanistan arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır.

Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}8687 < 1$ olması sebebi ile S&P500-Yunanistan arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 5 gündür.

S&P500 ve Macaristan arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde $a$ ve $b$ katsayı değeri α=0,05 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Macaristan arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}8949 < 1$ olması sebebi ile S&P500-Macaristan arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 6 gündür

S&P500 ve Rusya arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri α=0,05 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Rusya arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}7688 < 1$ olması sebebi ile S&P500-Rusya arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 3 gündür.

S&P500 ve Türkiye arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri α=0,05 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Türkiye arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}8767 < 1$ olması sebebi ile S&P500-Türkiye arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık

göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 5 gündür.

S&P500 ve BAE arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri α=0,01 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-BAE arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b$ =0,9124 <1 olması sebebi ile S&P500-BAE arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 8 gündür.

S&P500 ve Hindistan arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri α=0,01 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Hindistan arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}9867 \cong 1$ olması sebebi ile S&P500-Hindistan arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 51 gündür.

S&P500 ve Endonezya arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri α=0,01 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Endonezya arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}9778 \cong 1$ olması sebebi ile S&P500-Endonezya arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların orta düzey kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 30 gündür.

S&P500 ve Kore arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri α=0,01 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Kore arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $0{,}9873 \cong 1$ olması sebebi ile S&P500-Kore arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 53 gündür.

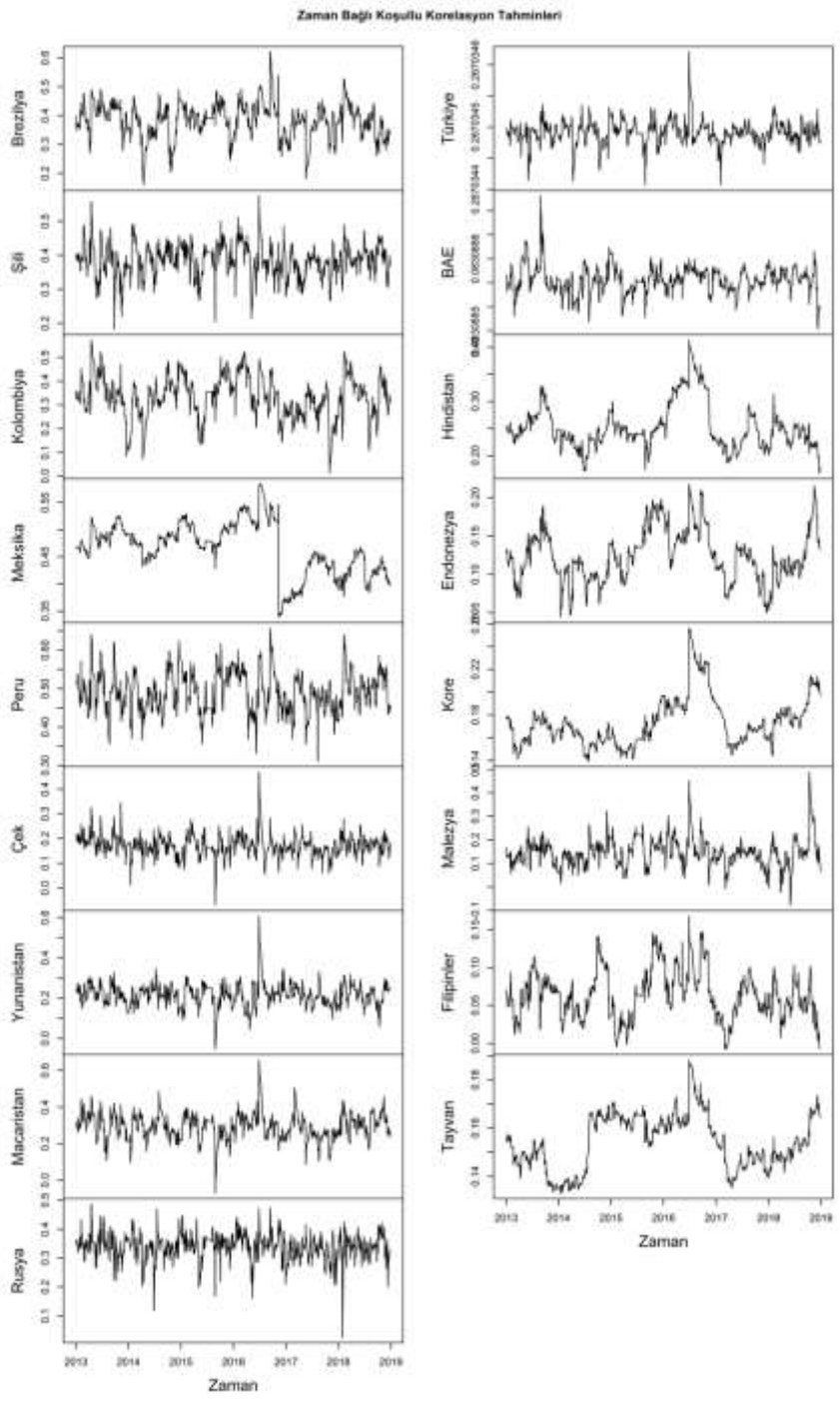
S&P500 ve Malezya arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri α=0,01 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Malezya arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}9027 < 1$ olması sebebi ile S&P500-Malezya arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 7 gündür.

S&P500 ve Filipinler arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri α=0,01 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Filipinler arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}9665 < 1$ olması sebebi ile S&P500-Filipinler arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların orta düzey kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 20 gündür.

S&P500 ve Tayvan arasındaki DCC(1,1) model tahmin sonuçlarına göre, a ve b katsayı değerleri incelendiğinde sadece $b$ katsayı değeri α=0,01 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Bu nedenle S&P500-Tayvan arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan

dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Katsayıları incelendiğinde, $a + b = 0{,}9874 \cong 1$ olması sebebi ile S&P500-Tayvan arasındaki korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. Şokların korelasyonlar üzerindeki etkisinin yarı ömrü yaklaşık 54 gündür.

Zamana bağlı olarak değişen koşullu korelasyon tahminlerine ait grafikler, Şekil 3'te yer almaktadır.




**Şekil 3: Dinamik Koşullu Korelasyon Tahminleri**

Dinamik koşullu korelasyon tahminlerine ait grafikler incelendiğinde, gelişmekte olan tüm ülkelere ait MSCI endeksleri ile S&P500 arasında zaman içinde oldukça oynak olduğu ve tüm ülkelerin Amerika ile her dönemde pozitif korelasyonlara sahip olduğu gözlemlenmektedir.

Dinamik koşullu korelasyon serilerine ait tanımlayıcı istatistikler Tablo 14'de yer almaktadır.

**Tablo 14: Dinamik Koşullu Korelasyon Serilerine ait Tanımlayıcı İstatistikler**

| | Min. | Maks. | Ortalama | Ortanca | St. Sapma | Çarpıklık | Basıklık |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Brezilya** | 0,1586 | 0,6212 | 0,3841 | 0,3888 | 0,0617 | -0,2483 | 1,0220 |
| **Şili** | 0,1825 | 0,5744 | 0,3850 | 0,3868 | 0,0486 | -0,2395 | 0,9776 |
| **Kolombiya** | 0,0119 | 0,5737 | 0,3338 | 0,3358 | 0,0877 | -0,3092 | 0,2081 |
| **Meksika** | 0,3388 | 0,5842 | 0,4662 | 0,4704 | 0,0483 | -0,2704 | -0,3280 |
| **Peru** | 0,3110 | 0,6576 | 0,4933 | 0,4926 | 0,0524 | 0,0904 | 0,0859 |
| **Çek Cum.** | -0,0701 | 0,4693 | 0,1719 | 0,1702 | 0,0440 | 0,6359 | 5,8413 |
| **Yunanistan** | -0,0545 | 0,6078 | 0,2168 | 0,2169 | 0,0554 | 0,5352 | 6,4368 |
| **Macaristan** | -0,0716 | 0,6570 | 0,2959 | 0,2978 | 0,0718 | 0,0469 | 2,4266 |
| **Rusya** | 0,0249 | 0,4870 | 0,3386 | 0,3422 | 0,0458 | -0,9200 | 4,0544 |
| **Türkiye** | 0,2670 | 0,2670 | 0,2670 | 0,2670 | 0,0000 | 0,0253 | 4,8863 |
| **BAE** | 0,0831 | 0,0831 | 0,0831 | 0,0831 | 0,0000 | 0,3624 | 3,4397 |
| **Hindistan** | 0,1673 | 0,4133 | 0,2526 | 0,2434 | 0,0429 | 1,1159 | 1,0502 |
| **Endonezya** | 0,0441 | 0,2176 | 0,1239 | 0,1192 | 0,0348 | 0,3116 | -0,3504 |
| **Kore** | 0,1393 | 0,2564 | 0,1739 | 0,1698 | 0,0215 | 1,2030 | 1,5562 |
| **Malezya** | -0,0781 | 0,4888 | 0,1463 | 0,1442 | 0,0606 | 0,9129 | 3,9610 |
| **Filipinler** | -0,0078 | 0,1680 | 0,0643 | 0,0630 | 0,0326 | 0,2862 | -0,2512 |
| **Tayvan** | 0,1328 | 0,1882 | 0,1538 | 0,1530 | 0,0114 | 0,1911 | -0,5592 |

Dinamik koşullu korelasyon serilerine ait tanımlayıcı istatistiklere göre korelasyonlar aşağıdaki şekilde yorumlanmaktadır.

Brezilya ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminlerine göre incelenen dönemde korelasyon ortalama %38,40 olarak seyretmiştir. En yüksek %62,12 ve en düşük ise %15,86 olarak tahmin edilmiştir.

Şili ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %38,50 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %57,44 iken en düşük korelasyon %18,25 olarak tahmin edilmiştir.

Kolombiya ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %33,38 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %57,37 iken en düşük korelasyon %1,19 olarak tahmin edilmiştir.

Meksika ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %46,62 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %58,42 iken en düşük korelasyon %33,88 olarak tahmin edilmiştir.

Peru ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %49,33 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %65,76 iken en düşük korelasyon %31,10 olarak tahmin edilmiştir.

Çek Cum. ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %17,19 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %46,93 iken en düşük korelasyon −%7,01 olarak tahmin edilmiştir.

Yunanistan ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %21,68 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %60,78 iken en düşük korelasyon −%5,45 olarak tahmin edilmiştir.

Macaristan ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %29,59 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %65,70 iken en düşük korelasyon −%7,16 olarak tahmin edilmiştir.

Rusya ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %33,86 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %48,70 iken en düşük korelasyon %2,49 olarak tahmin edilmiştir.

Türkiye ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %26,70345 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %26,70346 iken en düşük korelasyon %26,70344 olarak tahmin edilmiştir.

BAE ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %8,310888 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %8,310885 iken en düşük korelasyon %8,310884 olarak tahmin edilmiştir.

Hindistan ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %25,26 seviyesinde olduğu

gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %41,33 iken en düşük korelasyon %16,73 olarak tahmin edilmiştir.

Endonezya ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %12,39 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %21,76 iken en düşük korelasyon %4,41 olarak tahmin edilmiştir.

Kore ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %17,39 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %25,64 iken en düşük korelasyon %13,93 olarak tahmin edilmiştir.

Malezya ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %14,63 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %48,88 iken en düşük korelasyon −%7,81 olarak tahmin edilmiştir.

Filipinler ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %6,43 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %16,80 iken en düşük korelasyon −%0,78 olarak tahmin edilmiştir.

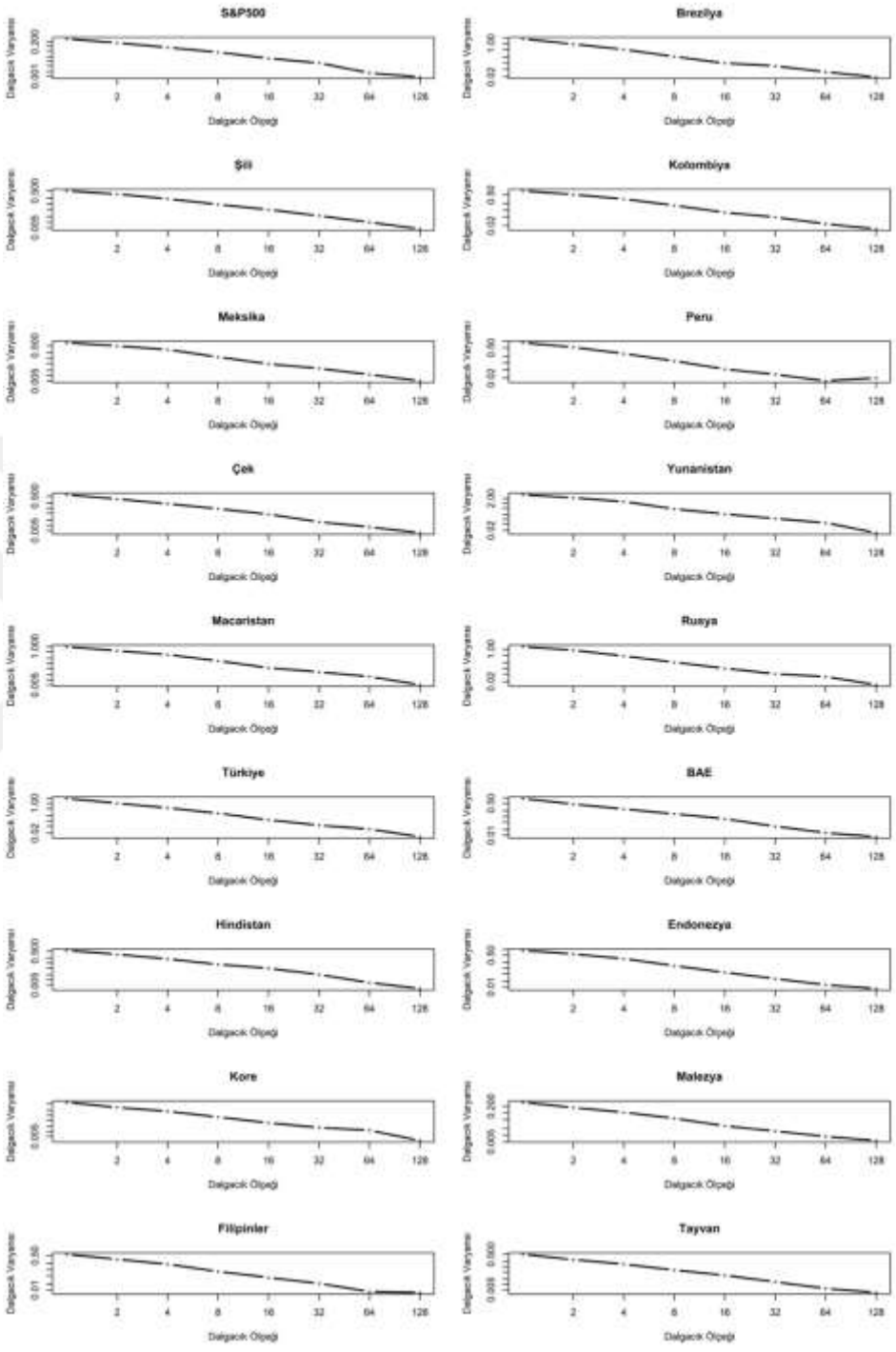
Tayvan ve S&P500'e ait zamana bağlı dinamik koşullu korelasyon tahminleri incelendiğinde, korelasyonların ortalamada %15,38 seviyesinde olduğu gözlemlenmektedir. En yüksek korelasyon %18,82 iken en düşük korelasyon %13,28 olarak tahmin edilmiştir.

## 5.3. Wavelet Analizi

Çalışmanın bu bölümünde gelişmekte olan ülkeler ile Amerika piyasa endeksi arasındaki çapraz korelasyonlar Wavelet analizi ile incelenmektedir. Bölüm 5.1'de belirtilen ülkeler ile S&P500 arasındaki varyans, korelasyon ve çapraz korelasyon MODWT (Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform) uygulanarak analiz edilmektedir. Bu analizde wavelet filtresi olarak Daubechies 4 (d4) kullanılmıştır. Wavelet filtre katsayıları, $w_1, w_2, w_3, w_4$ ölçekleme faktörü $v_1$ olarak belirlenmiş ve $J = 8$ seçilmiştir. Ölçekler $\lambda_j = 1 \cdots 8$ belirlenerek periyodlar sırasıyla 0-2 gün, 2-4 gün, 4-8 gün, 8-16 gün, 16-32 gün, 32-64 gün (1 aydan, 3 aya kadar), 64-128 gün (3 aydan, 6 aya kadar) 128-256 gün (6 aydan, 1 yıla kadar) şeklinde ele alınmıştır.

Çalışmada ilk olarak, her bir $\lambda_j$ ölçeği için wavelet varyans sonuçları elde edilmiş ve varyanslardaki uzun dönem hafıza tespit edilmeye çalışılmıştır.

Şekil 4 her bir ölçeğe göre elde edilmiş wavelet varyanslarının log-log grafiklerini göstermektedir.




**Şekil 4: Getirilere ait Wavelet Varyans log-log Grafikleri**

Şekil 4'e göre wavelet varyansı tüm MSCI endekslerinde uzun dönemde azalan bir eğim sergilemektedir. İncelenen dönem içinde en yüksek oynaklık Yunanistan'da, en düşük oynaklık ise Kore'de gözlemlenmektedir. Ek olarak, S&P500 endeksine ait wavelet varyans grafiği incelendiğinde ise negatif bir eğim gözlemlenmektedir.

Uzun hafıza özelliği hidroloji, türbülans, biyoloji vb. alanlarda uzun zamandır kabul edilmektedir. Finans alanında uygulamaları da son yıllarda hız kazanmıştır. Uzun dönem hafıza, durağan süreçlerin otokorelasyon fonksiyonunun yavaş güç-kanunu ile azalma sergilemesi olarak tanımlanmaktadır.

Wavelet analizinin bir önemli özelliği serilerdeki uzun dönem hafıza ile ilişkilendirilebilmesidir. Diğer bir deyişle, uzun dönem hafızanın göstergesi olan Hurst üssü, wavelet analizi yardımı ile tahmin edilebilmektedir.

Bizde bu çalışmada varyanslardaki uzun hafıza özelliğini tespit etmek amacıyla Hurst üstlerini tahmin ettik. Hurst üssü temelde, wavelet varyansları ve ölçek endeksi, $j = 1 \cdots 8$ arasındaki log-lineer ilişki kullanılarak tahmin edilebilmektedir. Hurst üssü $H = \frac{\beta}{2} + 1$ olarak tanımlanmaktadır ve $\beta$ katsayısı (68)'de verilen regresyon çizgisinin eğim katsayısıdır. [111]

[111]Patrice Abry-Paulo Gonçalvés-Patrick Flaundrin, "Wavelet Spectrum Estimation and 1/f processes", *Lecture Notes in Statistics*, 1995, 103, 15-30, Patrice Abry-Darryl Veitch, "Wavelet Analysis of Long-Range-Dependent Traffic", *IEEE Transactions on Information Theory*,1996, 44(1), s. 2–15, Mark J. Jensen, "Using Wavelets to Obtain A Consistent Ordinary Least Squares Estimator of the Long-Memory Parameter", *Journal of Forecasting*, 1999, 18(1), s.17-32.

$$\ln \tilde{\sigma}_X^2(\lambda_j) = \alpha + \beta \cdot j \qquad (68)$$

$H = 0$ olarak elde edilmiş ise süreç bir beyaz gürültü süreci, $-0{,}5 \leq H < 0$ ise süreç, kısa hafızalı durağan bir süreç olarak tespit edilmektedir. Ek olarak, eğer $0 < H \leq 0{,}5$ ise uzun hafızalı durağan bir süreç ve $0{,}5 \leq H$ ise süreç durağan olmayan uzun hafızalı bir süreç olarak tanımlanmaktadır.

Tablo 15'te (68)'de verilen regresyon modeline ait katsayı tahminleri ve Hurst üssü tahminleri sunulmuştur.

**Tablo 15: Wavelet Analizine ait Regresyon Tahminleri**

| | $\hat{\alpha}$ $(s, h,)$ | $\hat{\beta}$ $(s, h,)$ | $H$ |
|---|---|---|---|
| **S&P500** | -0,0013618 (0,2061594) | -0,8644845* (0,0408256) | 0,567758 |
| **Brezilya** | 1,192844 (0,100117) | -0,651128* (0,019826) | 0,674436 |
| **Şili** | 0,28008 (0,12766) | -0,69298* (0,02528) | 0,653511 |
| **Kolombiya** | 0,485601 (0,083781) | -0,592553* (0,016591) | 0,703723 |
| **Meksika** | 0,689086 (0,140273) | -0,734887* (0,027778) | 0,632557 |
| **Peru** | 0,434021 (0,267141) | -0,618384 (0,052902) | 0,690808 |
| **Çek** | 0,429321 (0,108359) | -0,74365* (0,021458) | 0,628175 |
| **Yunanistan** | 2,29565 (0,200739) | -0,770098* (0,039752) | 0,614951 |
| **Macaristan** | 0,93211 (0,13124) | -0,74889* (0,02599) | 0,625556 |
| **Rusya** | 1,12198 | -0,66513* | 0,667433 |

| | | | |
|---|---|---|---|
| | (0,10317) | (0,02043) | |
| **Türkiye** | 1,451025<br>(0,086447) | -0,712043*<br>(0,017119) | 0,643979 |
| **BAE** | 0,64629<br>(0,094202) | -0,682885*<br>(0,018655) | 0,658558 |
| **Hindistan** | 0,398426<br>(0,170419) | -0,745877*<br>(0,033748) | 0,627062 |
| **Endonezya** | 0,79872<br>(0,12039) | -0,71754*<br>(0,02384) | 0,64123 |
| **Kore** | 0,355749<br>(0,172678) | -0,736566*<br>(0,034195) | 0,631717 |
| **Malezya** | -0,596764<br>(0,075053) | -0,584934*<br>(0,014863) | 0,707533 |
| **Filipinler** | 0,18154<br>(0,138693) | -0,665313*<br>(0,027465) | 0,667344 |
| **Tayvan** | 0,116885<br>(0,077471) | -0,729448*<br>(0,015342) | 0,635276 |

Not: * $\alpha = 0{,}05$, ** $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyinde anlamlı katsayıları göstermektedir.

Tablo 15'de verilen regresyon tahminleri incelendiğinde, $\hat{\beta}$ katsayı tahminlerinin tüm seriler için 0,05 düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir.

Diğer taraftan, Hurst üssü tahminleri ise bütün ülkeler için 0,5'ten büyük olarak gözlemlenmiştir. Bu sonuç ele alınan bütün serilerin varyanslarının durağan olmadığı ve uzun hafıza gösterdiğinin bir göstergesidir.

Çalışmanın sonraki aşamasında bir ölçekten bir diğer ölçeğe doğru gelişmekte olan ülkeler ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyonlar gözlemlenmiştir. Wavelet korelasyonları, her bir $\lambda_j$ ölçeği için $x_{1,t}$ ve $x_{2,t}$ wavelet varyansları ile bağlantılı olarak $\sigma_1^2(\pi_j)$ ve $\sigma_2^2(\pi_j)$ ile tanımlanarak incelenmiştir.

MSCI endekslerine ait wavelet çapraz korelasyon grafikleri ekler olarak bölüm sonunda yer almaktadır.

Ek 1'de MSCI Brezilya endeksi ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 5 incelendiğinde, Brezilya ve S&P500 arasındaki ilişkinin 1-4 seviyelerinde sıfır çevresinde simetrik olarak hareket ettiği gözlemlenmektedir. Sadece az sayıda gecikmelerde güçlü korelasyonlar göstermesi dışında Seviye 1-5 genellikle sıfır çevresinde hareket etmektedir. Seviye 6 (32-64 gün)'da ilişkinin sıfır çevresinde yakın gecikmeler için güçlü ve pozitif iken, daha uzun gecikmeler için negatif korelasyonların varlığı tespit edilmektedir. Seviye 7 (64-128 gün)'de önemli bir ilişki bulunmamakta, ancak Seviye 8 (128-256 gün)'de yani bir yıl gibi uzun dönemlerde entegrasyonun arttığı ve korelasyonların 0,70 civarında olduğu gözlemlenmiştir.

Ek 2'de MSCI Şili endeksi ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 6 incelendiğinde, Şili ve S&P500 arasındaki ilişki Seviye 1-4 arasında sıfır çevresinde simetriktir. Genel olarak Seviye 1-7'de maksimum çapraz korelasyonlar 0,5 etrafında çevrelenmektedir. Seviye 8 (128-256)'de pozitif çapraz korelasyonlar yani uzun dönemde entegrasyonun arttığı ve en yüksek 0,63 civarında olduğu gözlemlenmiştir.

Ek 3'de MSCI Kolombiya endeksi ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 7 incelendiğinde, Kolombiya ve S&P500 arasındaki ilişki seviye 1-4 arasında sıfır çevresinde simetrik olarak gözlemlenmiştir. Sadece az sayıda gecikmelerde güçlü korelasyonlar göstermesi dışında Seviye 6-7 (64-128, 128-256)'ye ait çapraz korelasyonlarda önemli bir ilişki olmadığı gözlemlenmiştir. Seviye 8 (128-256 gün) pozitif çapraz korelasyonların en yüksek 0,43 civarında olduğu gözlemlenmiştir.

Ek 4'de MSCI Meksika endeksi ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 8 incelendiğinde, Meksika ve S&P500 arasındaki ilişki seviye 1-4 arasında sıfır çevresinde simetrik olarak

gözlemlenmiştir. Seviye 1-5 arasında kısa dönemde seriler arasında güçlü bir ilişki vardır. Seviye 6'da ilişkinin kısa dönemde korelasyonların güçlü pozitif ve daha uzun gecikmeler için negatif olduğu gözlemlenmiştir. Seviye 7-8 (64-128, 128-256 gün)'de piyasalar arası güçlü bir entegrasyonun olmadığı görülmektedir.

Ek 5'de MSCI Peru endeksi ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 9 incelendiğinde, Peru ve S&P500 arasındaki ilişki seviye 1-4 arasında, sıfır çerçevesinde simetrik olarak gözlemlenmektedir. Seviye 1-5 arasında kısa dönemde güçlü bir ilişki olduğu gözlemlenmektedir. Seviye 6 (32-64 gün)'da ilişkinin sıfır çevresinde yakın gecikmeler için güçlü pozitif olduğu ve daha uzun gecikmeler için negatif korelasyonların varlığı gözlemlenmiştir. Seviye 7 (64-128 gün)'ye ait çapraz korelasyonlarda önemli bir ilişki olmadığı görülmektedir. Seviye 8 (128-256 gün)'de ilişkinin arttığı ve en yüksek 0,77 civarında olduğu gözlemlenmiştir.

Ek 6'da MSCI Çek Cum. endeksi ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 10 incelendiğinde, Çek Cumhuriyeti ve S&P500 arasındaki ilişki seviye 1-4 arasında, sıfır çerçevesinde simetrik olarak gözlemlenmiştir. Seviye 5-6 (16-32, 32-64 gün)'da sıfır çevresinde önemli ve güçlü bir ilişkinin olmadığı gözlemlenmektedir. Seviye 7-8 (64-128, 128-256 gün)'de yani uzun dönemde endeksler arası entegrasyonun olmadığı görülmektedir.

Ek 7'ye göre MSCI Yunanistan endeksi ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 11 incelendiğinde, Yunanistan ve S&P500 arasındaki ilişki seviye 1-4 arasında, sıfır çerçevesinde simetrik olarak gözlemlenmiştir. Seviye 1-7'de ilişki maksimum 0,5 etrafında gözlemlenmiştir. Seviye 8 (128-256 gün)'de ilişkinin uzun dönemde negatif olduğu ve endeksler arası entegrasyonun olmadığı gözlemlenmiştir.

Ek 8'e göre MSCI Macaristan endeksi ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 12 incelendiğinde, Macaristan ve S&P500 arasındaki ilişki Seviye 1-4 arasında, sıfır çerçevesinde simetrik olarak gözlemlenmiştir. Seviye 5 sıfır etrafında çevrelenmekte ve güçlü bir ilişki olmadığı gözlemlenmektedir. Seviye 6-8'de ilişkinin uzun dönemde negatif olduğu ve endeksler arası entegrasyonun olmadığı gözlemlenmiştir.

Ek 9'a göre MSCI Rusya endeksi ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 13 incelendiğinde, Rusya ve S&P500 arasındaki ilişki seviye 1-3 arasında, sıfır çerçevesinde simetrik olarak gözlemlenmiştir. Seviye 1-5'de ilişki maksimum 0,5 etrafında gözlemlenmiştir. Seviye 6 (32-64 gün)'da ilişkinin sıfır çevresinde yakın gecikmeler için güçlü ve pozitif korelasyonlar gözlemlenmekte iken daha uzun gecikmeler için ise negatif korelasyonların olduğu gözlemlenmektedir. Seviye 7 (64-128)'de ilişki uzun dönemde pozitif iken seviye 8 (128-256)'de uzun dönemde negatif bir ilişkinin varlığqı söz konusu olmaktadır.

Ek10'a göre MSCI Türkiye ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 14 incelendiğinde, Türkiye ve S&P500 arasındaki ilişki seviye 1-4 arasında, sıfır çerçevesinde simetrik olarak gözlemlenmiştir. Seviye 1-5 sıfır etrafında, güçlü çapraz korelasyonların olduğu görülmüştür. Seviye 6 (32-64 gün)'da ilişkinin sıfır çevresinde güçlü ve uzun dönemde negatif korelasyonların olduğu gözlemlenmiştir. Seviye 7-8 (64-128, 128-256)'de aralıkların (0,4-0,5) etrafında olduğu ve çapraz korelasyonlara ait önemli bir ilişki bulunmadığı sonucuna ulaşılmıştır.

Ekler 11'e göre MSCI BAE ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 15 incelendiğinde, BAE ve S&P500 arasındaki ilişki seviye 1-4 arasında, sıfır çerçevesinde simetrik olarak gözlemlenmektedir. Seviye 5-6 (8-16, 16-32 gün)'da çapraz korelasyonlara ait ilişkinin önemli olmadığı ve uzun dönemde negatif çapraz korelasyonların olduğu belirlenmiştir.

Seviye 7-8 (64-128, 128-256 gün)'de ilişkinin sıfır çerçevesinde gözlemlendiği ve endeksler arası entegrasyonun olmadığı gözlemlenmiştir.

Ek12'ye göre MSCI Hindistan ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 16 incelendiğinde, Hindistan ve S&P500 arasındaki ilişki seviye 1-4 için sıfır çerçevesinde simetrik olarak gözlemlenmektedir. Seviye 5-6 (8-16, 16-32 gün)'da çapraz korelasyonlara ait ilişkinin önemli olmadığı ve uzun dönemde negatif çapraz korelasyonların olduğu belirlenmiştir. Seviye 7'de ilişkinin önemli ve güçlü olmadığı görülmüştür. Seviye 8 (128-256 gün)'de ilişkinin pozitif olduğu ve en yüksek 0,53 civarında olduğu gözlemlenmiştir.

Ek 13'e göre MSCI Endonezya ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 17 incelendiğinde, Endonezya ve S&P500 arasındaki ilişki incelenen dönem içinde Seviye 1-4 için sıfır çevresinde dalgalanmakta ve önemli bir ilişkinin olmadığı görülmektedir. Seviye 5-6 (16-32, 32-64 gün)'da çapraz korelasyonlara ait ilişkinin önemli olmadığı ve uzun dönemde negatif çapraz korelasyonların olduğu belirlenmiştir. Seviye 7 (64-128 gün)'de ilişkinin uzun dönemde negatif ve önemli olmadığı, Seviye 8 (128-256 gün)'de ise çapraz korelasyonlara ait ilişkinin uzun dönemde pozitif olduğu ve en yüksek 0.58 civarında olduğu gözlemlenmiştir.

Ek 14'e göre MSCI Kore ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 18 incelendiğinde, Kore ve S&P500 arasındaki ilişki incelenen dönem içinde Seviye 1-4 için sıfır çevresinde dalgalanmakta ve önemli bir ilişkinin olmadığı görülmektedir. Seviye 5-6 (16-32, 32-64 gün)'da çapraz korelasyonlara ait ilişkinin önemli olmadığı gözlemlenmiştir. Seviye 7-8 (64-128, 128-256 gün)'de çapraz korelasyonlara ait ilişkinin önemli olmadığı ve uzun dönemde pozitif bir eğilim sergilediği gözlemlenmiştir.

Ek 15'e göre MSCI Malezya ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 19 incelendiğinde, Malezya ve S&P500

arasındaki ilişki incelenen dönem içinde Seviye 1-4 için sıfır çevresinde dalgalanmakta ve önemli bir ilişkinin olmadığı görülmektedir. Seviye 5-6 (8-16, 16-32 gün)'da çapraz korelasyonlara ait ilişkinin önemli olmadığı ve uzun dönemde negatif çapraz korelasyonların olduğu belirlenmiştir. Seviye 7 (64-128 gün)'de ilişkinin sıfır çevresinde olduğu, ancak çapraz korelasyonlara ait ilişkinin uzun dönemde negatif ve önemli olmadığı gözlemlenmiştir. Seviye 8 (128-256)'da çapraz korelasyonlara ait ilişkinin uzun dönemde ilişkinin pozitif olduğu ve en yüksek 0.48 civarında olduğu gözlemlenmiştir.

Ek 16'ya göre MSCI Filipinler ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 20 incelendiğinde, Filipinler ve S&P500 arasındaki ilişki incelenen dönem içinde tüm Seviye1-4 için simetrik olarak gözlemlenmiştir. Seviye 1-4 arasındaki ilişki sıfır çevresinde dalgalanmakta ve önemli bir ilişkinin olmadığı görülmektedir. Seviye 5-6 (8-16, 16-32 gün)'da çapraz korelasyonlara ait ilişkinin önemli olmadığı ve uzun dönemde negatif bir seyir izlediği gözlemlenmiştir. Seviye 7 (64-128)'de ilişkinin önemli olmadığı, Seviye 8 (128-256 gün)'de ilişkinin uzun dönemde pozitif bir seyir izlediği gözlemlenmiştir.

Ek17'ye göre MSCI Tayvan ile S&P500 endeks getirileri arasındaki wavelet çapraz korelasyon grafiği verilmiştir. Şekil 21 incelendiğinde, Filipinler ve S&P500 arasındaki ilişki Seviye1-4 için simetrik olarak gözlemlenmiştir. Seviye 1-2 (0-2, 0-4 gün)'de arasındaki ilişki sıfır çevresinde dalgalanmakta ve önemli bir ilişkinin olmadığı görülmektedir. Seviye 3-4 (4-8, 8-16 gün)'de ilişkinin 0,5 etrafında dalgalandığı ve ilişkinin önemli olduğu gözlemlenmiştir. Seviye 5-6 (8-16, 16-32 gün)'da çapraz korelasyonlara ait ilişkinin önemli olmadığı ve uzun dönemde negatif bir seyir izlediği gözlemlenmiştir. Seviye 7 (64-128 gün)'de ilişki sıfır çevresinde gözlemlenmiş ancak uzun dönemde negatif bir seyir izlemiştir. Seviye 8 (128-256 gün)'de çapraz korelasyonlara ait ilişkinin pozitif olduğu ve en yüksek 0,81 civarında olduğu gözlemlenmiştir.

# SONUÇ

Küreselleşmenin artması ile birlikte ülkeler arasındaki etkileşim, finansal piyasalar arasındaki gelişimin en önemli belirleyicilerinden biri olmuştur. Finansal küreselleşmedeki bu artış ile birlikte ülkelere ait sermayeler uluslararası piyasalarda dolaşıma açılmaya başlamış ve bununla birlikte piyasa etkinlikleri önemli boyutlara ulaşmıştır. Bu sebeple, küresel yatırımcılar için finansal piyasalar arasındaki ilişkiyi belirlemek, etkileşimden meydana gelebilecek olumsuz etkileri analiz etmek ve önlem almak küresel yatırımcılar için önem arz etmektedir.

Etkileşimin olumsuz yönlerinden biri, ülkelerin ekonomilerinde meydana gelen dalgalanmaların diğer ülkelerin piyasalarına olan etkisidir. Dalgalanmaların artması ile birlikte, ülkelerin elde ettikleri getiri oranı azalmakta ve yatırımcının kaynakları olumsuz etkilenmektedir. Bu yüzden yatırımcılar riskin daha yüksek olduğu, gelişmekte olan ülkelerin piyasalarına yatırım yaparken ülkenin ekonomik durumu ve finansal piyasalar arasındaki etkileşimini dikkate alarak değerlendirmede bulunmalıdır.

Yatırımcılar oluşabilecek herhangi riske ve krize karşı önlem almak ve performansını ölçmek amacıyla gösterge endekslerine başvurmaktadır. MSCI (Morgan Stanley Capital International) endeksleri olarak adlandırılan bu endeksler, yatırımcıya uluslararası piyasalarda, ülkelerin ve yatırım yapılacak alanda ki pazarların borsadaki performanslarını izleme ve analiz etme fırsatı sunmaktadır.

Literatür çalışmaları incelendiğinde, DCC-GARCH ve Wavelet Analizini içeren birçok çalışma yer almaktadır. Bu çalışmalar, ülkeler arasındaki korelasyonu belirlemek, ülkelerin oynaklıklarını ortaya koymak ve ileriye yönelik risk tahminlerinde bulunmaları açısından literatüre katkı sağlamaktadır. Bu tez iki bağlamda literatüre katkı sağlamaktadır: Birincisi gelişmekte olan ülkelerin hangi dönemlerde yatırımcılara

getiri sağladığını, hangi dönemlerde yüksek riskler içerdiğini belirleyerek yatırımcıya öngörü performansı sunmaktadır. İkincisi gelişmiş olan Amerika piyasası ile gelişmekte olan ülkelerin piyasaları arasındaki etkileşimi belirlemede önem arz etmektedir.

Çalışma, bu bağlamda ülkeler arasındaki ilişkiyi belirlemek amacıyla iki tane önemli analiz uygulamaktadır. Gelişmekte olan ülkelere ait MSCI endeksleri ile gelişmiş bir piyasa olan Amerika piyasa endeksine ait olan S&P500 endeksi ele alınarak ülkeler arasındaki çapraz korelasyon incelenmektedir. S&P500 ve gelişmekte olan ülkeler arasındaki çapraz korelasyonlar DCC-GARCH ve Wavelet Analizi ile analiz edilmiştir. Çalışmada ilişkilerin belirlenebilmesi için 01.01.2013-01.01.2019 dönemlerini içeren günlük fiyat serileri kullanılarak logaritmik getiri serileri hesaplanmıştır.

Çalışmada ilk olarak, durağanlığı test etmek amacıyla ADF ve PP birim kök testleri incelenerek serilerin seviyesinde durağan olduğu tespit edilmiştir. Çalışmada ele alınmakta olan DCC-GARCH analizi üç aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamaya göre, VAR (Vektör Otoregresif Modeller) yöntemi uygulanarak seriler doğrusal ilişkiden arındırılmıştır. İkinci aşamaya göre, seri varyanslarının otoregresif yapısı tek değişkenli GARCH ve türevleri ile modellenmiştir. VAR(1) modeli ile birlikte tek değişkenli koşullu varyans yapısını tahmin etmek amacıyla GARCH(q,p), EGARCH(q,p), APARCH(q,p) tek değişkenli modelleri kullanılarak tahmin edilmiştir. Tek değişkenli modellere sekiz ayrı dağılım kullanılarak 120 model arasından AIC ve BIC kriterine göre en iyi modeller seçilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, ülkelerin piyasalarında meydana gelmekte olan şoklar gelişmekte olan ülkelerin piyasalarında meydana gelen dalgalanmalar uzun dönem kalıcılık göstermektedir. Tek değişkenli modellerden elde edilen standart kalıntılardan hareketle çok değişkenli model olan DCC elde edilmektedir. Zamanla değişmekte olan koşullu korelasyonlara göre, gelişmekte olan ülkeler ile S&P500 endeksi arasında zamanla değişmekte olan bir korelasyon olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Analizin diğer kısmında Wavelet Analizi kullanılarak, MSCI

gelişmekte olan ülkelere ait endeksler ile S&P500 arasındaki varyans, korelasyon ve çapraz korelasyon MODWT (Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform) uygulanarak analiz edilmektedir.

Sonuç olarak DCC-GARCH analizine göre, S&P500-Brezilya arasındaki korelasyonun zamana bağlı olarak değişen dinamik bir yapıda olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Şili arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca, katsayılar incelendiğinde korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Kolombiya arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Meksika arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Peru arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Çek arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayılar incelendiğinde, korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Yunanistan arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayılar incelendiğinde, korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Macaristan arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna

varılmaktadır. Ayrıca katsayılar incelendiğinde, korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Rusya arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayılar incelendiğinde, korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Türkiye arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayılar incelendiğinde, korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-BAE arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Hindistan arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Endonezya arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Kore arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Malezya arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Filipinler arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır. S&P500-Tayvan arasında zamana bağlı olarak değişmekte olan

dinamik bir koşullu korelasyon olduğu sonucuna varılmaktadır. Ayrıca katsayıların 1'e yakın olması sebebi ile korelasyonun durağanlığı koruduğu ve korelasyonların uzun dönem kalıcılık gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır.

Çalışmada ikinci olarak, gelişmekte olan ülkeler ve Amerika arasındaki çapraz korelasyonlar Wavelet Analizi ile incelenmektedir. Wavelet Analizi uygulanırken, MODWT kullanılmış ve wavelet filtresi olarak da Daubechies (d4) tercih edilmiştir. İlk olarak, wavelet varyansı sonuçları elde edilmiş ve varyanslardaki uzun dönem hafıza tespit edilmeye çalışılmıştır. Wavelet varyanslarının log-log grafikleri incelendiğinde, tüm MSCI endekslerinde uzun dönemde azalan bir eğim sergilediği gözlemlenmektedir. İncelenen dönem içinde en yüksek oynaklık Yunanistan'da, en düşük oynaklık ise Kore'de gözlemlenmektedir. S&P500 endeksine ait log-log grafiği incelendiğinde ise negatif bir eğim sergilediği gözlemlenmiştir. Daha sonra serilerin varyanslarındaki uzun hafıza, Hurst üssü elde edilerek analiz edilmektedir. Elde edilen bulgulara göre tüm seriler için Hurst üssü 0,5'ten büyük olması dolayısı ile varyansların durağan olmayan uzun hafızalı süreçler olduğu tespit edilmektedir. Çalışmada Wavelet Analizine ait regresyon katsayıları incelendiğinde, tüm serilere ait katsayıların anlamlı olduğu görülmektedir.

MSCI endekslerine ait wavelet çapraz korelasyonlara göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik, önemli ve güçlü olduğu belirlenmiştir. Uzun dönemde zayıf çapraz korelasyonların olduğu, ilişkinin negatif ve önemli olmadığı gözlemlenmiştir. Uzun dönemde, Brezilya, Şili, Peru ve Tayvan'ın S&P500 ile arasındaki entegrasyon artmakta ve önemli bir ilişki olduğu gözlemlenmektedir.

Brezilya ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde hareket ettiği ancak uzun dönemde endeksler arası entegrasyonun arttığı gözlemlenmiştir. Şili ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde hareket

ettiği ancak uzun dönemde endeksler arası entegrasyonun arttığı gözlemlenmiştir. Kolombiya ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde hareket ettiği, uzun dönemde pozitif çapraz korelasyonların olduğu gözlemlenmiştir. Meksika ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve güçlü olduğu ancak uzun dönemde endeksler arasında güçlü bir entegrasyonun olmadığı gözlemlenmiştir. Çek ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde hareket ettiği, uzun dönemde de endeksler arası entegrasyonun güçlü olmadığı gözlemlenmiştir. Yunanistan ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde hareket ettiği, uzun dönemde de endeksler arasında ntegrasyonun negatif ve güçlü olmadığı gözlemlenmiştir. Macaristan ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde hareket ettiği, uzun dönemde de endeksler arasında entegrasyonun negatif ve güçlü olmadığı gözlemlenmiştir. Rusya ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde hareket ettiği, uzun dönemde de ilişkinin önemli olmadığı ve negatif bir ilişkinin varlığından söz edilmektedir. Türkiye ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde güçlü korelasyonların olduğu ancak uzun dönemde negatif çapraz korelasyonların olduğu ve endeksler arası entegrasyonun olmadığı gözlemlenmiştir. BAE ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde hareket ettiği, uzun dönemde de endeksler arası entegrasyonun negatif ve güçlü olmadığı gözlemlenmiştir. Hindistan ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde negatif hareket ettiği ancak uzun dönemde ilişkinin pozitif olduğu gözlemlenmiştir. Endonezya ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde negatif hareket ettiği ancak uzun dönemde ilişkinin pozitif olduğu gözlemlenmiştir. Kore ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde hareket ettiği ancak uzun dönemde ilişkinin pozitif olduğu

gözlemlenmiştir. Malezya ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde olduğu, uzun dönemde Seviye 7'de negatif eğilim sergilerken Seviye 8'de pozitif eğitim sergilemektedir. Filipinler ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde olduğu, uzun dönemde Seviye 7'de negatif eğilim sergilerken Seviye 8'de pozitif eğitim sergilemektedir. Tayvan ve S&P500 arasındaki çapraz korelasyon grafiğine göre, kısa dönemde ilişkinin simetrik ve sıfır çevresinde olduğu, uzun dönemde Seviye 7'de negatif eğilim sergilerken Seviye 8'de pozitif eğilim sergilemektedir.

# KAYNAKÇA

Ahmed Ghorbel- Abdelwahed Trabelsi, ”Predictive Performance of Conditional Extreme Value Theory and Conventional Methods in Value at Risk Estimation”, *Munich Personal Repec Active*, 6, 2007.

Alexander A. Robichek- Richard A. Cohn- John J. Pringle, “Returns on Alternative Investment Media and Implications for Portfolio Construction.” *Journal of Business*, 45(3), s.427-443, 1972.

Alexandre Grossmann- Jean Morlet, “Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape”, *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 15, s.723-736, 1984.

Ali M. Parhizgari- J.H Cho, “East Asian Financial Contagion Under DCCGARCH”, *The International Journal of Banking and Finance*, 2008, 6(1), s.17-30.

Alper Özün-Atilla Çifter, “Bankaların Hisse Senedi Getirilerinde Faiz Oranı Riski: Dalgacıklar Analizi ile Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Bir Uygulama”, *Bankacılar Dergisi,* 59, s.3-16, 2006.

Anıl K. Bera- Carlos M. Jarque., “A Test for Normality of Observations and Regression Residuals”, *International Statistical Revision*, 55(2), s.163-172, 1987.

Anil K. Bera- Matthew L. Higgins, “ARCH Models: Properties, Estimation and Testing”, *Journal of Economic Surveys*, 7(4), 305-366, 1994.

Anoop S Kumar- Bandi Kamaiah, “Returns and Volatiliy Spillover between Asian Equity Markets: A Wavelet Approach”, *Economic Annal*, 62(212), 63-84, 2017.

António Rua ve Luis Nunes, “International Comovement of Stock Market Returns: A Wavelet Analysis”, *Journal of Empirical Finance*, 16(4), s.632-639, 2009.

Anuj Kumar1- Sangeeta Pant- Lokesh Kumar Joshi "Wavelet Variance, Covariance and Correlation Analysis of BSE and NSE Indexes Financial Time Series", *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*, 1(1), 26-33, 2016.

Aslı Demirgüç Kunt- Enrica Detragiache,., "Financial Liberalization and Financial Fragility", *Paper Presented to the Annual World Bank Conference on Development Economics*, 1998.

Aycan Hepsağ-Burçak Yaşar Akçalı, "Analysis of Volatility Spillovers between the Bank Stocks Traded in Istanbul Stock Exchange and New York Stock Exchange", *Eurasian Econometrics, Statistics & Emprical Economics Journal*, 1, s.54-72, 2016.

Baba, Y., Engle, R.F., Kraft, D., Kroner, K. Multivariate Simultaneous Generalized ARCH. Unpublished Manuscript, University of California, San Diego, 1990.

Benoit Mandelbrot, "The Variation of Certain Speculative Prices", *The Journal of Business*, 36(4), s. 394-419, 1963.

Boqiang Lin-Pressley K. Wesseh- Michael Owusu Appiah, "Oil Price Fluctuation, Volatility Spillover and The Ghanaian Equity Market: Implication for Portfolio Management and Hedging Effectiveness", *Energy Economics*, 42, s.172-182, 2014. doi: **10.1016/j.eneco.2013.12.017**

Buket Taştan- Ayşegül İşcanoğlu Çekiç, "Sermaye Piyasası Endeksleri ile Altın Piyasası Arasındaki Etkileşim: Gelişmekte Olan Ülkeler Örneği" *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, 2019, 23, s.131-15.

Carlos C. Bautista, "Interest Rate-Exchange Rate Dynamics in The Philippines: A DCC Analysis", *Applied Economics Letters*, 10(2), s.107-111, 2003. Doi: **10.1080/1350485022000040970**

Cheol S. Eun- Sangdal Shim, "International Transmission of Stock Market Movements," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 24, s.241-256, 1989.

Clive W.J Granger-Bwo-Nung Huangb-Chin Wei Yang, "A Bivariate Causality Between Stock Prices And Exchange Rates: Evidence From The Recent Asian Flu", *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 40, s.337-354, 2000.

Dani Rodrik, "Who needs capital-account convertibility?", *Essays in International Finance*, 207, s.55–65, 1998.

Daniel B. Nelson, "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach", *Econometrica*, 59(2), s.347-370, 1991.

David A. Dickey-Wayne A. Fuller, "Distribution of the Estimators For Autoregressive Time Series with A Unit Root", *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), s.427–431, 1979.

David Gray, "Financial Contagion among Members of The EU-8: A Cointegration and Granger Causality Approach", *International Journal of Emerging Markets*, 4 (4). 2009.

Dima Alberg-Haim Shalit-Rami Yosef, "Estimating Stock Market Volatility Using Asymmetric GARCH Models", *Applied Financial Economics*, 18, s.1201-1208, 2008.

Dimitris Kenourgios- Apostolos Christopoulos- Dimitrios Dimitriou, "Asset Markets Contagion During the Global Financial Crisis", *Multinational Finance Journal*, 17(1-2), s.49-76, 2013.

Ding Ding, " Modeling of Market Volatility with APARCH Model", *U.U.D.M. Project Report*, 2011. **https://uu.diva-portal.org/smash/get/diva2:417608/FULLTEXT01.pdf**

Donald B. Percival-Harold O. Mofjeld, "Analysis of Subtidal Coastal Sea Level Fluctuations Using Wavelets", *Journal of the American Statistical Association*, 92(439) s.868-880, 1997.

Donald P. Percival, "On Estimation of The Wavelet Variance", Biometrika, 82(3), s.619-631, 1995.

Ebru Yıldırım, Buket Taştan, Ayşegül İşcanoğlu Çekiç, "*Dinamik Koşullu Korelasyon Analizi ve Finansal Piyasa Uygulamaları"* Bursa, 2019.

Erhan Demireli-Erdost Torun, "Sürekli Dalgacık Dönüşümlü Granger Nedensellik Analizi ile BIST-30 Endeksi ve Endeks Vadeli İşlem Sözleşmesi Üzerine Bir Araştırma", *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi,* 42, s.191-199, 2019.

F.X. Diebold- G.D. Rudebusch ''Measuring Business Cycles: A Modern Perspective'', *National Bureau of Economic Research,* 78(1), s.66-67, 1996.

Faruk Selçuk, "Asymmetric Stochastic Volatility in Emerging Stock Markets", *Applied Financial Economics*, s.867-864, 2005.

Fatih Kıraç-Macide Çiçek, "Mortgage Krizinin Uluslararası Hisse Senetleri Piyasası Üzerine Bulaşma Etkisi", *Sosyal Bilimler Dergisi,* 2017.

Fischer Black, "Studies of Stock Price Volatility Changes", *Proceedings of the 1976 Meeting of the Business and Economic Statistics Section, American Statistical Association*, s.177-181, 1976.

Francois Longin- Bruno Solnik, "Is The Correlation In International Equity Returns Constant: 1960–1990?" *Journal of International Money and Finance,* 14, s.3–26, 1995.

Gabor, D., "Theory of communication. Part 1: The Analysis of Information", *Journal of the Institution of Electrical Engineers,* 93(26), s.429-441, 1946.

Gamba Santamaria-Gomez Gonzalez-Jorge Luis Hurtado-Luis Fernando Melo, Volatility Spillovers among Global Stock Markets: Measuring Total and Directional Effects", *Banco de la República,* 983, 2017.

Geert Bekaert- Camplee R. Harvey, "Emerging Equity Market Volatility" *Journal of Financial Economics* 43, s.29–77, 1997.

Geert Bekaert-Mıcheal Ehrmann-Marcel Fratzscher, Arnaud Mehl, "The Global Crisis and Equity Market Contagion", *The Journal of Finance*, 69(6), s.2597-2649, 2014.

Gelos, G., Sahay, R., "Financial market spillovers: how different are the transition economies. In: Claessens, S., Forbes, K. (Eds.), *International Financial Contagion. Kluwer Academic Publishers*, Boston, s.329-366, 2001.

George A. Christodoulakis-Stephen E. Satchell, "Correlated ARCH (CorrARCH): Modelling The Time-Varying Conditional Correlation between Financial Asset Returns" *European Journal of Operational Research*, 139(2), s.351-370, 2002.

Hakan Demirgil- Sedef Kesekler, "Döviz Kurlarında Oynaklık Yayılım Etkilerinin MGARCH Yöntemi ile Modellenmesi", *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi,* 24(4), s.1167-1180, 2019.

Harald Sander, Stefanie Kleimeier, "Contagion and Causality: An Empirical Investigation of Four Asian Crisis Episodes", *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 13(2), s.171-186, 2003. **https://doi.org/10.1016/S1042-4431(02)00043-4**.

Harry Markowitz, "Portfolio Selection", *The Journal of Finance*, 7(1), s.77-91, 1952.

Inchang Hwang.- Francis In- Tong Suk Kim, "Contagion and Spillover Effects of the U.S. Subprime Crisis: Evidence from International Stock Markets", In Financial Contagion, R.W. Kolb (Ed.). doi:**10.1002/9781118267646.ch28**

Inchang Hwang.- Francis In- Tong Suk Kim, "Contagion Effects of the U.S. Subprime Crisis on International Stock Markets", *Finance and Corporate Governance Conference 2010 Paper,* 2012.

Ingrid Daubechies, *Ten Lectures on Wavelet,* SIAM 1992.

İpek Altınbaş, "İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Şirkete Özgü Volatilite Analizi", Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 2011.

James D. Hamilton- Raul Susmel, "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity and Changes in Regime", *Journal of Econometrics,* 64(1-2), s.303-307, 1994.

Jean M. Zakoian, "Threshold Heterokedastic Models", *Journal of Economic Dynamics and Control"* 18, s. 931-955, 1994.

Jeffrey Jaffe-Randholp Westerfield, 'The Week-End Effect In Common Stock Returns: The Inter- national Evidence," *Journal of Finance,* 40, s.433-454, 1985b.

Jeffrey Jaffe-Randholp Westerfield, "Patterns in Japanese Common Stock Returns: Day of the Week and Turn of the Year Effects," *Journal of Financial and Quantitative Analysis,* 20, s.261-272, 1985a.

Jihyun Lee-Tong Suk Kim-Hoe Kyung Tim, "Risk-Return Relationship in High Frequency Data: Multiscale Analysis and Long Memory Effect", *KAIST Business School Working Paper,* 2008.

Jimmy E. Hilliard, '"The Relationship between Equity Indices on World Exchanges," *Journal of Finance,* 34, s.103-114, 1979.

John Y. Campbell-Andrew W. Lo- A. Craig MacKinlay, *The Econometrics of Financial* Markets, Princeton University Press 1997.

Junus Ganiev, "Küreselleşme, Finansal Piyasalar ve Kriz", *İktisat Politikası Araştırmaları Dergisi,* 1(2), s.117-129, 2014.

Jussı Nıkkınen-Mıcheal Graham, "Co-movement of the Finnish and International Stock Markets: a Wavelet Analysis", *The European Journal of Finance,* 17(5-6), s.409-425, 2011. doi: 10.1080/1351847x.2010.543839

Jussı Nıkkınen-Seppo Pynnönen-Mıkko Ranta-Samı Vahama, "Cross-Dynamıcs of Exchange Rate Expectatıons: A Wavelet Analysis", *International Journal of Fınance and Economics,* 16(3), s.205-217, 2011. Doi: 10.1002/ijfe.423

Kim Sangbae-Francis In, "The Relationship Between Stock Returns and Inflation: New Evidence from Wavelet Analysis", *Journal of Empirical Finance,* 12(3), s.435-444, 2005.

Krishna Reddy Chittedi, "Financial Crisis and Contagion Effects to Indian Stock Market: 'DCC–GARCH' Analysis", *Global Business Reviews,* 16(1), s.50-60, 2015.

Lawrence R. Glosten- Ravi Jagannathan-David E. Runkle, "On the Relation Between The Expected Value and The Volatility of The Nominal Excess Return on Stocks", *Journal of Finance,* 48(5), 1779-1801, 1993.

Luc Bauwens-Sebastien Laurent-Jeroen V.K. Rombouts, " Multivariate GARCH Models: A Survey", *Journal of Applied Economics,* 21(1), s.79-109, 2006.

M. Ayhan Köse- Eswar S. Prasad- Marco E. Terrones, "Does Financial Globalization Promote Risk Sharing?", *Journal of Development Economics, 89(2),* s.*258–270,* 2009 doi:10.1016/j.jdeveco.2008.09.00

Marco Gallegati, "A Wavelet Analysis of MENA Stock Markets", *Finance 0512027, University Library of Munich, Germany,* 2005.

Marek Zinecker- Adam P. Balcerzak- Marcin Faldzinski- Tomas Meluzin- Michal Bernard Pietrzak, "Application of DCC-Garch Model for Analysis of Interrelations among Capital Markets of Poland, Czech Republic and Germany", *Proceedings of the International Scientific Conference Quantitative Methods in Economics Multiple Criteria Decision Making XVIII,* 1(1), s.418-423, 2016.

Marianne Baxter-Robert King, "Measuring Business Cycles: Approximate Band-Pass Filters For Economic Time Series", *The Review of Economics and Statistics",* 81(4), s.575-593, 1999.

Mehmet Ozan Özdemir, "*Finansal Zaman Serilerindeki Oynaklığın Çok Değişkenli Garch Modelleri ile Analizi*", (Dokuz Eylül Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonometri Anabilim Dalı, Doktora Tezi), İzmir 2020.

Mercan Hatipoğlu-İbrahim Bozkurt, "Asya ve Türkiye Borsaları Arasında Zamana Bağlı Değişen Korelasyon", *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Sayı Özel, s, 201-217, 2016.

Mervyn A. King, Sushil Wadhwani, "Transmission of Volatility between Stock Markets", *Review of Financial Studies* 3, 5–33, 1990.

Michael J. Barclay- Robert H. Litzenberger-Jerold B. Warner, "Private Information, Trading Volume, and Stock-Return Variances," *Review of Financial Studies* 3, s.233-253, 1990.

Micheal Niemira-Philip A. Klein, "Forecasting Financial and Economic Cycles", *International Journal of Forecasting,* s.191-192, 1994.

Michel Misiti-Yves Misiti- Georges Oppenheim- Jean M. Poggi., *Wavelets and Their Applications,* Hermes Science, Fransa, 2003.

Ming-Chih Lee- Jer-Shiou Chiou- Cho-Min Lin, " A Study of Value-At-Risk Oo Portfolio in Stock Return Using DCC Multivariate GARCH", *Applied Financial Economics Letters,* 2(3), s.183-188, 2006.

Mohamed El Hedi Arouri- Mondher Bellalah- Duc Khuong Nguyen, "The Comovements in International Stock Markets: New Evidence from Latin American Emerging Countries", *Applied Economics Letters,* 17(13), s.1323-1328, 2010.

Mohamed Essaied Hamrita-Abdelkader Trifi, "The Relationship between Interest Rate, Exchange Rate and Stock Price: A Wavelet Analysis", *International Journal of Economics and Financial Issues*, 1(4), s.220, 2011.

Muhammet Akdiş, *Global Finansal Sistem, Finansal Krizler ve Türkiye*, s. 35, İstanbul 2000.

Philips Perron, "Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Further Evidence From A New Approach", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12, s.297-332, 1988.

Rabeh Khalfaoui- Mohamed Boutahar- Heni Boubaker, "Analyzing Volatility Spillovers and Hedging Between Oil and Stock Markets: Evidence From Wavelet Analysis", 49(C), s.540-549, 2015.

Ramazan Gençay,-Faruk Selçuk-Brandon Whitcher, "An Introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics", *United States: Academic Press,* 2001.

Ramazan Gençay,-Faruk Selçuk-Brandon Whitcher, "An Introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics" *United States: Academic Press,* 2002.

Ramazan Gençay,-Faruk Selçuk-Brandon Whitcher, "Multiscale Systematic Risk. Journal of International Money and Finance", 24, 55–70, 2005.

Ramazan Gençay,-Faruk Selçuk-Brandon Whitcher, "Scaling Properties of Foreign Exchange Volatility", *Physica A,* 1(2), 249–266, 2001.

Ramazan Gençay,-Faruk Selçuk-Brandon Whitcher, "Scaling Properties of Foreign Exchange Volatility", *Physica A: Statistical Mechanics and its Application*, 289, 249-266, 2001.

Ramazan Gençay,-Faruk Selçuk-Brandon Whitcher, "Scaling Properties of Foreign Exchange Volatility", *Physica A,* (1–2), s.249–266, 2001.

Robert F. Engle-David M. Lilien-Russell Robins, "Estimating Time Varying Risk Premia in The Term Structure: The ARCH-M Model", *Econometrica,* Cilt 55, No: 2, s. 391-407, 1987.

Robert F. Engle-Kenneth F. Kroner, "Multivariate Simultaneous Generalized Arch", *Econometric Theory,* 11(1), s.122-150, 1995.

Robert F. Engle, "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", *Econometrica,* 50, s. 988-989, 1982.

Robert F. Engle, "Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Model", *Journal of Business&Economic Statistics*, 2002.

Robert J. Hodrick-Edward C. Prescott, "Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation", *Journal of Money, Credit and Banking*, 29(1), s.1-16, 1997.

Ronald Core, "Financialization of the Global Economy" *Industrial and Corporate Change*, 17(6), İngiltere s. 1097-1112, 2008.

Ruey S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series,* Amerika 2010, s.132.

Ruey S. Tsay., *Analysis of Financial Time Series,* C. 3, Amerika 2010.

Sang Bin Lee- Kwang Jung Kim, "Does The October 1987 Crash Strengthen The Co-Movements among National Stock Markets?" *Review of Financial Economics* 3, s.89–102, 1993.

Sangram Keshari Jena- Aviral Kumar Tiwari-David Roubaud, "Comovements of Gold Futures Markets and The Spot Market: A Wavelet Analysis", *Finance Research Letters,* 24(C), 19-24, 2017.

Sara Calvo, Carmen Reinhart, "Capital f lows to Latin America: Is there evidence of contagion effects?" in Guillermo A. Calvo, Morris Goldstein, and Eduard Hochreiter, eds.: *Private Capital Flows to Emerging Markets After the Mexican Crisis* ~Institute for International Economics, Washington, DC, 1996.

Scott R. Baker- Nicholas Bloom- Steven J. Davis, "Measuring Economic Policy Uncertainty", *Nber Working Paper Series,* 2015.

Sebastian Edwards, (1998). Interest Rate Volatility, Capital Controls, and Contagion. Working paper 6756, NBER.

Shelly Singhal-Sajal Ghosh, "Returns and Volatility Linkages between International Crude Oil Price, Metal and Other Stock Indices in India: Evidence from VAR-DCC-GARCH Models", *Resources Policy*, 50, s. 276-288, 2016.

Sibel Çelik, "The More Contagion Effect on Emerging Markets: The Evidence of DCC-GARCH Model", *Economic Modelling*, 29(5), s.1946-1959, 2012.

Silvo Dajcman-Mejra Festic-Alenka Kavkler, "European Stock Market Comovement Dynamics during Some Major Financial Market Turmoils in the Period 1997 to 2010 – A Comparative DCC-GARCH and Wavelet Correlation Analysis", *Applied Economics Letters*, 19(3), s.1249–1256, 2012.

Stephane G. Mallat, ''A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Represantation'', *IEEE Transactıons on Pattern Analysıs and Machıne Inttelligence*, s, 674-693, 1989.

Syed Abul Basher- Perry Sadorsky, "Hedging Emerging Market Stock Prices with Oil, Gold, VIX, And Bonds: A Comparison between DCC, ADCC and GO-GARCH", *Energy Economics*, 54, s.235-247, 2016. doi: **10.1016/j.eneco.2015.11.022**

Taimur Baig- Ilan Goldfajn, "The Russian default and the contagion to Brazil". In: Claessens, S., Forbes, K. (Eds.), International Financial Contagion. Kluwer Academic Publishers, Boston, s. 267-300, 2001.

Tim Bollerslev- Robert Engle- Jeffrey Wooldridge, "A Capital Asset Pricing Model with Time- Varying Covariances", *Journal of Political Economy*, 96(1), s. 119-131, 1988.

Tim Bollerslev, "A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return", *The Review of Economics and Statistics*, 69, 543-544, 1987.

Tim Bollerslev, "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 31(3), s.307-327, 1986.

Tim Bollerslev, "Modelling The Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model", The MIT Press, 72, s.499, 1990.

Vaneet Bhatia-Satyasiba Das-Subrata Kumar Mitra, "Crude Oil Hedging with Precious Metals: A DCC-GARCH APPROACH", *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 22(1), 2016.

Verda Davaslıgil Atmaca, "BİST Şehir Endeksleri Oynaklığının DCC-GARCH Model ile Analizi", *Yönetim Bilimleri Dergisi,* 2018, 16(31), s.287-308, 2018.

Yang Hou, Steven Li, "Information Transmission between U.S. and China Index Futures Markets: An Asymmetric DCC GARCH Approach", *Economic Modelling*, 52, s.884-897, 2016. doi:10.1016/j.econmod.2015.10.025

Yasushi Hamao- Ronald W. Masulis- Victor Ng, "Correlations in Price Changes and Volatility Across International Stock Markets", *The Review of Financial Studies*, 3(2), 281-307, 1990.

Yiu Kuen Tse-Albert K.C Tsui, "A Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Model with Time-Varying Correlations", *Journal of Business&Economic Statistics,*2002.

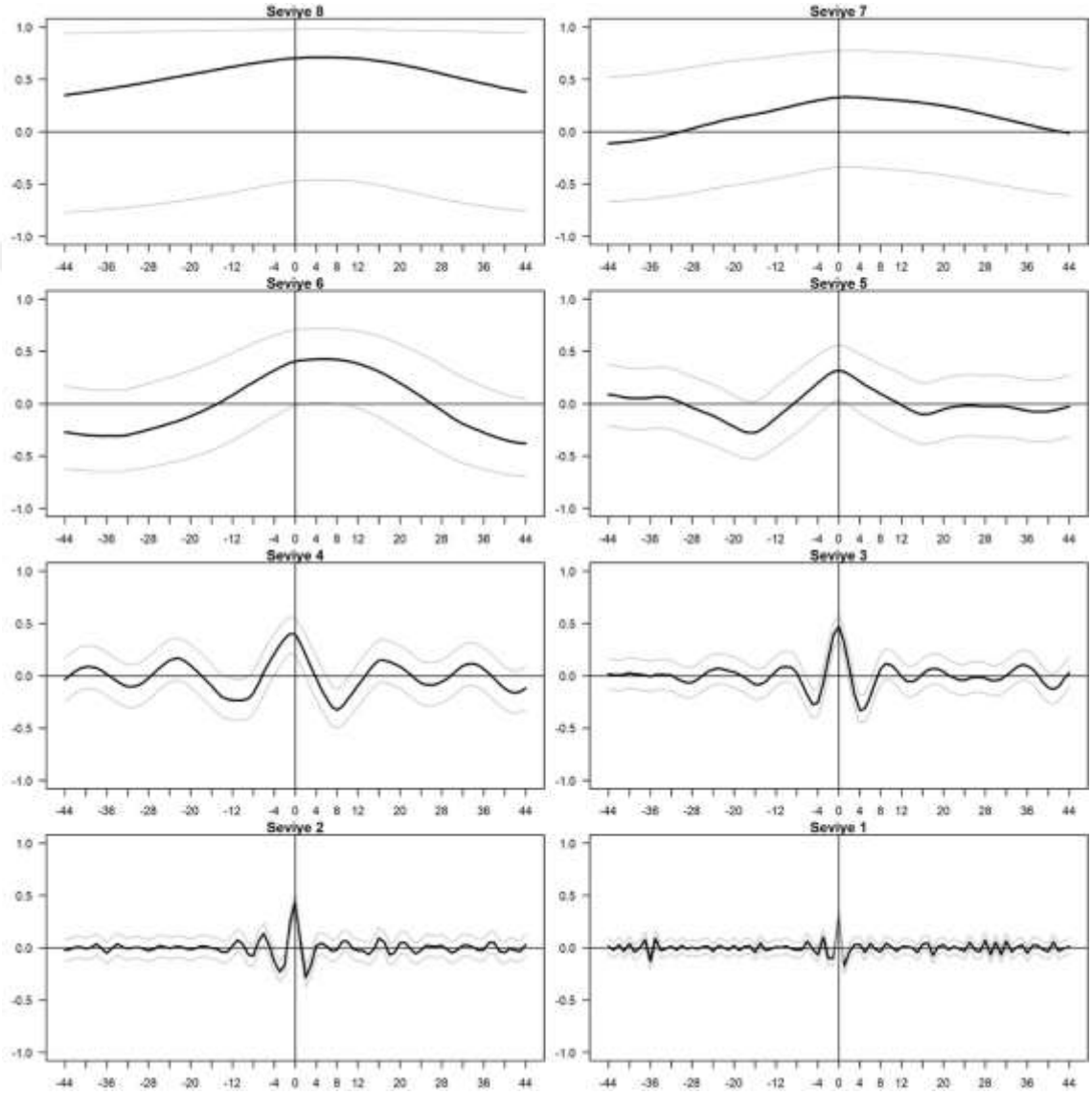
Yudong Wang-Chongfeng Wu, "Forecasting Energy Market Volatility Using GARCH Models: Can Multivariate Models Beat Univariate Models?", *Energy Economics*, 34(6), s.2167-2181, 2012.

Zainab Jaafar Alhayki, "The Dynamic Co-movements between Oil and Stock Market returns in: The Case of GCC Countries", *Journal of Applied Finance & Banking*, 4(3), s.1-6, 2014.

Zhuanxin Ding- Clive W.J. Granger-Robert F. Engle, "A Long Memory Property of Stock Market Returns and A New Model", *Journal of Empiricial Finance*, s.83-106,1993.

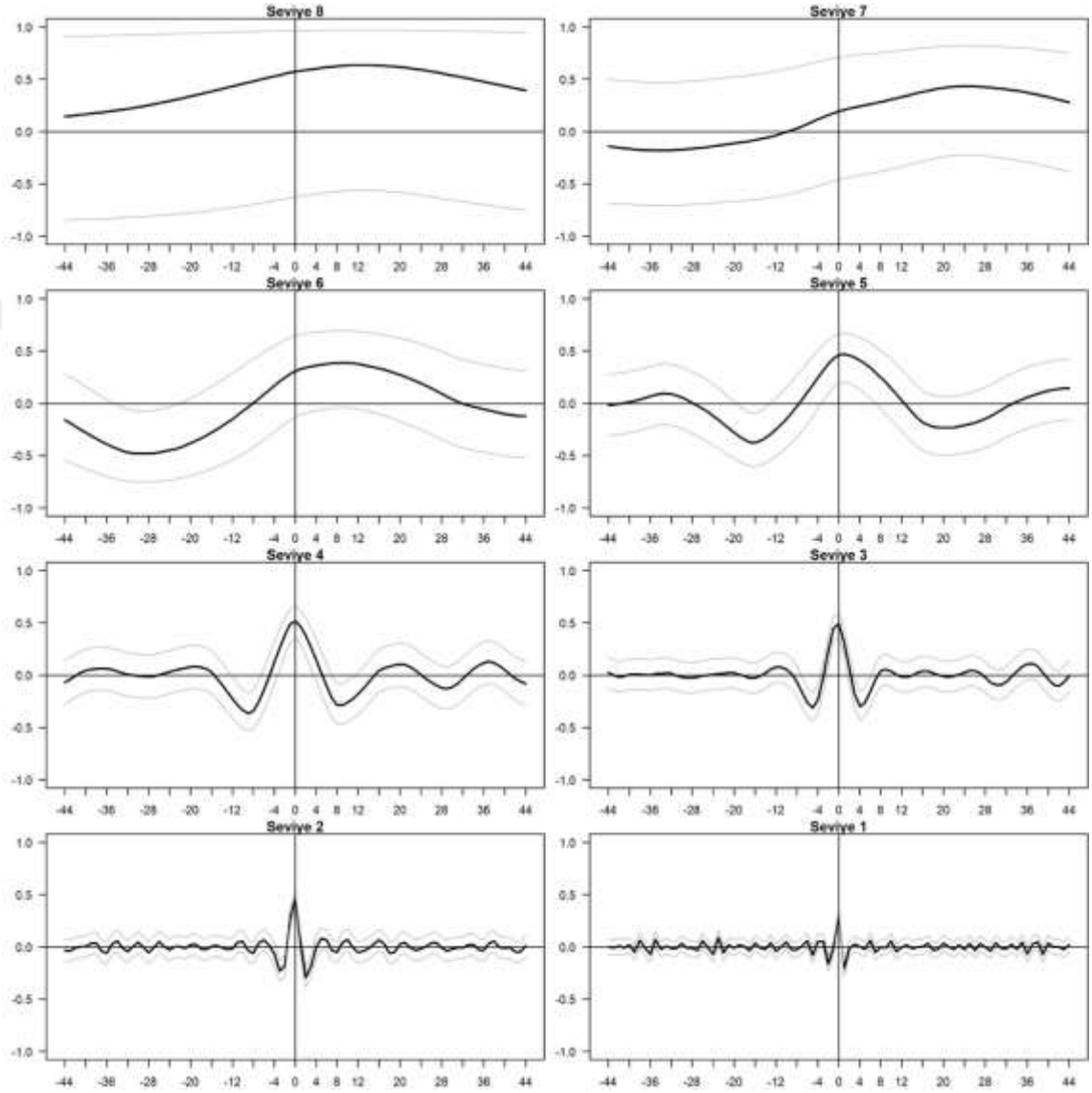
# EKLER

**EK1: MSCI Brezilya ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



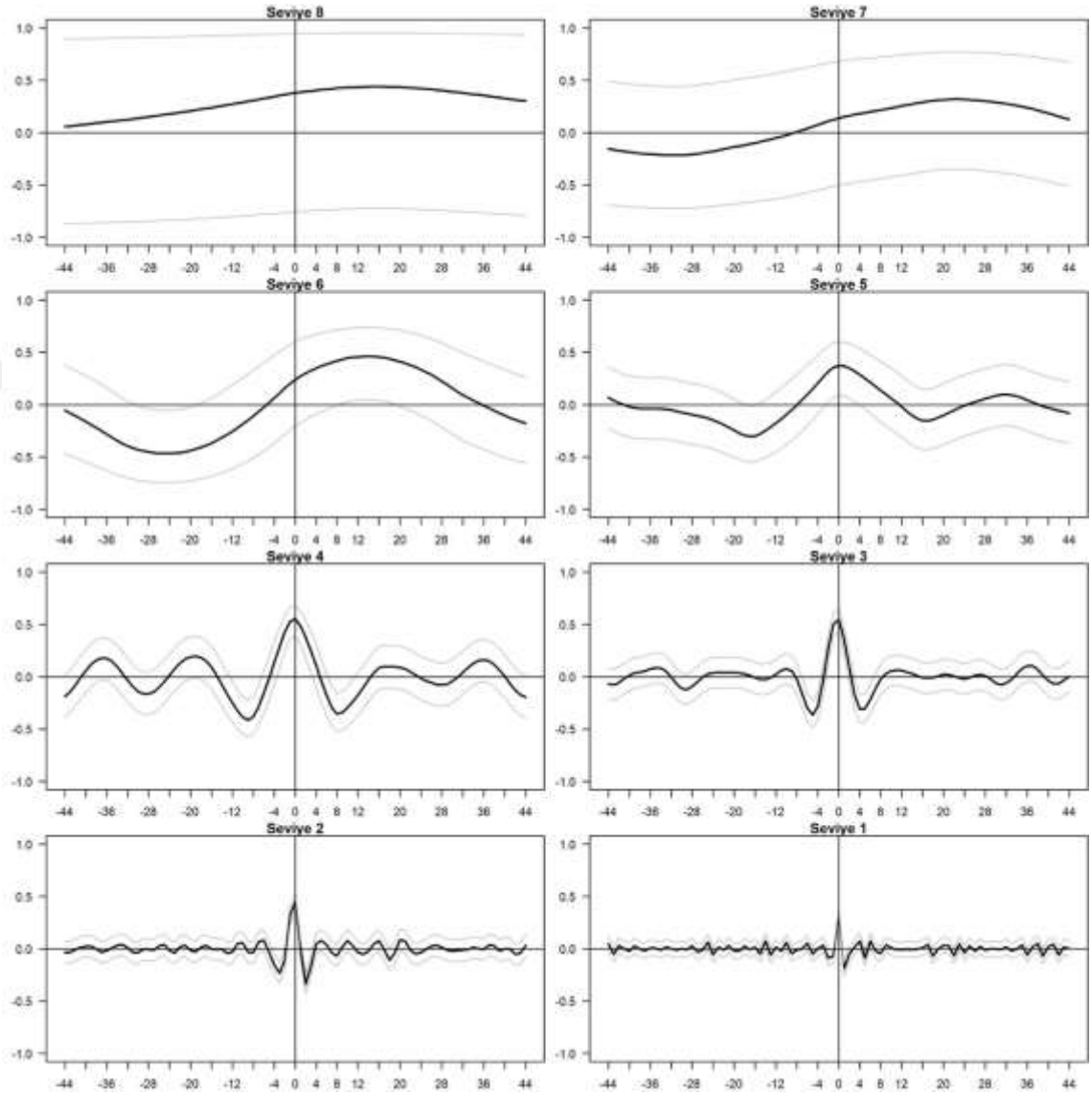

**Şekil 5:MSCI Brezilya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK2: MSCI Şili ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



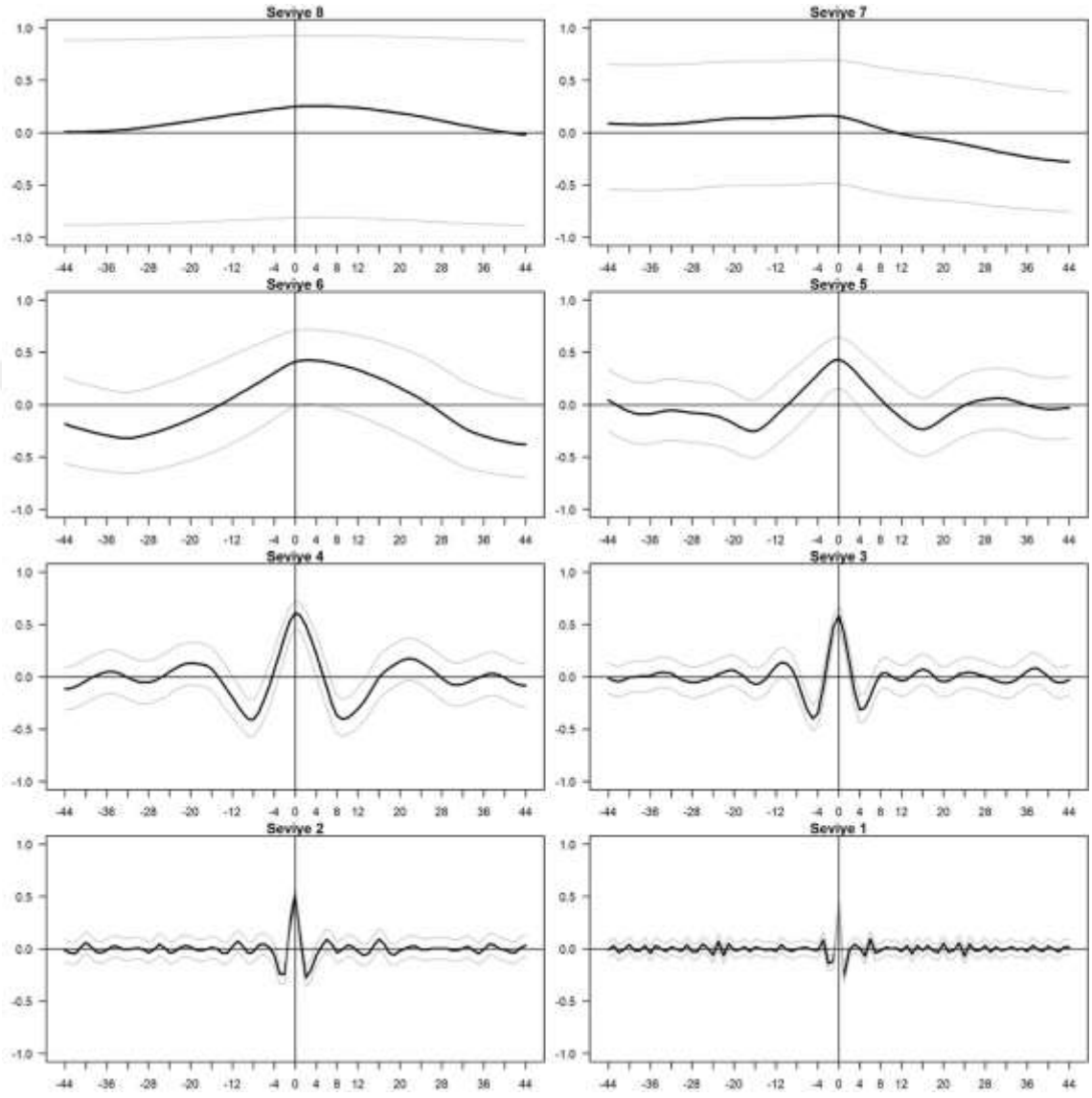

**Şekil 6: MSCI Şili Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK3: MSCI Kolombiya ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



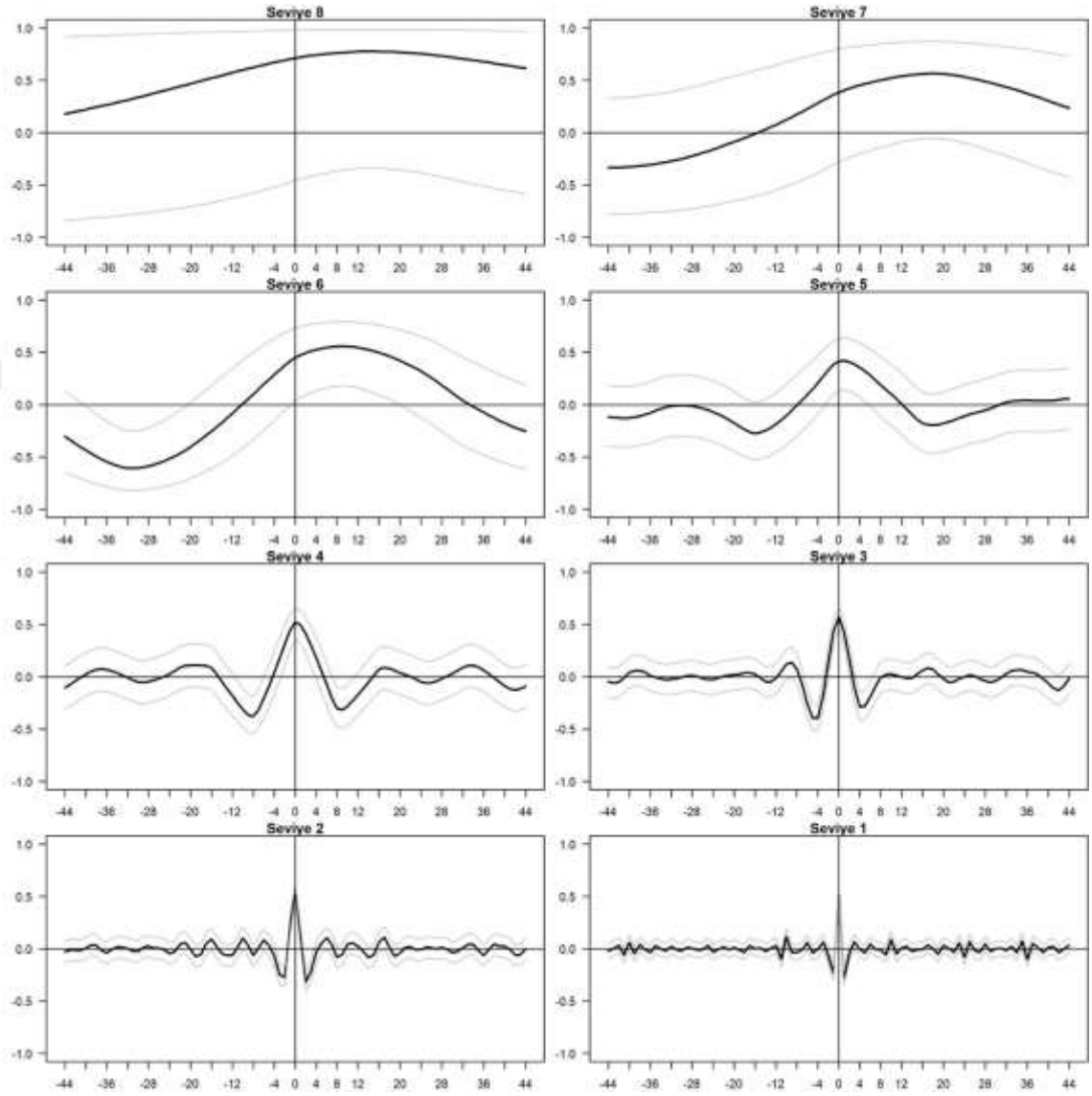

**Şekil 7:MSCI Kolombiya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK4: MSCI Meksika ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



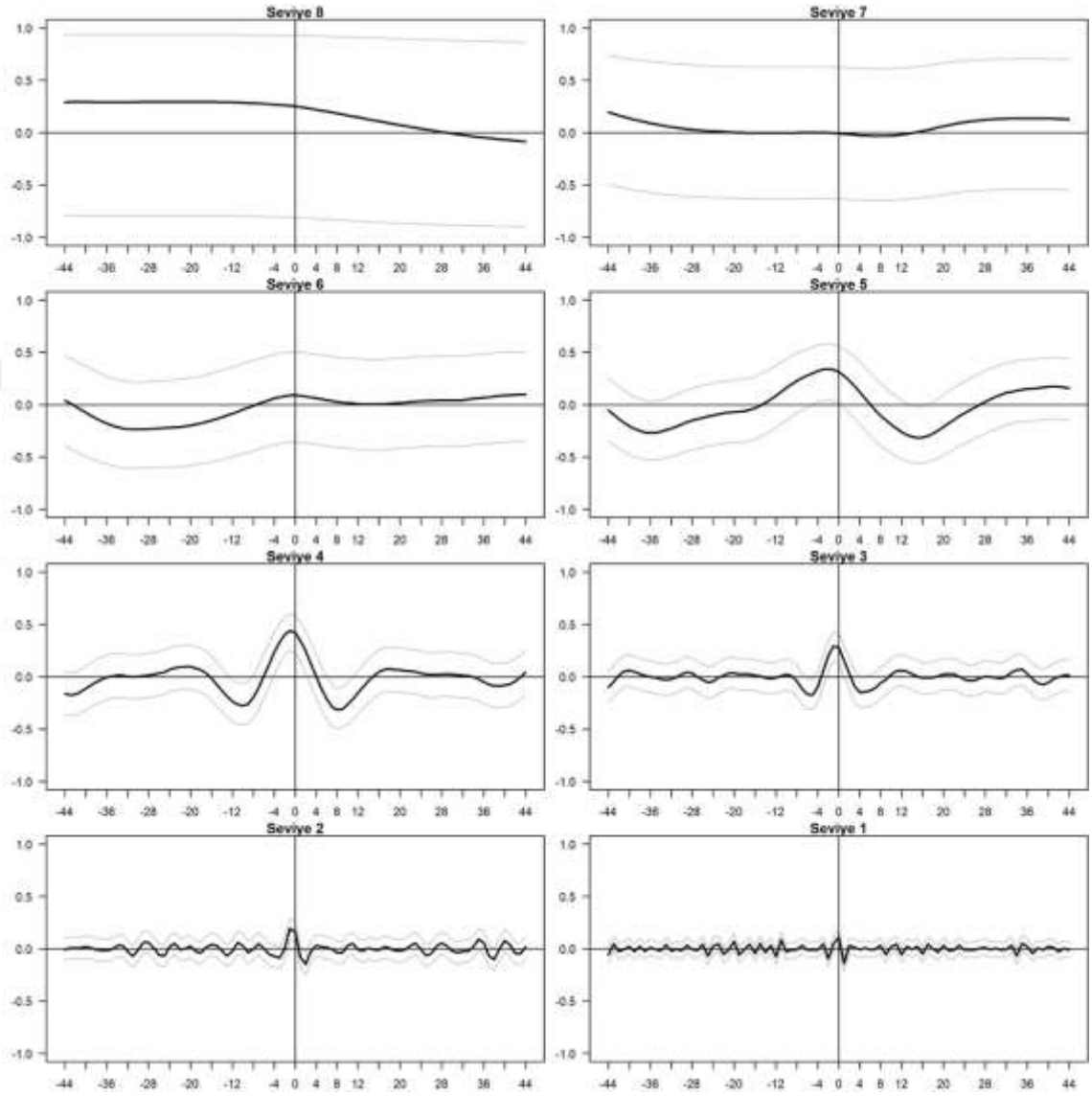

**Şekil 8: MSCI Meksika Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK5: MSCI Peru ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



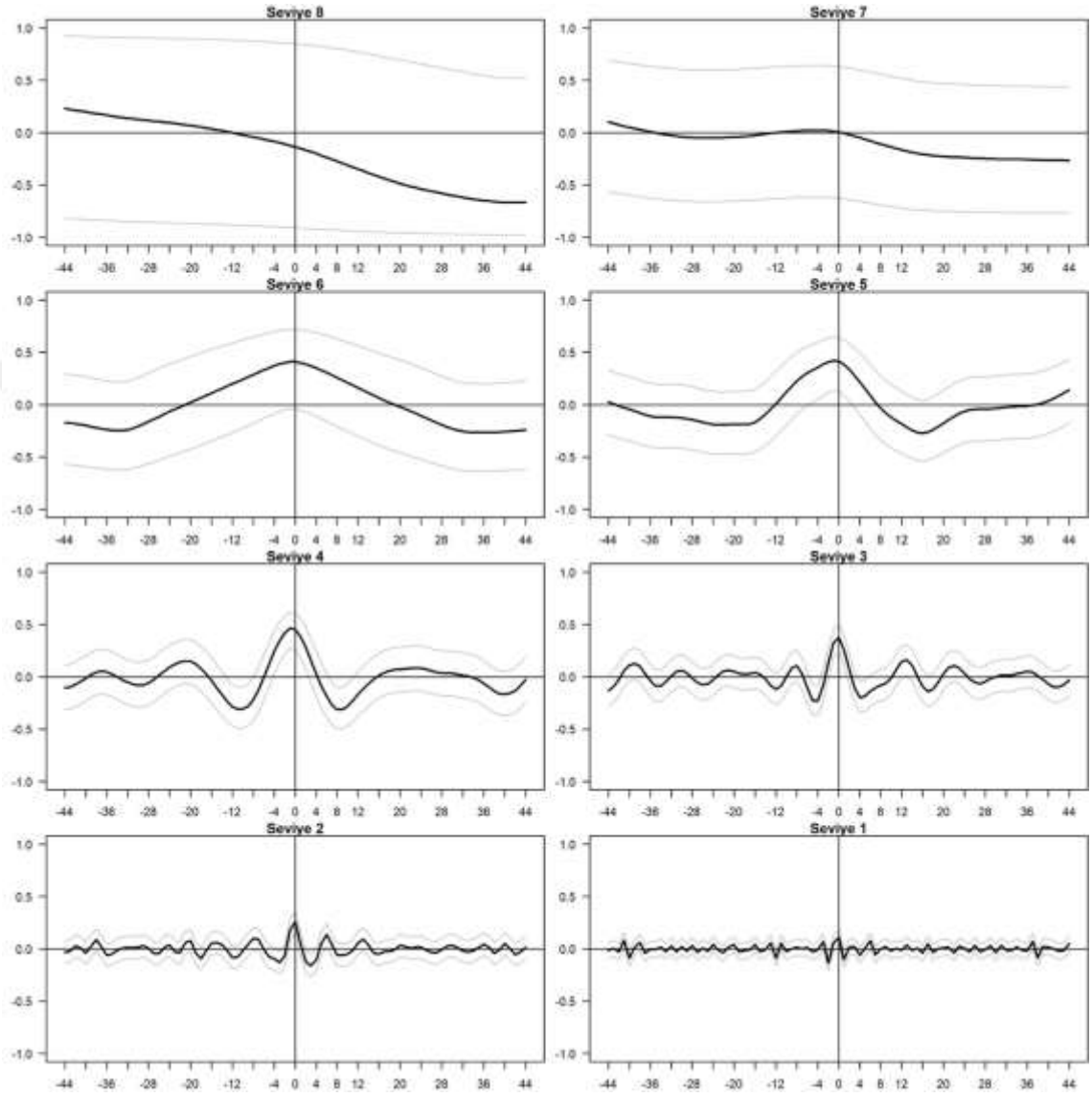

**Şekil 9:MSCI Peru Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK6: MSCI Çek ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



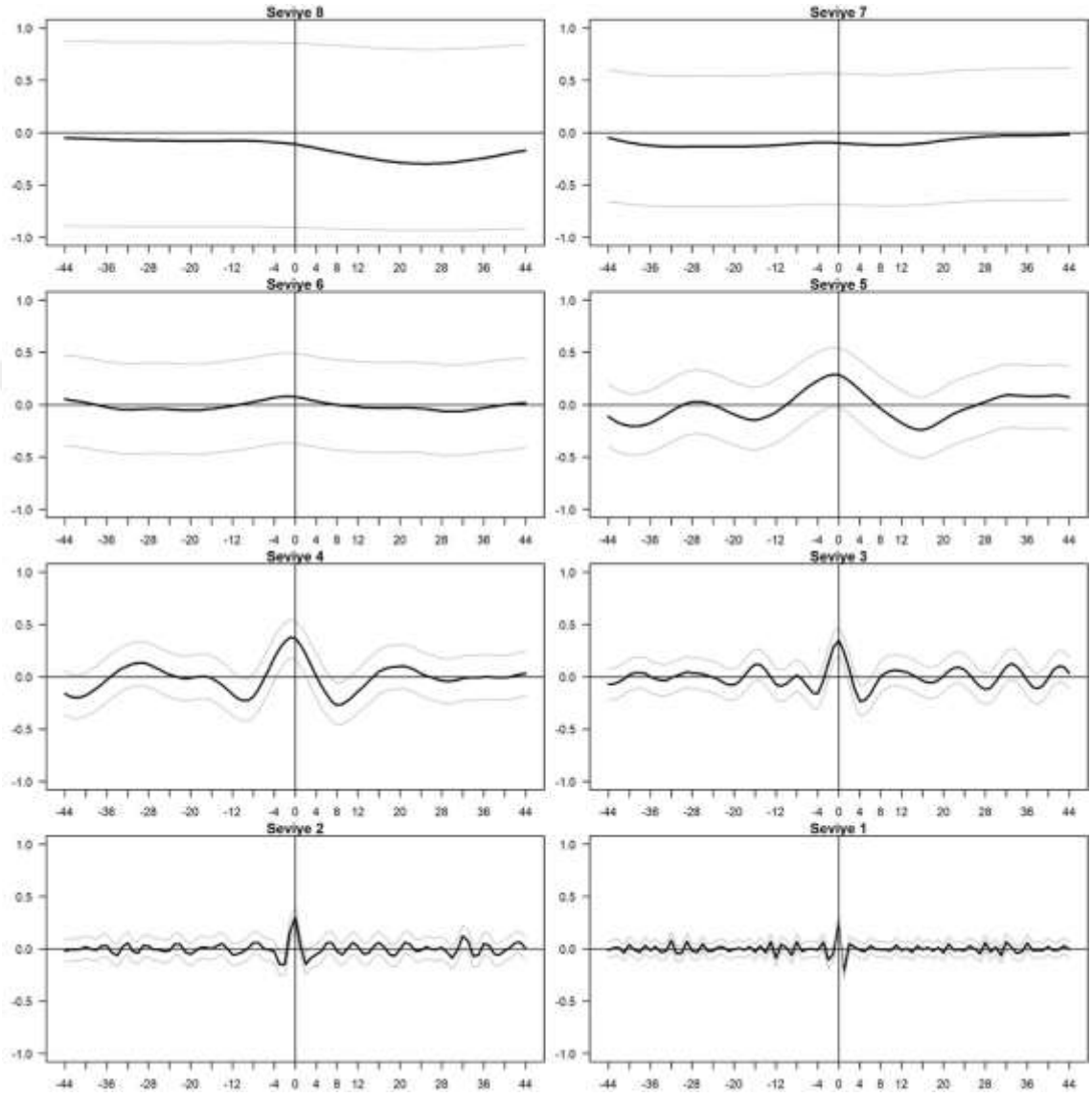

**Şekil 10:MSCI Çek Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK7: MSCI Yunanistan ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



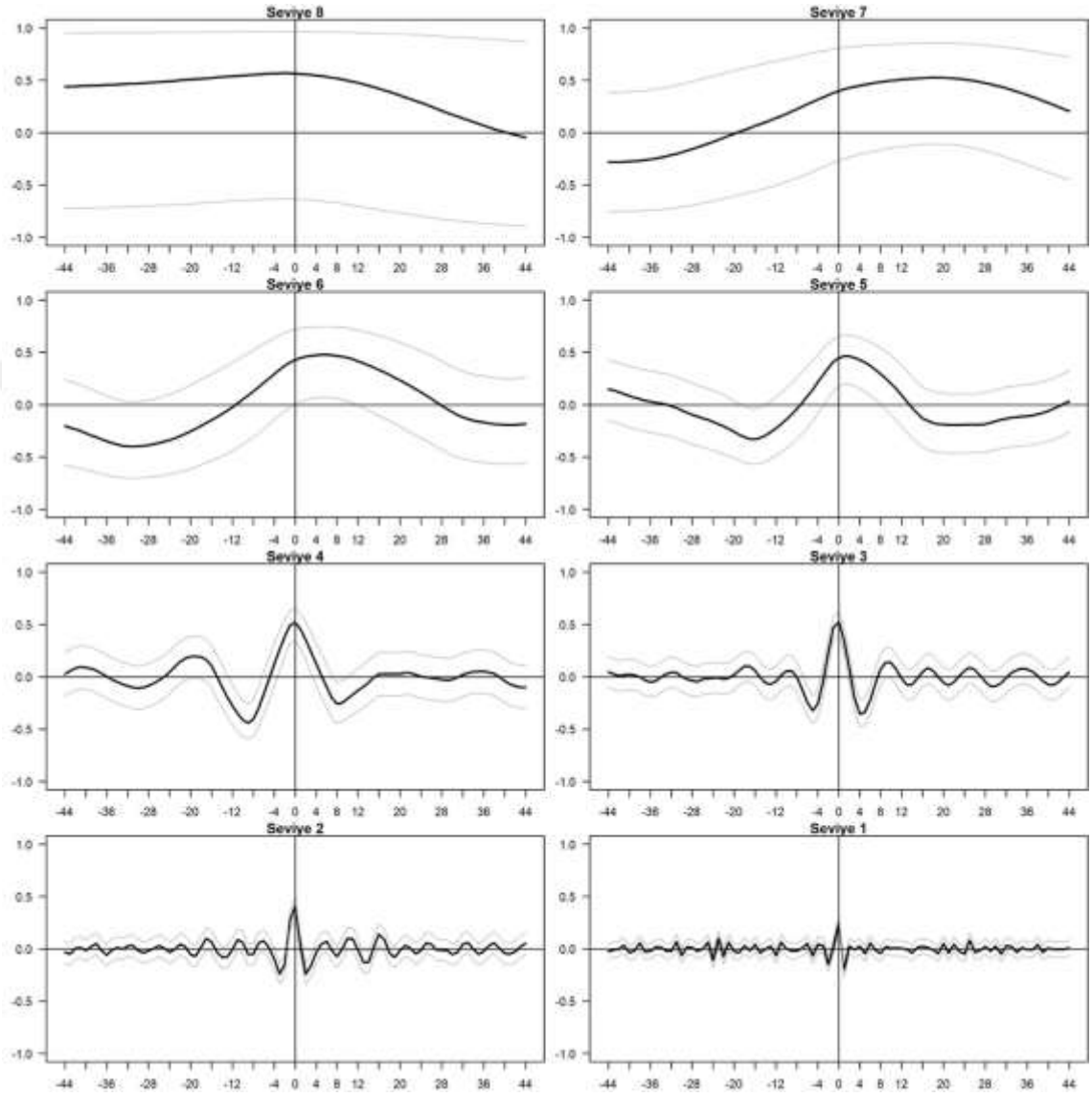

**Şekil 11:MSCI Yunanistan Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK8: MSCI Macaristan ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



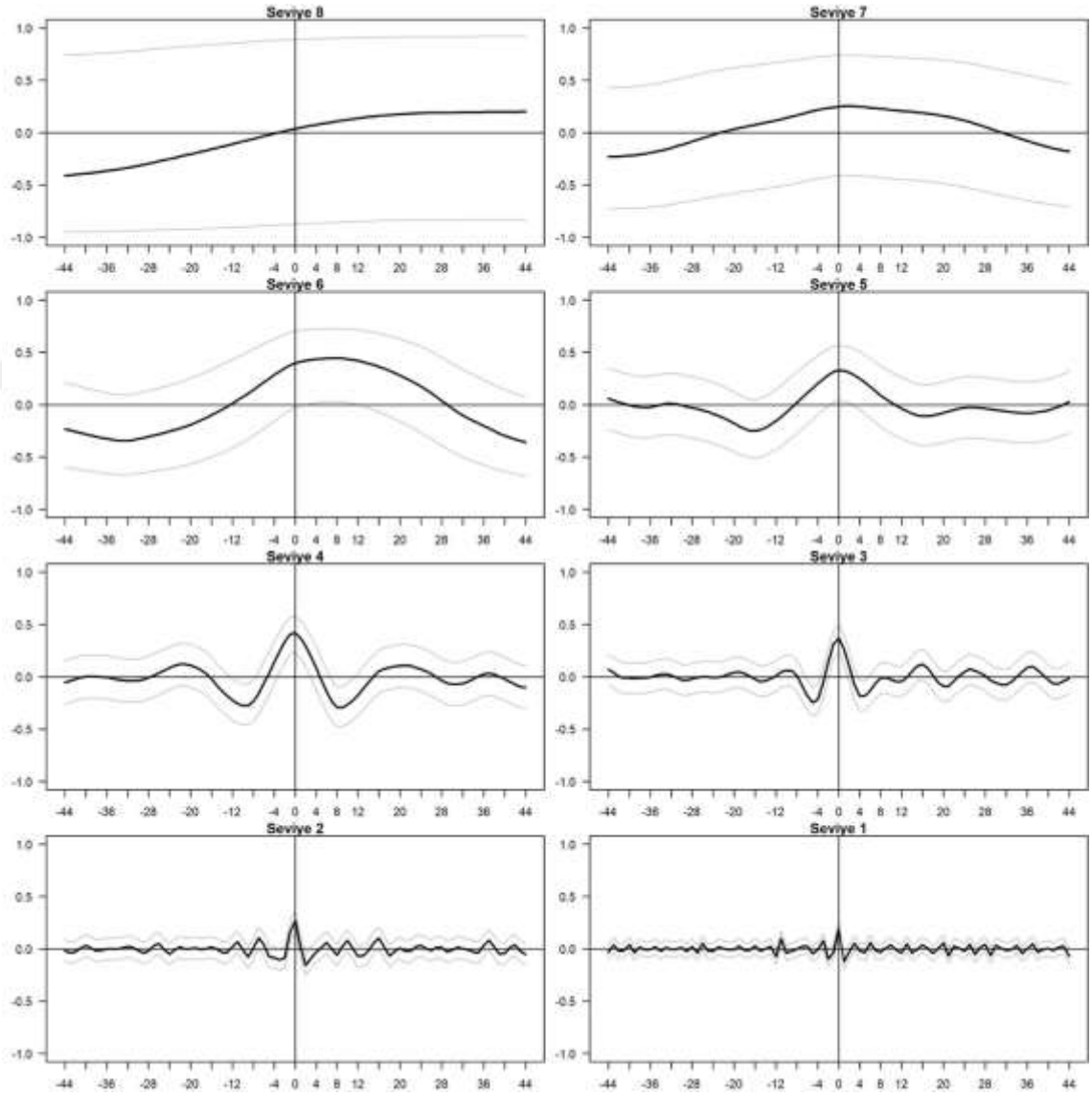

**Şekil 12:MSCI Macaristan Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK9: MSCI Rusya ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



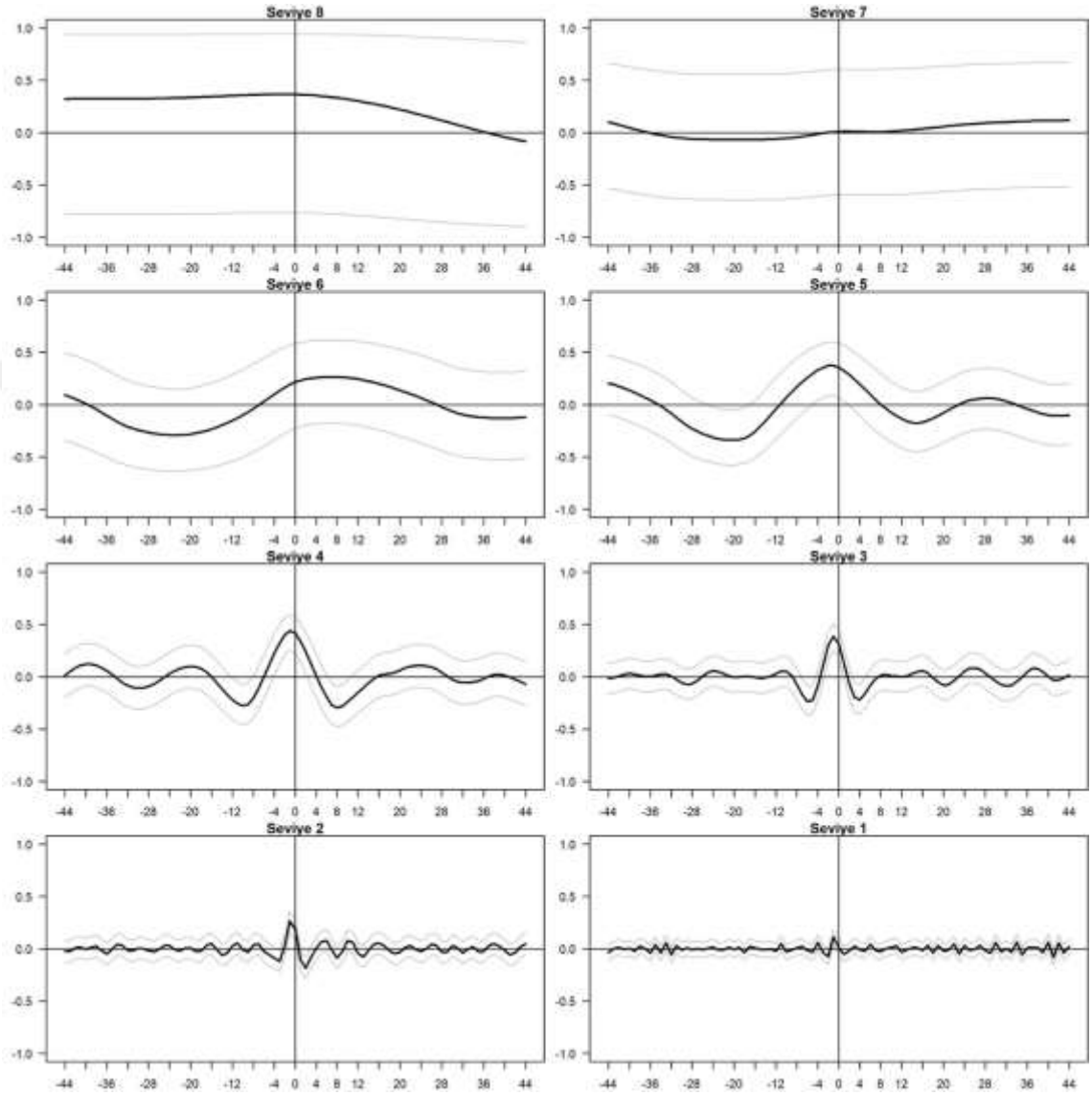

**Şekil 13:MSCI Rusya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK10: MSCI Türkiye ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



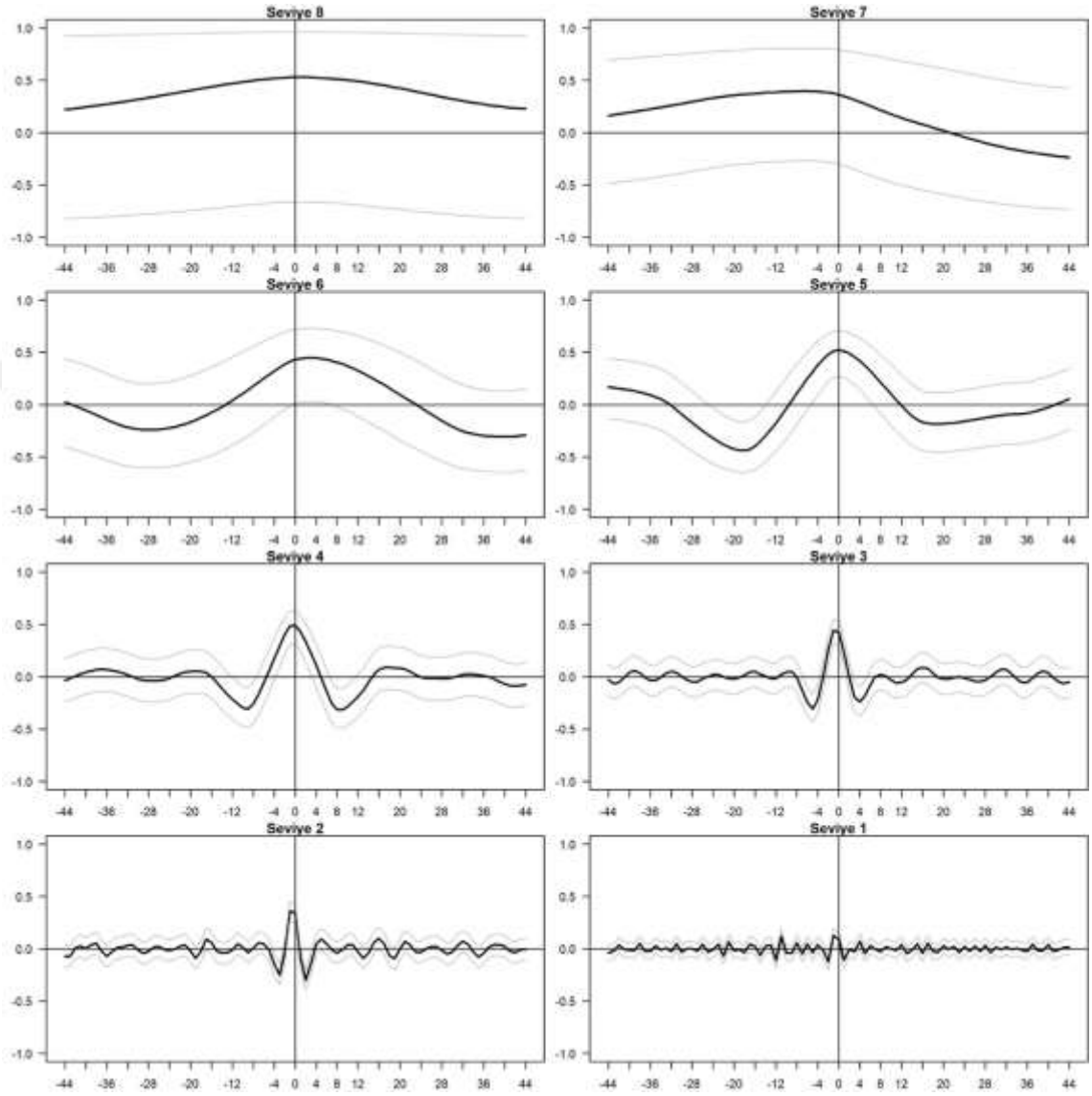

**Şekil 14:MSCI Türkiye Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK11: MSCI BAE ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



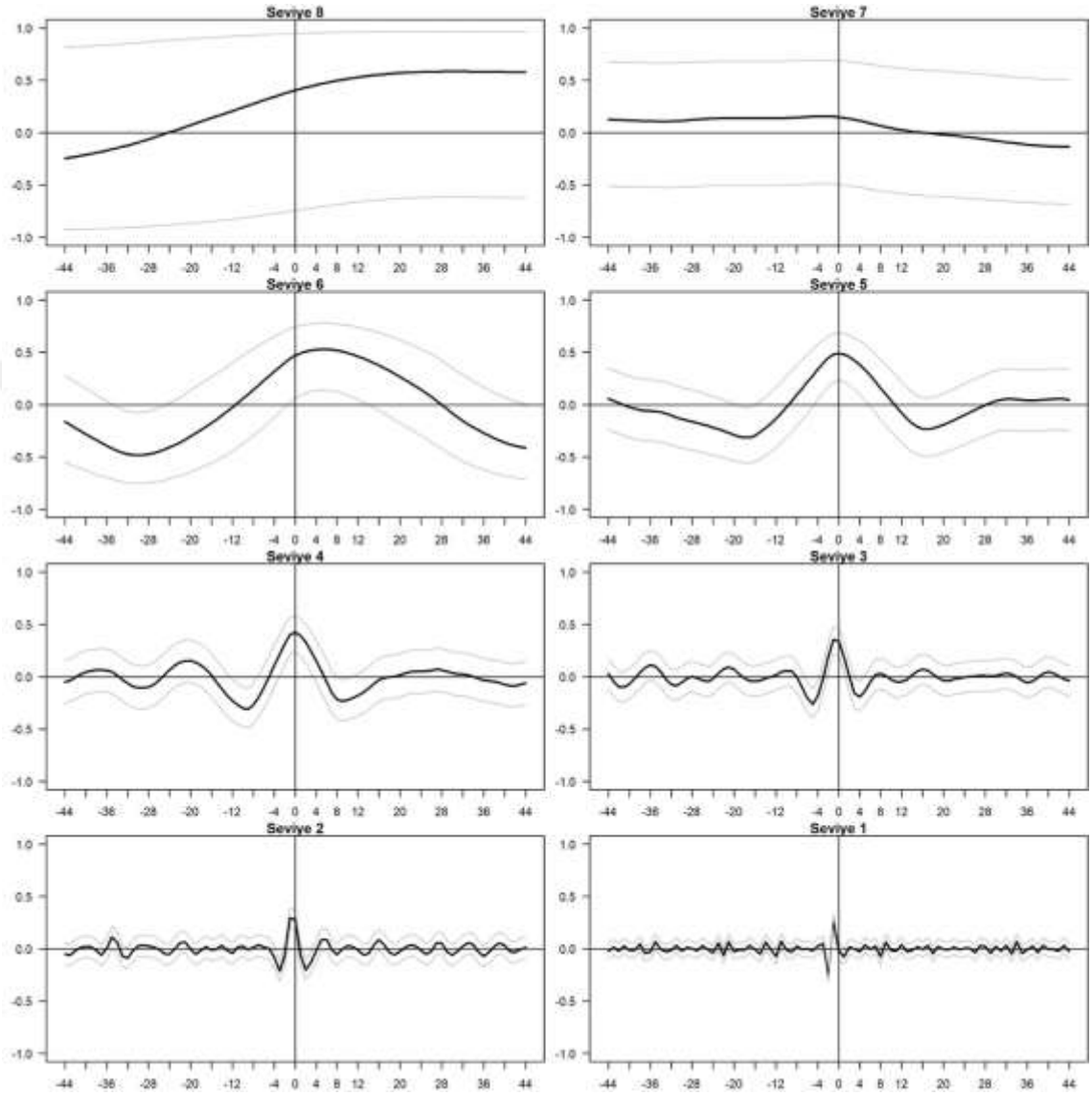

**Şekil 15:MSCI BAE Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK12: MSCI Hindistan ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



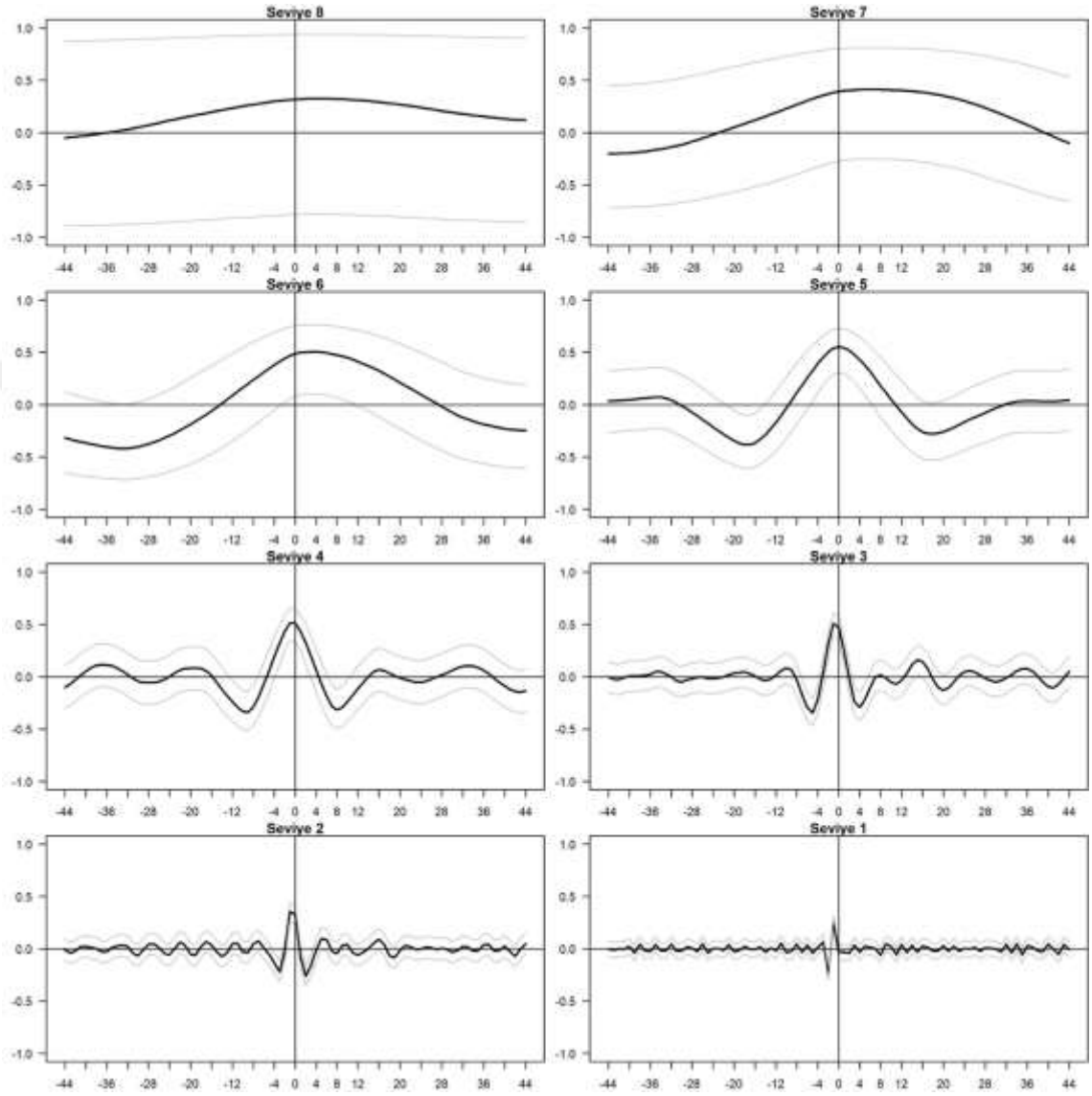

**Şekil 16:MSCI Hindistan Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK13: MSCI Endonezya ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



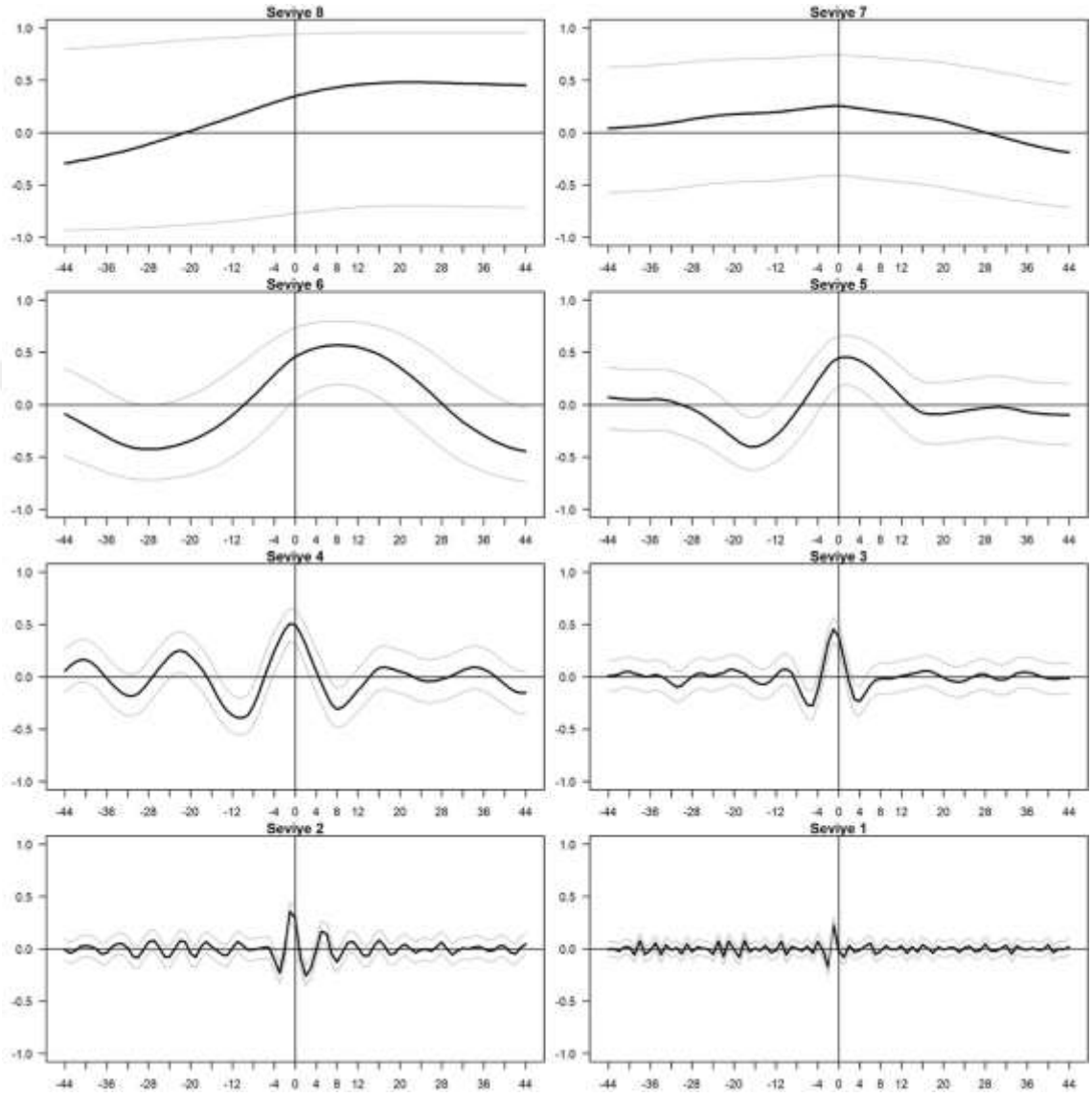

**Şekil 17:MSCI Endonezya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK14: MSCI Kore ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



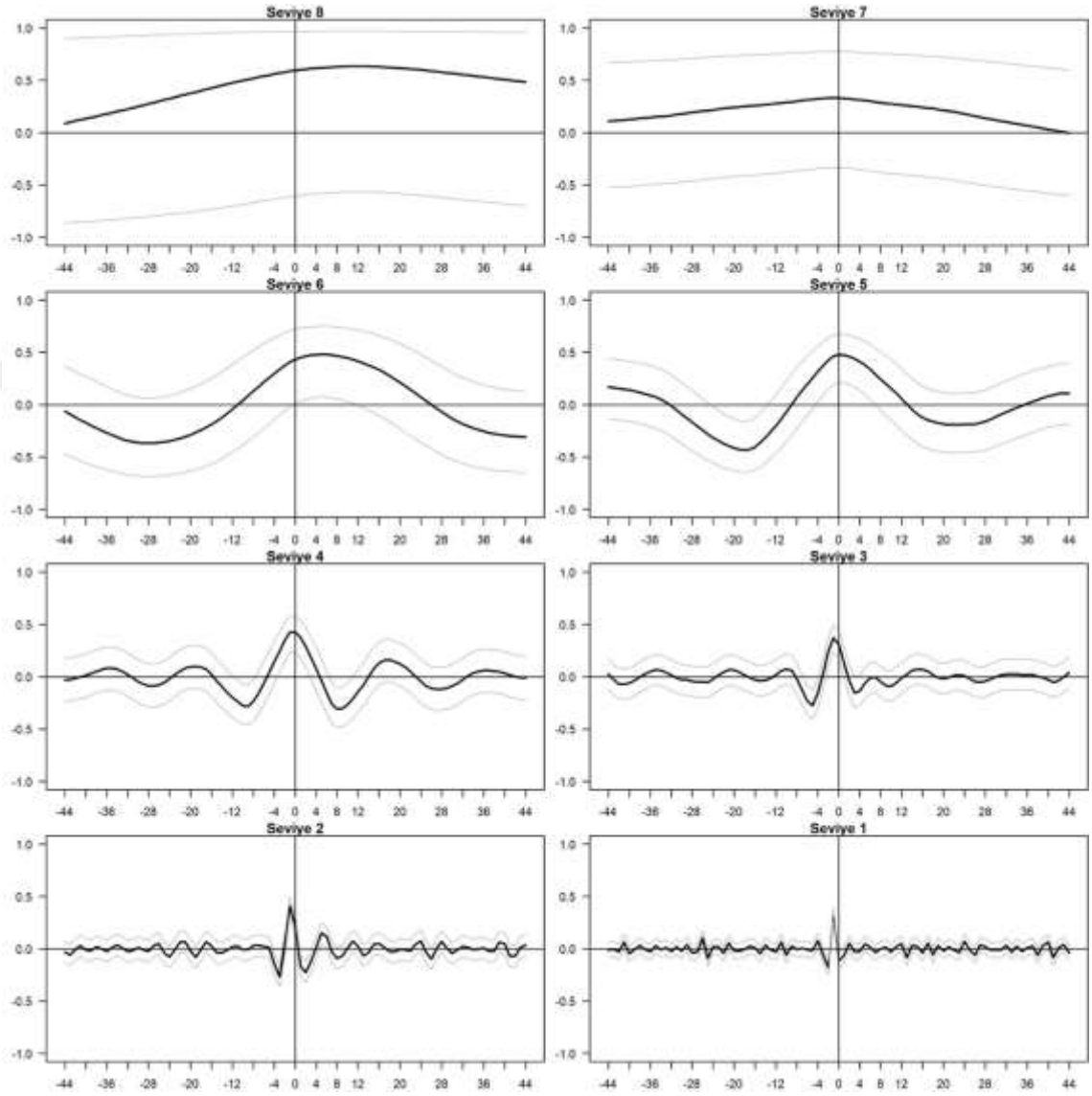

**Şekil 18:MSCI Kore Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK15: MSCI Malezya ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**



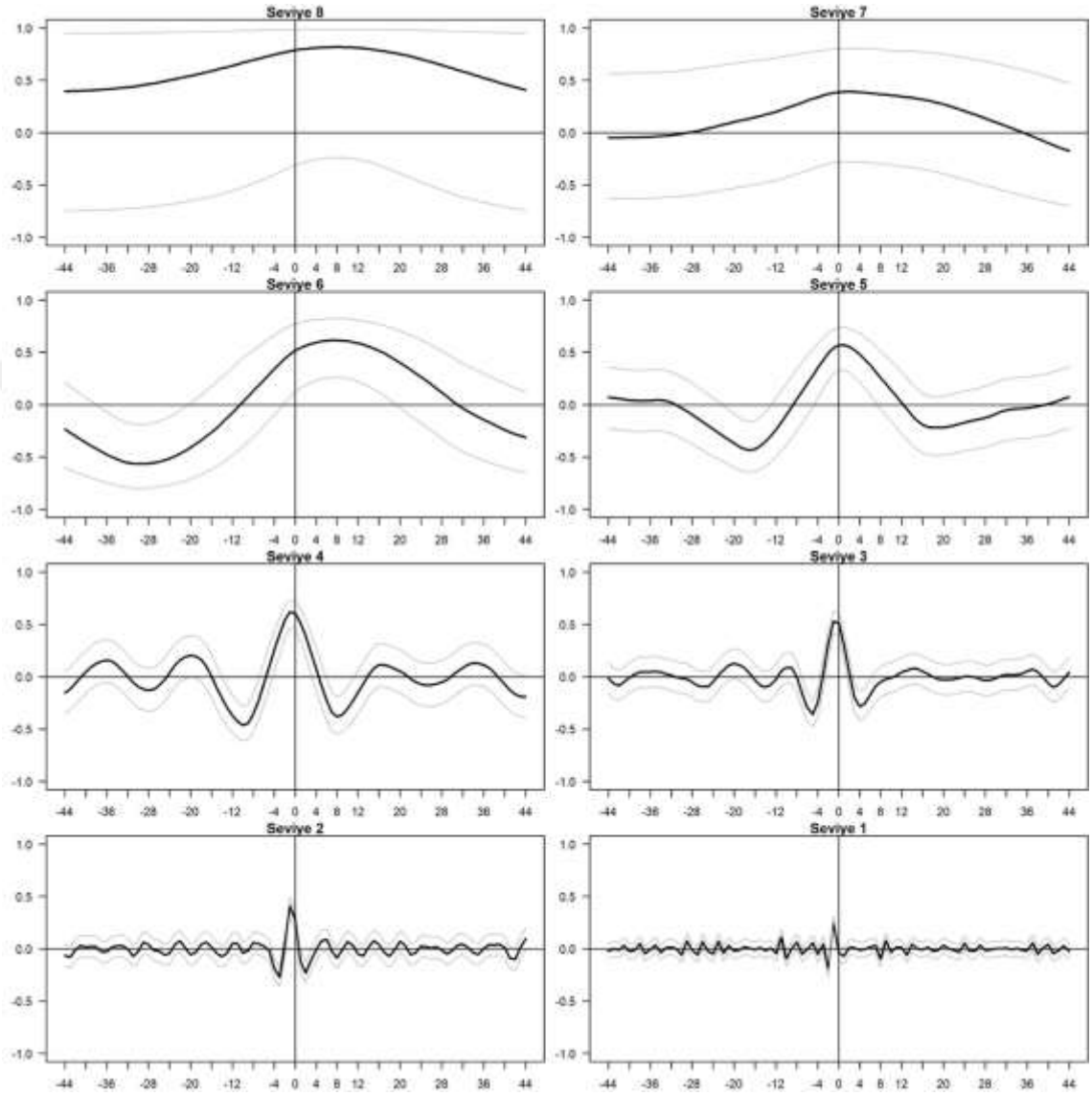

**Şekil 19: MSCI Malezya Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK16: MSCI Filipinler ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**




**Şekil 20: MSCI Filipinler Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**

**EK17: MSCI Tayvan ve S&P500 Endeks Getirilerine ait Wavelet Çapraz Korelasyon Grafikleri**




**Şekil 21: MSCI Tayvan Endeksine ait Çapraz Korelasyon Grafiği**