



Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü

İşletme Anabilim Dalı

Muhasebe ve Finans Bilim Dalı

**FİNANSAL PİYASALARDA VOLATİLİTE TAHMİNİ: MİDAS
REGRESYON YÖNTEMİYLE BİR UYGULAMA**

Murat KÖRS

Doktora Tezi

Ankara, 2021

Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü

İşletme Anabilim Dalı

Muhasebe ve Finans Bilim Dalı

**FİNANSAL PİYASALARDA VOLATİLİTE TAHMİNİ: MIDAS
REGRESYON YÖNTEMİYLE BİR UYGULAMA**

Murat KÖRS

Doktora Tezi

Ankara, 2021

Varlığıyla bana güç veren sevgili Aileme ve oğlum Leon'a,

ÖZET

KÖRS Murat. *Finansal Piyasalarda Volatilite Tahmini: MIDAS Regresyon Yöntemiyle Bir Uygulama*, Doktora Tezi, Ankara, 2021.

Bu çalışma finansal oynaklık konusunu kapsayıcı bir yaklaşımla irdellemektedir. Oynaklığa ilişkin tanımları, kavramları, alternatif tahmin yöntemlerini geniş bir yelpazede ele almaktadır. Literatürü hem geniş bir çerçevede değerlendirmekte hem de borsa endekslerine indirgeyerek daha ayrıntılı sonuçlar sunmaktadır.

Literatürde sıkça yer bulan GARCH yöntemlerine alternatif olarak son yıllarda kullanımı yaygınlaşan MIDAS (Mixed Data Sampling) regresyon yöntemi çalışmada yer bulmuştur. Bu amaçla, küresel finansal kriz dönemi için 8 gelişmiş ve 7 gelişmekte olan ülke borsa endeksi MIDAS, GARCH ve EGARCH yöntemleri ile analiz edilmiştir. Bir aylık tahmin performansı incelendiğinde MIDAS yöntemi GARCH ve EGARCH metotlarına kıyasla daha üstün oynaklık tahmini performansı ortaya koymaktadır. Farklı frekanstaki verileri analiz etme olanağı sunan MIDAS yöntemi, analistler ve araştırmacılar için oynaklık tahmininde ve diğer pek çok diğer araştırma konusunda kullanılabilecek önemli bir yöntem olarak ortaya konulmaktadır.

Anahtar Kelimeler

Volatilite Tahmini, MIDAS Regresyon, Koşullu Oynaklık, GARCH, EGARCH

ABSTRACT

KÖRS Murat. *Forecasting Volatility for Financial Markets: An Application of MIDAS Regression*, PhD Dissertation Thesis, Ankara, 2021.

This study presents a holistic approach to volatility forecasting. It covers a wide range of definitions, concepts and alternative estimation methods related to volatility forecasting. Not only evaluating the literature in a broader perspective in volatility forecasting, it also presents more detailed results on stock market indices.

The study adopted a comparatively new technique named MIDAS (Mixed Data Sampling) regression as an alternative to commonly used GARCH methods. With that purpose, I studied 8 developed and 7 developing country's stock markets for the 2008 financial crisis period. I evaluated the one month out-of-sample volatility forecast performance of MIDAS, GARCH and EGARCH regression models. Our results suggest that MIDAS produce superior forecast performance compared to GARCH and EGARCH models. MIDAS model can be a sophisticated tool for researchers and analysts to forecast future volatility among other research topics, with its ability to process mixed-frequency data.

Keywords

Volatility Forecasting, MIDAS Regression, Conditional Volatility, GARCH, EGARCH

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	ii
ABSTRACT	iii
İÇİNDEKİLER	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vii
TABLolar DİZİNİ	viii
KISALTMALAR DİZİNİ	ix
GİRİŞ	1
1. BÖLÜM	6
VOLATİLİTENİN TANIMI VE HESAPLANMASI	6
1.1 VOLATİLİTENİN TANIMI VE KAVRAMSAL GELİŞİMİ	6
1.2 VOLATİLİTENİN HESAPLANMASI	7
1.2.1. Günlük Volatilitiyi Temsilen Getirinin Karesinin Kullanılması	9
1.2.2. Volatilitiyi Temsilen En Yüksek ve En Düşük Farkının Kullanılması.....	9
1.2.3. Yüksek Frekanslı Veriler ve Gerçekleşen Volatilite	10
1.3. VOLATİLİTE İLE İLGİLİ KAVRAMLAR.....	11
1.3.1. Volatilite Kümelenmesi	11
1.3.2. Volatilite Asimetrisi: Kaldıraç ve Geri Bildirim Etkisi.....	13
1.3.3. Ortalamaya Dönüş	15
1.3.4. Kalın Kuyruk, Çarpıklık ve Basıklık	16
1.3.5. Oynaklık Korelasyonu ve Yayılım Etkisi.....	17
2. BÖLÜM	18
VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ	18
2.1 ZAMAN SERİSİ TAHMİN MODELLERİ.....	18
2.1.1. Tarihsel Ortalama	18
2.1.2. Hareketli Ortalama.....	19
2.1.3. Üstel Ağırlıklı Hareketli Ortalama Modeli (EWMA)	19
2.1.4. Rassal Yürüyüş Modeli.....	20
2.1.5 Basit Regresyon Modeli	20
2.1.6 ARMA Modeli.....	21
2.2. KOŞULLU VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ	21
2.2.1. ARCH Modeli.....	22
2.2.2. GARCH Modeli.....	24
2.2.2.1. GARCH Modelleri Dünyası	25
2.2.2.2. GARCH-M Modeli.....	26
2.2.2.3. GJR-GARCH Modeli	27

2.2.2.4. EGARCH Modeli	27
2.3. STOKASTİK VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ	27
2.4. ÖRTÜK OYNAKLIK TAHMİN MODELLERİ	28
2.5. VOLATİLİTE TAHMİN YÖNTEMLERİNİN KARAKTERİSTİK ÖZELLİKLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI.....	29
3. BÖLÜM	33
VOLATİLİTE TAHMİN DEĞERLEME YÖNTEMLERİ.....	33
3.1. VOLATİLİTE NASIL İFADE EDİLMELİ?.....	34
3.2. TAHMİN HATA İSTATİSTİKLERİNİN OLUŞTURUMASINDA KULLANILAN YAKLAŞIMLAR	35
3.3. TAHMİN HATALARININ KARŞILAŞTIRILMASINDA KULLANILAN YÖNTEMLER.....	37
3.3.1. Kombinasyon Testi	37
3.3.2 Diebold-Mariano Test.....	38
4. BÖLÜM	39
VOLATİLİTE TAHMİNİ LİTERATÜR DEĞERLENDİRMESİ.....	39
4.1. ZAMAN SERİSİ TAHMİN MODELLERİ	39
4.2. GARCH MODELLERİ	40
4.3. STOKASTİK VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ.....	41
4.4. ÖRTÜK VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ.....	41
4.5. VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİNİN GENEL DEĞERLENDİRMESİ	42
5. BÖLÜM	44
ZAMAN SERİSİ ANALİZİNDE YENİ BİR BAKIŞ AÇISI: MIDAS REGRESYON YÖNTEMİ	44
5.1. MIDAS REGRESYONUNUN LİTERATÜR UYGULAMALARI....	45
5.2. MIDAS REGRESYON MODELİ METODOLOJİSİ.....	47
5.2.1. Almon-PDL Yöntemi	48
5.2.2. Üssel Almon Yöntemi	49
5.2.3. Beta Ağırlık Yöntemi	49
5.2.4. Kısıtsız MIDAS Modeli.....	50
5.2.5. Adımsal Ağırlık Yöntemi	51
6. BÖLÜM	52
BORSA ENDEKSİ VOLATİLİTE TAHMİNİNDE ELE ALINAN YAKLAŞIMLAR VE HİPOTEZ GELİŞTİRME.....	52
7. BÖLÜM	64
AMPİRİK ÇALIŞMA: BORSA ENDEKSLERİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA	64
7.1. GELİŞMİŞ ÜLKE ÖRNEKLEMİ.....	66

7.1.1. Veri	67
7.1.2 Metodoloji.....	73
7.1.3 Analitik Bulgular	75
7.1.4. Sağlıklık Testi	77
7.2. GELİŞMEKTE OLAN ÜLKE ÖRNEKLEMİ.....	80
7.2.1. Veri	81
7.2.2. Analitik Bulgular	84
7.2.3. Sağlıklık Testi	85
8. BÖLÜM.....	88
GENEL DEĞERLENDİRME VE SONUÇ.....	88
9. EKLER.....	94
EK 1: Dickey Fuller Yapısal Kırılma Testleri	94
EK 2: GELİŞMEKTE OLAN BORSA KENDEL DAĞILIM GRAFİKLERİ	99
EK 3: ANALİZDE KULLANILAN EViews Kodları	101
Kaynakça.....	109

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1 S&P 500 Aylık Tarihsel Volatilitésinin Korelogram Grafiđi (1980 Ocak – 2020 Ocak).....	12
Şekil 2 Geçmiş Volatilité Geleceđi Açıklayabilir mi?	12
Şekil 3 Volatilité ve Getiri Arasındaki Negatif İlişki	13
Şekil 4 Volatilité Asimetrisi.....	14
Şekil 5. S&P 500 Normallik Varsayımını Sağlıyor mu?	16
Şekil 6 Oynaklık Kümelenmesi ve Patlaması	22
Şekil 7 Örneklem İçi ve Dışı Tahmin Kavramları	33
Şekil 8 S&P 500 ve BIST Endeksi Tarihsel Gelişimi.....	67
Şekil 9 VIX Endeksi ile Dönemsel Ayrıştırma	68
Şekil 10 Borsa Endeksi Getirilerinin Kernel Yođunluk Analizi.....	70
Şekil 11 Gelişmiş Borsa Endeksleri Oynaklık Tahmini Sonuçları	76
Şekil 12 Gelişmiş Borsa Endeksleri Oynaklık Tahmini Sağlamlık Testi (Ardışık Örneklem)	79
Şekil 13 Borsa İstanbul Yıllıklandırılmış Aylık Oynaklık.....	82
Şekil 14 Modern Portföy Teorisinin Gelişmiş ve Gelişmekte Olan Borsalarda Sınanması	83
Şekil 15 Gelişmekte Olan Borsa Endeksleri Oynaklık Tahmini Sonuçları	84
Şekil 16 Gelişmekte Olan Borsa Endeksleri Oynaklık Tahmini Sağlamlık Testi (Ardışık Örneklem)	86

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo 1 Volatilite Tahmin Modellerinin Karakteristik Özellikleri.....	29
Tablo 2 Popüler Hata Değerlendirme Yöntemleri	36
Tablo 3: Volatilite Tahmin Modelleri Karşılaştırması.....	42
Tablo 4: Borsa Endeksi Volatilite Tahminine İlişkin Literatürde Yer Alan Çalışmaların Öne Çıkan Jenerik Özellikleri.....	53
Tablo 5. Borsa Endeksinde Volatilite Tahminini Ele Alan Çalışmaların Özet Tablosu.....	62
Tablo 6 Yapısal Kırılma Testi ve Dönemsel Ayırıştırma	68
Tablo 7 Tarihsel Günlük Getiri Betimleyici İstatistikleri (Ocak 1980 – Eylül 2008)	69
Tablo 8 Gelişmiş Ülke Borsa Endekslerinin Tahmin Hatalarının Diebold-Mariano Testi ile Analizi	77
Tablo 9 Kaydırmalı ve Ardışık Örneklem Yönteminin Çalışma Adımları.....	78
Tablo 10 Sağlamlık Testi: Gelişmiş Borsa Endekslerinin Tahmin Hatalarının Diebold-Mariano Testi ile Analizi	80
Tablo 11 Yapısal Kırılma Testi ve Dönemsel Ayırıştırma	81
Tablo 12 Tarihsel Günlük Getiri Betimleyici İstatistikleri (Ocak 1993 – Eylül 2008)	82
Tablo 13 Gelişmekte Olan Borsa Endeksleri Tahmin Hatalarının Diebold-Mariano Testi ile Analizi.....	85
Tablo 14 Sağlamlık Testi: Gelişmekte Olan Borsa Endekslerinin Tahmin Hatalarının Diebold-Mariano Testi ile Analizi	86

KISALTMALAR DİZİNİ

ARCH: Otoresif Koşullu Değişen Varyans (AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity)

DM test: Diebold Mariano Test

EWMA: Üstel Ağırlıklı Hareketli Ortalama (exponential weighted moving average)

FED: Amerikan Merkez Bankası

GARCH: Genelleştirilmiş Otoresif Koşullu Değişen Varyans (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity)

MAE: Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error)

MAPE: Ortalama Yüzdesele Mutlak Hata (Mean Absolute Percent Error)

MSE: Karesel Hatanın Ortalaması (Mean Square Error)

RMSE: Karesel Hatanın Ortalamasının Karekökü (Root Mean Square Error)

RY: Rassal yürüyüş

MIDAS regresyonu: Farklı Frekanslı Veri regresyonu (MIxed Data Sampling regression)

Vd: ve diğerleri

GİRİŞ

Küresel finansal krizle birlikte hisse senedi getirileri borsa endeksleri ile birlikte daha oynak hale gelmiş ve öngörü kabiliyeti zorlaşmıştır. Takip eden yıllarda özellikle ABD başta olmak üzere gelişmiş ülke merkez bankalarının izlemiş oldukları genişleyici para politikaları sermaye piyasalarında öngörülemez artışlara neden olmuştur. 2018 yılı itibarıyla kısmi olarak uygulanmaya çalışılan sıkılaştırıcı politikalarla birlikte ise sermaye piyasalarında öngörü kabiliyeti daha karmaşık bir hal almıştır. 2019 yılı başta ABD-Çin olmak üzere küresel ticarete korumacılık savaşları ile geçmiş ve yıl sonunda önce Çin'in Wuhan kentinde ortaya çıkan Covid-19 virüsü tüm dünyayı etkisi altına almıştır. Yakın tarihin en sert finansal hareketlerinin görüldüğü bu dönemde başta finansal piyasa aktörleri olmak üzere, makro ekonomi politikalarını analiz etme amacı güden araştırmacılar pazardaki oynaklığı tahmin etmeye yönelik çalışmalarını derinleştirmişlerdir.

Oynaklık kısaca bir menkul kıymetin belirli bir zaman aralığı içindeki dalgalanması olarak tanımlanabilir. Öngörülebilirlik bireylerin günlük hayatlarında olduğu kadar, yatırım kararları açısından da büyük önem arz etmektedir. Yüksek oynaklık dönemlerinde karar alıcıların öngörü ufuklarının daralması riski de beraberinde getirmekte ve riskin yansımaları da maliyet artışlarında gözlemlenebilmektedir.

Modern Portföy Teorisi ile birlikte oynaklığın yani volatilitenin bir risk ölçütü olarak kullanılması, bu kavramın hızlı bir şekilde yaygınlaşmasına alt yapı sağlamıştır. Finans çevrelerinde bir varlığın getirisinin riskin bir fonksiyonu olarak görülmesi, volatilitenin tahmin edilme çabalarının artmasına vesile olmuştur.

Poon ve Granger (2003) çalışmasında volatilitenin risk manasına gelmediğini belirtmiş, volatilitenin belirsizlik altında pek çok yatırım ve portföy kararlarının önemli bir belirleyicisi olarak ifade etmiştir. Volatilitenin modellenmesi Engle (1982) ve Bollerslev (1986) çalışmalarıyla hız kazanmış ve özellikle 1987 yılında ABD borsasında yaşanan çöküş (Kara Pazartesi) sonrası büyük önem kazanmıştır.

Derinleşen ve genişleyen küresel finansal piyasalar ve hızlanan bilişim altyapısı riskin bir ölçütü olarak volatilitenin tahmin edilmesindeki klasik yaklaşımlarından uzaklaşılmasında etkili olmuştur. Volatiliten tahminlerinin önemine istinaden artan ilginin ikinci nedeni otomasyona dayalı alım satım işlemleri, vadeli işlemler ve türev araçları gibi alışılmışın dışındaki yöntem ve menkul kıymetlerin piyasada ağırlığının artırılması olarak gösterilmektedir.

Oynaklık tahminlerinin gelişmesindeki üçüncü neden olarak ise opsiyon gibi varlık fiyatlandırma modellerinde volatilitenin direk denkleme girmesi söylenebilir. Zira Black – Scholes opsiyon fiyatlandırma modelindeki opsiyon fiyatı dayanak varlığın spot fiyatının, vadeye kalan günün, kullanım fiyatının, faiz oranının ve ayrıca volatilitenin de bir fonksiyonudur (Bodie vd. 2014:

742). Genel olarak değerlendirildiğinde hızlı teknolojik gelişmeler değişen risk algısını ve tahmin çabasını beraberinde getirmektedir. Bu çerçevede oynaklığın tahmini modelleri de gelişmekte ve evrilmektedir.

Oynaklık tahmini çalışmalarında ağırlıklıla menkul değer getirilerinin varyansı kullanılmaktadır. Ancak bilindiği üzere varyans belirli bir zaman aralığına göre hesaplanan dinamik olmayan bir değer özelliği taşımaktadır. 1960'lı yıllardan sonra yapılan çalışmalarda varyansın zaman içinde sabit olmadığı ve sabit varyans varsayımı altında yapılan zaman serileri analizlerinin geçerliliğini yitirdiği ifade edilmektedir.

Mandelbrot (1963a, 1963b, 1967) çalışmalarında varlık fiyatlarının koşulsuz dağılımlarının zaman içinde değişen varyans, çok basıklık (leptokurtosis) ve oynaklık kümelenmesi sergilediğini vurgulamaktadır. Varlık fiyatlarındaki değişimlerin yüksek oluşu, uç değerlerin varlığı ve küçük değişimlerin küçük, büyük değişikliklerin ise büyük değişimleri beraberinde getirmesi oynaklık kümelenmesi ve biraz önce bahsedilen diğer sorunları da beraberinde getirmektedir. Dolayısıyla volatilité tahminleri zorlaşmaktadır.

Engle (1982) zaman içinde değişen varyans sorununu çözmek adına ARCH modelinin kullanılmasını ortaya atmış ve volatilité kümelenmesiyle basıklıktaki değişimin modellenebileceğini ifade etmiştir. Özetle Engel hata terimi varyansının önceki dönem hata terimlerinin karelerinin bir fonksiyonu olarak değişeceğini ifade etmektedir. Bollerslev (1986) tarafından geliştirilen Genelleştirilmiş ARCH modeli (GARCH) gecikmeli hata terimlerinin yanı sıra koşullu varyans terimlerini de içermektedir. Sonuç itibarıyla bu iki model finansal serilerdeki oynaklık tahmininde daha tutarlı sonuçların elde edilmesini sağlamaktadır.

Normal dağılım varsayımından uzaklaşıldığı ve sabit olmayan varyans sorununun görece kabul gördüğü literatür çalışmaları yeni bir sorunun ortaya çıkmasına neden olmuştur. Volatilité tahminlerinde yüksek frekanslı verilerin toplulaştırılmış düşük frekanslı verilere göre (günlük verilerin haftalık verilere dönüştürüldüğü senaryo) daha iyi sonuç vereceği; böylelikle veri kaybının yaşanmayacağı ve gün içi hareketlerin dahi hesaba katılabileceği ortaya atılmıştır.

Bu çerçevede, Andersen ve Bollerslev (1998), Andersen vd. (1999a, 1999b), Bera ve Higgins (1997), McMillan ve Speight (2004) yüksek sıklıklı verilerin gerçekleşen volatilité tahmininde daha başarılı sonuçlar verdiğini ortaya koymuştur. Genel olarak, bir menkul kıymet gün içinde yüksek oranda oynaklık gösterirken günlük olarak karşılaştırmalarda bu iniş ve çıkışlar göz ardı edilebilmekte ve tahminlerin gücü aşağı düşebilmektedir. Gün içi verilerle günlük volatilitenin tahmini ya da aynı şekilde günlük verilerle aylık tahminlerin elde edilmesinin daha gerçekçi sonuçlar doğuracağı düşünülmektedir. Keza Poon ve Granger (2005) çalışması da yüksek frekanslı verilerin düşüğe kıyasla daha güçlü sonuçlar verdiğini ortaya koymaktadır.

Son yıllarda yüksek frekanslı verilerin kullanımındaki artış gerçekleşen volatilitite/oynaklık modellemesi çalışmalarını derinden etkilemiştir. Andersen ve Bollerslev (1998), Andersen vd. (2001a ve 2001b) ile Barndorff-Nielsen ve Shephard (2002) çalışmalarında gerçekleşen oynaklık olarak gün içi volatilitite hesaplamalarının kullanılmasının hem günlük volatiliteye ilişkin gerçekçi bir ölçüt olduğunu hem de sonunda volatilitenin gözlemlenebilir bir kavram olarak karşımıza çıktığını ifade etmektedir. Bu çerçevede, gerçekleşen volatilitite için günlük getirilerin karesinin kullanılmasının uygun olacağı ifade edilmiştir.

Gerçekleşen volatilitite hesaplamalarının gerçek oynaklığın iyi bir ölçüsü olacağına kabulünden sonra oynaklık hesaplamaları hız kazanmıştır. Ghysels vd. (2004, 2005, 2006a, 2006b) çalışmalarında ise yeni bir yöntem ortaya konulmuş ve volatilitite tahmininde yeni bir yaklaşım benimsenmiştir. Bu yaklaşımın adı “Mixed Data Sampling” (MIDAS) olarak ifade edilmekte ve yöntem farklı frekanslardaki verilerin aynı anda regresyon analizi ile irdelenmesine imkân tanımaktadır. Ghysels vd. (2009) ile Chen ve Ghysels (2011) çalışmalarının da gösterdiği üzere MIDAS ise Amerikan hisse senetleri getirilerinin volatilitite tahmininde de diğer yöntemlere göre çok daha üstün sonuçlar elde edilmiştir.

Bu tez çalışma ise fiyat oynaklığının tanımını, ilişkili olduğu kavramları kapsayıcı bir şekilde ele almakta ve oynaklık tahmininde öne çıkan tahmin yöntemlerini ayrıntılı bir şekilde irdelenmektedir. Bu haliyle çalışmanın literatürde anlam karmaşasına yol açan tanımlamaları ayrıntılı bir şekilde ele alması, yöntemlerin performanslarını baz alarak karşılaştırmalı olarak sunması bakımından yazın çalışmalarına önemli katkı sağladığı düşünülmektedir.

Ulusal literatür oynaklık tahmininde çoğunlukla (G)ARCH ya da GARCH modellerinin türevlerine odaklanmaktadır. Bu çalışmada ise finansal literatüre sonradan kazandırılan MIDAS yöntemine de odaklanılarak literatürde yer alan yöntemsel boşluğun bir nebze olsun kapatılması amaçlanmaktadır. Oynaklığın pek çok menkul kıymete uyarlanabildiği göz önünde bulundurulduğunda, yöntemsel mukayesenin ortaya konulabilmesi için çalışmada örneklem borsa endekslerine indirgenmiştir. Borsa endeksi oynaklık tahmini finansal literatürde en ilgi çekici alanlardan birini oluşturmaktadır. Yatırım, geniş türev araç havuzu gibi pek çok etkenin yanı sıra borsalardaki oynaklık ayrıca finansal piyasaların içinde bulunduğu durumu da özetleyebilmektedir. Bu amaçla çalışmanın dördüncü bölümünde genel çerçevede özetlenen literatür, altıncı bölümde borsa endekslerine indirgenerek ele alınmıştır.

Çalışmada ele alınan bulguların ampirik olarak desteklenmesi amacıyla seçilen MIDAS yöntemi, literatürde sıklıkla ele alınan GARCH ve daha sonra ayrıntılarıyla aktarılacak olan ve asimetrik oynaklığı modelleyebilen EGARCH yöntemleriyle mukayese edilecektir. Örneklem dışı tahmin performansları üzerinden yapılacak bu karşılaştırma için ise, finansal türbülansın sert bir şekilde hissedildiği 2008 küresel finansal kriz sonrasındaki döneme odaklanılmıştır. Bu amaç için hem gelişmiş hem de gelişmekte olan ülke havuzundan

aralarında Türkiye'nin de yer aldığı borsa endeksleri seçilmiş, sekizi gelişmiş olmak üzere 15 ülke borsası analiz edilmiştir.

Çalışmanın temel katkısı, fiyat oynaklığının tanımından, hesaplama yöntemlerine, tahmin için kullanılabilecek alternatiflerin üstünlükleri çerçevesinde değerlendirilmesinden, uluslararası yazında yer alan çalışmaların özenli bir şekilde irdelenmesine ve nihayetinde ise tek bir yonteme bağılı kalan ulusal yazına alternatif ve güçlü bir tahmin yönteminin kazandırılmasına dayanmaktadır. Bu çerçevede, çalışmanın uygulama adımında MIDAS yönteminin üstünlükleri test edilecektir. Sonuçlar gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeleri kapsayan iki farklı örneklem altında sunulmaktadır.

Uygulama adımında oynaklık tahmininde ulusal literatüre MIDAS yönteminin kazandırılması çerçevesinde çeşitli hipotezler test edilecektir:

H1: İlk hipotez, finansal türbülans döneminde MIDAS modeli volatilité tahmininde alternatiflerinden daha iyi performans sergileyip sergilemediğini test etmektedir.

H2: İkinci hipotez ile asimetrik ilişkiyi ele alan EGARCH yönteminin diğer yöntemlere olan üstünlüğü test edilecektir. Bu noktada EGARCH yönteminin klasik GARCH yönteminden daha iyi tahmin performansı sergileyip sergilemediği de test edilecektir.

H3: Üçüncü hipotez ise, alternatif yöntemlerin gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeleri içine alan her iki alt örneklem için farklı sonuçlar doğurup doğurmadığına dayanmaktadır.

Eğer MIDAS yöntemi her iki farklı örneklem için de akranlarından daha iyi performans sergilerse üstünlüğü ele alınan yöntemler çerçevesinde ampirik olarak kanıtlanmış olmaktadır.

Çalışma oynaklık konusunda araştırma yapan uygulamacı ve araştırmacılara konu ile öne çıkan temel bilgilere, geniş literatür kıyaslamalarına ve özenle hazırlanmış uygulama sonuçlarına yer vermektedir. Bu haliyle çalışmadan faydalanmak isteyen araştırmacıların tek bir kaynakla geniş bir bilgi havuzundan faydalanmaları amaçlanmıştır.

Bu amaç doğrultusunda çalışmanın ilk bölümünde oynaklığın tanımına, hesaplanma yöntemlerine ilişkin ayrıntılı bilgiler sunulduktan sonra, oynaklık ile örtüşen kavramlara yer verilmektedir. Bu kavramlar ayrıca deterministik bir takım şekilsel öğeler ile okuyucuya aktarılmaktadır.

Takip eden bölümde ise oynaklık tahmininde kullanılan yöntemler tartışılmaktadır. Bu bölümün dizaynında literatürde yer alan dört temel farklı yöntemden faydalanılmış ve bir önceki bölümde sunulan oynaklık kavramları ile ilişkilendirilerek yöntemler arasındaki farklılıklar sunulmaktadır.

Pek çok akademik çalışmada görece göz ardı edilen bir bölüm olan üçüncü bölüm ise tahmin değerlendirme yöntemleri tartışılmaktadır. Bu bölümde öncelikle tahmin hata istatistiklerinin

nasıl elde edileceđi ve daha sonra bu istatistiklerin ne gibi testler ile birbirlerinden farklılıklarının ortaya konabileceđi ifade edilmektedir.

Dördüncü bölüm literatür deđerlendirme amacının ilk ayađını oluřturmaktadır. Bu bölümde herhangi bir menkul kıymet ayrımı yapılmadan, daha önce sunulan 4 temel tahmin yöntemi çerçevesinde oynaklık tahmininde ele alınan yaklaşımlar sunulmaktadır. Ayrıca bu yöntemlerin tahmin performansı açısından genel bir deđerlendirmesi ortaya konmaktadır.

Beşinci bölümde MIDAS yönteminin metodolojisine ve ulusal/uluslararası yazındaki uygulama örneklerine deđinildikten sonra takip eden altıncı bölümde literatür çalışmasının ikinci ve son ayađı aktarılmaktadır. Bu amaç için yazın borsa endeksine indirgenmiş ve endeks oynaklığını konu alan çalışmalar irdelenmiştir.

Çalışmanın yedinci bölümü, hipotez testleri çerçevesinde ortaya konan geniş bir analiz çalışmasını ortaya koymaktadır. Gelişmiş ve gelişmekte olmak üzere ikiye ayrılan örneklem MIDAS, GARCH ve EGARCH yöntemleri ile teste tabi tutulmakta ve sonuçlar ayrıntılı bir şekilde tartışılmaktadır. Ayrıca her bir alt örneklemin test sonuçları sağlamlık testleri ile sınanmaktadır. Sekizinci bölümde yer alan genel deđerlendirme ve sonuç kısmında ise, tanım ve kavramlarla başlayan ilk bölümden ampirik çalışmanın yer aldığı yedinci bölüme kadar olan bütün bilgiler, analizler ve bulgular özetlenmektedir.

1. BÖLÜM

VOLATİLİTENİN TANIMI VE HESAPLANMASI

Bütün finansal modellerin başlangıç noktası yatırımcıların karşılaştıkları belirsizliklere dayanmaktadır. Belirsizliğin yatırımcı davranışı ve dolayısıyla piyasa fiyatlarına yansımaları her bir finans modelinin içeriğini oluşturmaktadır (Campbell vd., 1997). Risk yönetiminin, varlık dağıtımının ve finansal piyasalardaki işlemlerin büyük bir kısmı varlığın potansiyel kaybının ölçümüne bağlıdır. Potansiyel kayıpların tahmini ve sağlam yatırım kararları için yatırımcı riski hesaplamak durumundadır.

Volatilite ise finansal piyasalardaki riskin bir ölçütü olarak kullanılması neticesinde, belirsizliğin beklenen fiyatı olarak da algılanmaktadır. Getiri ve risk arasındaki ödünleşim pek çok finansal model ile yatırım kararlarının temelini ve modern portföy teorisinin de dayanak noktasını oluşturmaktadır. Yanlış oynaklık tahminleri finansal kurumların sermayeden ve yatırımdan eksik kalmasına neden olabilmektedir. Ayrıca, piyasalardaki volatilite ve volatilitenin piyasa güvenine etkisi küresel boyutlarda etkilere yol açmaktadır.

1.1 VOLATİLİTENİN TANIMI VE KAVRAMSAL GELİŞİMİ

Volatilite, belirsiz bir değişkenin sahip olabileceği bütün olası sonuçların dağılımını işaret etmektedir (Poon, 2005). Finansal piyasalarda genellikle araştırmacılar finansal getirinin nasıl dağıldığı ile ilgilenirler. İstatistikte ise oynaklık sıklıkla basit standart sapmayı ifade eder (Denklem 1).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (r_t - \mu)^2} \quad (1)$$

Denklem 1’de r_t örneğin günlük getiriyi, μ ise N kadar gün için ortalama getiriyi ifade etmektedir. Kimi zaman ise, volatilitiyi tanımlamak adına standart sapmanın karesini ifade eden varyans terimi σ^2 kullanılabilir. Ortalama ve standart sapmanın aynı birimsel ölçüye sahip olduğu düşünüldüğünde yorumlamalarda ve hesaplamalarda varyans kafa karışıklığına neden olabilir. Örneğin, ortalama dolar TL kuru hesabında, standart sapma da dolar TL kurunu ifade eder. Fakat, varyans için içine girdiğinde ölçü artık dolar TL kurunun karesidir. Bu nedenle oynaklığı ifade etmek adına yoğun kullanılan yöntem standart sapmadır.

Genel kanının aksine, volatilite risk ile ilişkili olsa da risk demek değildir (Poon (2005); Poon ve Granger (2003)). Risk istenmeyen bir sonucu ifade ederken, volatilite pozitif bir sonuca bağlı olarak da belirsizlik şeklinde karşımıza çıkabilir. Örneğin Sharpe rasyosunu ele alalım (Denklem 2).

$$\text{Sharpe Rasyosu} = \frac{(r_t - r_f)}{\sigma} \quad (2)$$

Denklemden r_t portföyün ortalama getirisini, r_f risksiz faiz oranını ve σ ise portföyün standart sapmasını ifade etsin. Sharpe rasyosunun büyük değeri küçüğüne tercih edilmekte ve portföyün mukayeseli üstünlüğüne işaret etmektedir. Ancak kimi zaman istenilen bir durum olsa da çok yüksek getiriye sahip bir portföyün sapması da yüksek olacağından, Sharpe rasyosu göreceli düşük kalarak portföyün tercih edilmemesine neden olabilir.

Oynaklık tamamen riski ifade etmese de, belirsizliğe ilişkin gösterge olması müsebbibiyle yatırım kararlarında, portföy oluşumunda, opsiyon fiyatlamasında, riskten korunma (hedging) ve risk yönetiminde çok önemli girdi sağlamaktadır.

Volatilité, türev araçlarının kullanımının artmasıyla beraber daha da önem kazanmıştır. Opsiyon fiyatlamasında, opsiyona konu metanın opsiyon sona erene kadarki süresi için volatilitésinin tahmin edilmesi gerekmektedir. Hatta, volatilité üzerine yazılı türev araçların kullanımı da yaygınlaşmaktadır. Bu durumda, volatilitenin kendisi kontratın ana varlığını oluşturmakta ve oynaklığın volatilitésinin ölçümü önem kazanmaktadır.

1996 yılında, 1988 yılında ilk versiyonu hazırlanan Basel Sözleşmesine kredi riskinin dışında başka risklerin varlığını da içeren bir ekleme yapıldı (BIS, 2020). Bu eklemeye, finansal risk yönetimi hususunun önemi ve bilinirliğinde önemli ilerlemeler kaydedilmeye başlandı. Bu çerçevede, oynaklık tahmini küresel ölçekte finansal kurumlar için zorunlu bir risk yönetimi konusu olarak ele alınmaya başlandı. Bankalar ve diğer ticaret platformları için riske maruz değer hesaplamaları kapsamında belirli bir rezerv sermaye ayırmaları sağlandı. Riske maruz değer hesaplamaları normal dağılımı esas almak hesaplanmakta, pek çok finansal varlık ise bu varsayıma uygun bir dağılım sergilememektedir. Bu durumda dahi volatilité farklı varsayımlarla hesaplanmakta ve simülasyon işlemine dahil edilmektedir.

Pek çok merkez bankası ve diğer ekonomik karar verici finansal volatilité ve piyasa güveni arasındaki yakın ilişkiyi takip ederek, politika kararlarında oynaklığa ilişkin tahminlerine yer verirler. Amerikan Merkez Bankası (FED), sermaye piyasası, kurlar, emtia vb piyasalardaki oynaklığı yakından takip ettiği ve para politikasında kullandığını ifade etmektedir (FED, 2016). Diğer gelişmekte olan ülke merkez bankalarının yanı sıra, Türkiye’de de politika yapıcılar, piyasa algısını yansıtmaları nedeniyle VIX, VSTOXX vb. örtük volatilité endekslerini yakinen takip etmektedir.

1.2 VOLATİLİTENİN HESAPLANMASI

Farz edelim ki r_t , $t=1,2,\dots,T$ kadar olan dönemdeki getiri serisini ifade etsin. Bu serinin Denklem 1’de ifade edilen standart sapması σ ise koşulsuz oynaklığı göstermektedir. Ancak oynaklık zaman içinde sabit kalmadığı varsayıldığı için koşullu oynaklık $\sigma_{t,\zeta}$ t zamanı için risk yönetiminde daha fazla anlam ifade eder (Poon, 2005). Oynaklık hesaplamaları belirlenen t zaman aralığı ve ζ referans dönemi için farklı sonuçlar ima edecektir. Referans dönemini ima eden ζ , sıklıkla riske maruz değer hesaplamalarında 1 ila 10 gün arasında değer

alırken; opsiyon hesaplamalarında bir aylık dönemi göstermektedir. Son dönemlerde ise gelişen finansal altyapı hizmetleriyle gün içi veriler saniyeler bazında kaydedilebilmekte ve artan sıklıkla birlikte modellerin volatilité tahmin gücü de gelişme kaydetmektedir.

Makroekonomik verilerin frekansları genellikle aylık düzeyde yayınlanmaktadır. Aylık düzeyde basit olarak volatilité hesaplanmasında Denklem 1’de yer verilen eşitliğin kullanılması uygun görülmüştür. Bir diğér yöntem ise denklemde ifade edilen ortalama μ deęerinin 0 ve ayrıca T’nin 1 dönemi kapsadığı durumda elde edilecek olan ve getiri serisinin basitçe mutlak deęerine yakınsayacak durumu ifade etmektedir (Poon ve Granger, 2003). Ampirik çalışmalarda ve finans dünyasında genellikle örneklem ortalamasını ifade eden μ deęeri göz ardı edilmektedir. Ayrıca Figlewski (1997) çalışmada da düşük gözlemlé örneklemelerde örneklem ortalamasının gerçek ortalamayı yansıtmaya gücünün düşük olduđu ifade edilmektedir. Ayrıca bir trend ya da ortalama etrafında salınım gösteren volatilité tahminlerinin, ortalamanın sıfır kabul edildiđi duruma kıyasla daha kötü performans gösterdiđi ifade edilmektedir.

Engle (1982) çalışmasında ilk defa ARCH (autoregressive conditional heteroscedasticity) modeline yer vermiş enflasyon oranının koşullu volatilitésini ařağıdaki denklemler yardımıyla tahmin etmiştir.

$$\hat{r}_t = b_0 + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sqrt{h_t}) \quad (3)$$

$$\varepsilon_t = z_t \sqrt{h_t} \quad (4)$$

$$h_t = a_0 + a_1 \varepsilon_{t-1}^2 + a_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots \quad (5)$$

İleriki bölümlerde daha ayrıntılı anlatılacak olan ARCH modeli hata terimi ε_t en çok olabilirlik deęerinin en-çoklanması (maksimize) ile elde edilmektedir. Poon (2005) bu yöntem ile elde edilen tahmin deęerlerinin, ε_t hata teriminin Gausyan dağılıma sahip olduđu ve serinin yeteri kadar uzun olduđu varsayımı altında, mutlak deęer yöntemine göre daha az hatalı sonuçlar verdiđini öne sürmektedir.

Öte yandan Denklem 1’de yer alan tahmin varyansı $\hat{\sigma}^2$, örneklem varyansının σ^2 yansız tahmin edicisi iken, varyansın karekökü $\hat{\sigma}$ örneklem sapmasının yanlı tahmini olmaktadır (Poon, 2005). Bu durum Jensen eşitsizliğine dayanmaktadır¹. Yanlı tahmin üretse de, Taylor, (1986), McKenzie, (1999), Davidian ve Carroll (1987) getirinin mutlak deęerinin getirinin karesine kıyasla volatilitéyi daha iyi açıkladıđını ifade etmektedir. Ding vd. (1993) çalışması da volatilité ölçümünde mutlak deęer getiriyi tavsiye etmektedir. Ancak, başta ARCH modelleri olmak üzere pek çok çalışma oynaklığı ifade etmek için getirinin karesini kullanmaktadır. Ancak bu yöntemlerin kullanımı Gausyan hata terimi veya getirinin belirli bir dağılım fonksiyonuna bađlı olduđu varsayımlarına dayanmaktadır. Literatürde mutlak

¹ Eđer getiri $r_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ ise, mutlak beklenen deęer $E(|r_t|) = \sigma_t \sqrt{2/\pi}$ eşit olmaktadır. Bu durumda $\hat{\sigma} = (|r_t|) / \sqrt{2/\pi}$, eđer r_t koşullu normal dağılıma sahipse.

değer yöntemine ek olarak 3 temel volatilité hesaplama yöntemi bulunmaktadır. Bu yöntemlere ilişkin bilgilere kısaca bu bölümde yer verilecektir.

1.2.1. Günlük Volatilitéyi Temsilen Getirinin Karesinin Kullanılması

Volatilité örtülü bir deęişken olup, belirli varsayımlarla hesaplanmaktadır. Yüksek frekanslı verilerin kullanımı yaygınlaşmadan önce pek çok araştırmacı günlük volatilitéyi ifade etmek amacıyla piyasa günlük kapanış fiyatlarındaki artışın karesini kullanmaktaydı. Açıkçası bu yöntem hala yaygın bir yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır. Yöntem hem uygulama kolaylığı hem de yansız varyans tahminleri elde edilmesini sağlamaktadır. Basitleştirilmiş olarak (Lopez, 2001):

$$\hat{Y}_t = b_0 + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t = \sigma_t z_t \text{ ve } z_t \sim N(0,1) \quad (6)$$

Yansızlığın ifadesi için beklenen değer cinsinden:

$$E[\varepsilon_t^2 | \theta_{t-1}] = \sigma_t^2 E[z_t^2 | \theta_{t-1}] = \sigma_t^2 \quad (7)$$

elde edilir ve yansızlık kanıtlanmış olur. İstatistiksel olarak tutarlı sonuçlar önerse de getirinin karesinin volatilitéyi ifade etmede düşük performans gösterdiği ifade edilmektedir (Poon, 2005; Christodoulakis ve Satchell, 1998). Blair vd. (2001) çalışması ise gün içindeki gerçek volatilitéyi ifade etmede 5 dakikalık verilerle türetilen getirinin karesinin günlük hesaplamaya kıyasla çok daha başarılı olduğunu ortaya koymaktadır.

1.2.2. Volatilitéyi Temsilen En Yüksek ve En Düşük Farkının Kullanılması

Literatürde oynaklığı ifade etmesi açısından başvurulan metotlardan bir diğeri ise belirli bir dönem için, çoğunlukla günlük, kaydedilen en yüksek ve en düşük değerlerin farkını baz almaktadır. Bu yöntem aynı zamanda aralık yöntemi olarak da adlandırılmaktadır. Bu yöntemin en büyük gücü, uygulama kolaylığına dayanmaktadır. Bilgisayar teknolojilerinin bu kadar atılım sağlamadığı dönemlerde, gazetelerde günlük açılış ve kapanış fiyatlarının yanı sıra günlük en yüksek ve en düşük değerlerine de yer verilmekte idi. Bu da hesaplamaların çok zorlanmadan gerçekleştirilmesine olanak sağlamaktaydı.

Aralık yönteminin finasta ilk kullanımı Mandelbrot (1971) çalışmasında rastlanmaktadır. Sonrasında ise pek çok araştırmacı bu yöntemi benimseyerek araştırmalarında yer vermiştir. Bu çalışmaların başında, Parkinson (1980), Garman ve Klass (1980), Rogers ve Satchell (1991), Alizadeh vd. (2002), Shu ve Zang (2006), Brandt ve Diebold (2006) ile Brandt ve Jones (2006) yer almaktadır.

Parkinson (1980) çalışmasında gün içindeki dalgalanmaların gün sonu kapanış fiyatlarını baz alan hesaplamalara kıyasla volatilitéye ilişkin daha fazla bilgi sunduğunu öne sürmektedir. Çalışmasında gerçekleşen volatilitéyi ifade etmesi adına aşağıda yer alan denklemdeki eşitliği önermektedir:

$$\widehat{\sigma}_t^2 = \frac{(\ln H_t - \ln L_t)^2}{4 \ln 2} \quad (8)$$

H ve L terimleri sırasıyla gün içindeki en yüksek ve en düşük gözlemleri ifade edecek şekilde, Parkinson volatilité hesabında geometrik Brown fonksiyonu varsayımında bulunmuştur.

Literatürde yaygın kullanılan bir diđer metodoloji ise Garman ve Klass (1980) alıřmasına dayanmaktadır. Parkinson (1980) metoduna ek olarak, arařtırmacılar hesaplamalarına aılıř (A) ve kapanıř (K) fiyatlarını da eklemiř ve ařađıdaki denklem ortaya ıkmıřtır.

$$\widehat{\sigma}_t^2 = 0,5 \left(\ln \frac{H_t}{L_t} \right)^2 - 0,39 \left(\ln \frac{A_t}{K_t} \right)^2 \quad (9)$$

Hesaplanması kolay olan bu yonteme yoneltelen en temel eleřtiri ise u deđerlere olan hassasiyetidir. Gun iindeki hızlı hareketlere karřı ařırı duyarlı olan model iin bazı duzeltmelere ihtiya duymaktadır.

1.2.3. Yuksek Frekanslı Veriler ve Gerekleřen Volatilité

Finansal verilerin yuksek frekansta takip edilebilme kabiliyetinin artması, volatilité hesaplamalarını kolaylařtırmakta ve geređe yakın sonular elde edilmesine olanak sađlamaktadır. Her ne kadar gerekleřen volatilité finans dunyasında ođunlukla tarihsel volatilitéyi ima etse de terim ozel olarak gun iindeki 5 veya 15 dakikalık getirinin karesini ifade etmektedir (Andersen ve Bollerslev, 1998). Andersen vd. (2001a ve 2001b) ile Barndorff-Nielsen ve Shephard (2002) alıřmaları gerekleřen oynaklık olarak gun ii volatilité hesaplamalarının kullanılmasının gunluk volatilitéye iliřkin gereki bir olut olduđunu ifade etmektedir.

Barndorff-Nielsen ve Shephard (2002) alıřmasında yuksek frekanslı gun ii getirinin karesinin gerekleřen varyansa yakınsamasının matematiksel kanıtı sunulmaktadır. Buna gore yazarlar iki farklı varsayım altında teorilerini ortaya koymaktadır. İlk varsayım daha basit bir modeli ifade etmek uzere gun ii endeks getirilerinde sıramaların olmadıđı durumu yansıtılmaktadır. Buna gore anlık endeks getirisi gun iindeki m suresi iin (saniyelik yada daha yuksek frekanslı olabilir) $r_{m,t} = p_t - p_{t-1/m}$ olarak ifade edilebilir. Bu bir donemlik getiri serisinin olulebildiđi varsayılan varyansı ise $\int_t^{t+1} \sigma_s^2 ds$ ile ifade edilebildiđi duřunulsun. Bu řartlar altında yazarlar gerekleřen oynaklıđı (RV) tanımlamak adına Eřitlik (10)'un kullanılabileceđini ifade etmektedir.

$$RV_{t+1} = \sum_{j=1}^m (r_{m,t+j/m}^2) \quad (10)$$

Bu hesaplamanın oynaklıđı ifade etmesinin kanıtı ise Karatzas ve Shreve (1988) alıřmasına dayanmaktadır. Buna gore Eřitlik (10)'da ifade edilen kesintili toplamda yer alan getirilerin birbirinden bađımsız olduđu ve varyansın ise surekli olduđu varsayımı altında anlık dilimler

sonsuzu yaklaşıırken iki varyans hesaplaması da birbirine aşağıdaki Eşitlik (11)'deki gibi yakınsamaktadır.

$$p \lim_{m \rightarrow \infty} \left(\int_t^{t+1} \sigma_s^2 ds - \sum_{j=1}^m r_{m,t+j/m}^2 \right) = 0 \quad (11)$$

Buna göre yüksek frekans altında elde edilen getirilerin karesi gün içinde zıplamaların olmadığı varsayımı altında varyansın bir tanımlayıcısı olarak kabul edilebilmektedir.

İkinci varsayım ise gün içinde zıplamaların olduğu durumu ele almaktadır. Matematiksel olarak anlatımı daha zor olan bu model basit olarak getiri serisinin varyansı bu sefer $\int_t^{t+1} \sigma_s^2 ds + \sum_{t < s \leq t+1} \varphi^2(s)$ olarak ifade edilsin. Sonradan eklenen terim $\varphi^2(s)$ gün içindeki zıplamaları gösterebilir. Bu durum altında ise Eşitlik (11) biraz daha karmaşılaşarak Eşitlik (12) halini almaktadır.

$$p \lim_{m \rightarrow \infty} \left(\int_t^{t+1} \sigma_s^2 ds + \sum_{t < s \leq t+1} \varphi^2(s) - \sum_{j=1}^m r_{m,t+j/m}^2 \right) = 0 \quad (12)$$

Barndorff-Nielsen ve Shephard (2002) belirli basitleştirme ve kısıtlar altında Eşitlik (12)'nin de gerçekleşeceğini ve gün içi zıplamaların olduğu durumda dahi varyansın getirilerin karesi ile ifade edebileceğini öne sürmüştür.

Yöntem kullanım kolaylığı açısından sorgulanabilir olsa da varyansın gerçeğe yakın şekilde ifade edilebileceğini ortaya koymaktadır. Buna rağmen yönteme ilişkin yöneltilen diğer büyük eleştiri ise 5 dakikadan daha kısa aralıklarda yapılan hesaplamaların serisel korelasyona (spurious serial correlation) yüksek derecede maruz kalacağını ifade etmektedir (Bollen ve Inder, 2002; Bandi ve Russell, 2004).

1.3. VOLATİLİTE İLE İLGİLİ KAVRAMLAR

Oynaklığa ilişkin biçimlendirilmiş olguların varlığı, volatilitenin tahminini göreceli olarak kolaylaştırmaktadır. Bu olguların başında ise volatilitenin kümelenmesi, kaldıraç etkisi, kalın kuyruk, ortalamaya dönüş ve oynaklık korelasyonu gelmektedir.

1.3.1. Volatilitenin Kümelenmesi

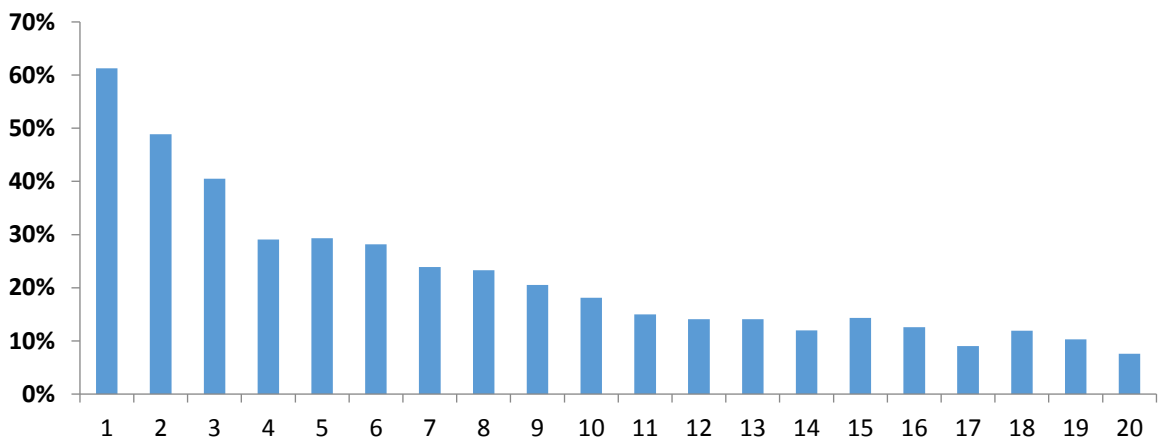
Oldukça yaygın bir kavram olan volatilitenin kümelenmesi basit olarak, finansal varlıklardaki dalgalanmaların büyüklüklerine göre kümelenme gösterdiğidir. Daha açık ifade edilecek olursa, finansal çalkantılı günleri yine kötü günler takip ederken, sakin günleri de benzer olarak oynaklığın az olduğu günler takip etmektedir (Poon ve Granger 2005; Poon 2005). Hisse senedi fiyatlarında yaşanan büyük artış/düşüşleri yine büyük değişimler; düşük değişimleri ise düşük fiyat hareketleri takip edecektir (Mandelbrot, 1963).

Bu tanımların ekonometrideki karşılığı ise otokorelasyon ve kimi durumlarda ise değişen varyans sorunu olarak adlandırılmaktadır. Robert Engle (1982) ise oluşturduğu

Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH) modeli ile bu yüksek veya düşük kalıcı oynaklığı tahmin etmiştir. Otoresiflik (autoregressive) devam etme eğiliminde olan yüksek/düşük volatilitayı; koşulluluk (conditional) belirli bir zamana göre ya da zaman içinde değişen durumu ve değişen varyans (heteroscedasticity) ise sabit olmayan oynaklığın teknik bir jargonunu ifade etmektedir. Özetle, finansal varlıklar normal dağılım sergilememekte ve sabit varyans varsayımı bozulmaktadır.

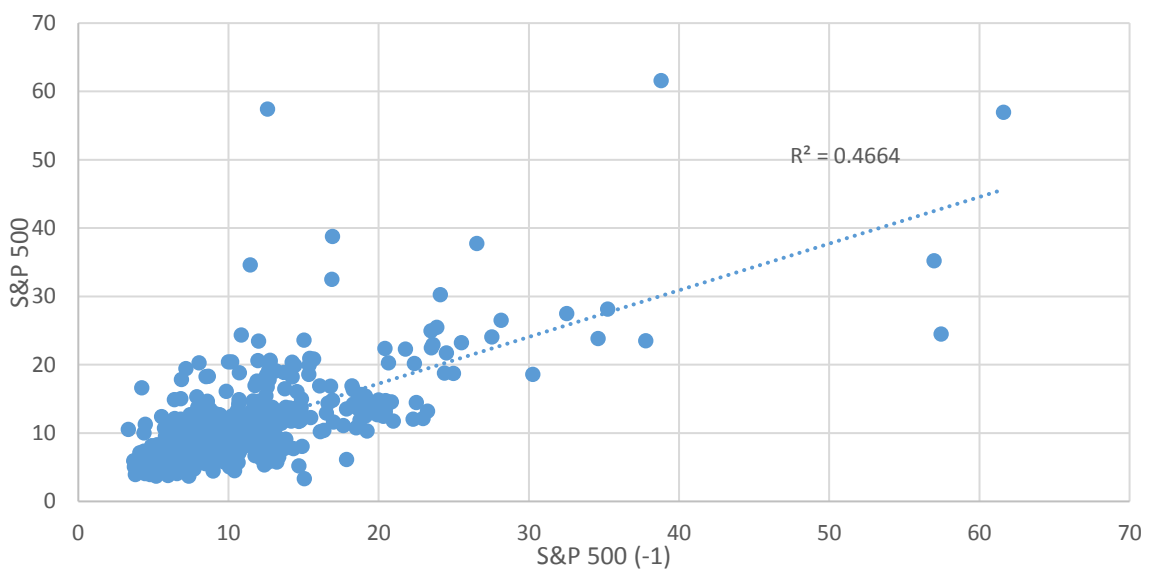
Volatilite kümelenmesinin gerçekleşme nedenlerinden en temeli yatırımcıların ataletine dayandırılmaktadır. Yeni bilgiye adaptasyon zaman aldığı için, finansal stres dönemlerinde yatırımcıların görüşlerini değiştirip piyasaya yansıtması da zaman almaktadır. Şekil 1 ve Şekil 2’de yer alan iki grafik de volatilite kümelenmesinin birer ispatı niteliğindedir.

Şekil 1 S&P 500 Aylık Tarihsel Volatilitasının Korelogram Grafiği (1980 Ocak – 2020 Ocak)



Not: Yazarın Hesaplamaları. Tarihsel volatilite yıllıklandırılmış aylık ortalama getirilerin mutlak değeriyle ifade edilmiştir.

Şekil 2 Geçmiş Volatilite Geleceği Açıklayabilir mi?



Not: Yazarın Hesaplamaları. 1980-2020 yılları arasındaki S&P 500 endeksi analize dâhil edilmiştir. Tarihsel volatilite yıllıklandırılmış aylık ortalama getirilerin mutlak değeriyle ifade edilmiştir.

Şekil 1 temel ekonometrik yöntem olan korelogram grafiğinden türetilmiştir. Basit olarak mutlak getiri serilerinin kendi bir dönem gecikmesiyle olan korelasyonunu ifade etmektedir. Şekil 2 ise daha geniş bir perspektifte her bir aylık mutlak getiriyi bir önceki ayın mutlak getirisiyle test etmektedir. her iki grafiğin ortak yanı ise volatilite kümelenmesi fenomenini

doğrular niteliktedir. Yani tarihsel olarak finansal seriler kendi geçmiş verilerinden yüksek oranda etkilenmektedir.

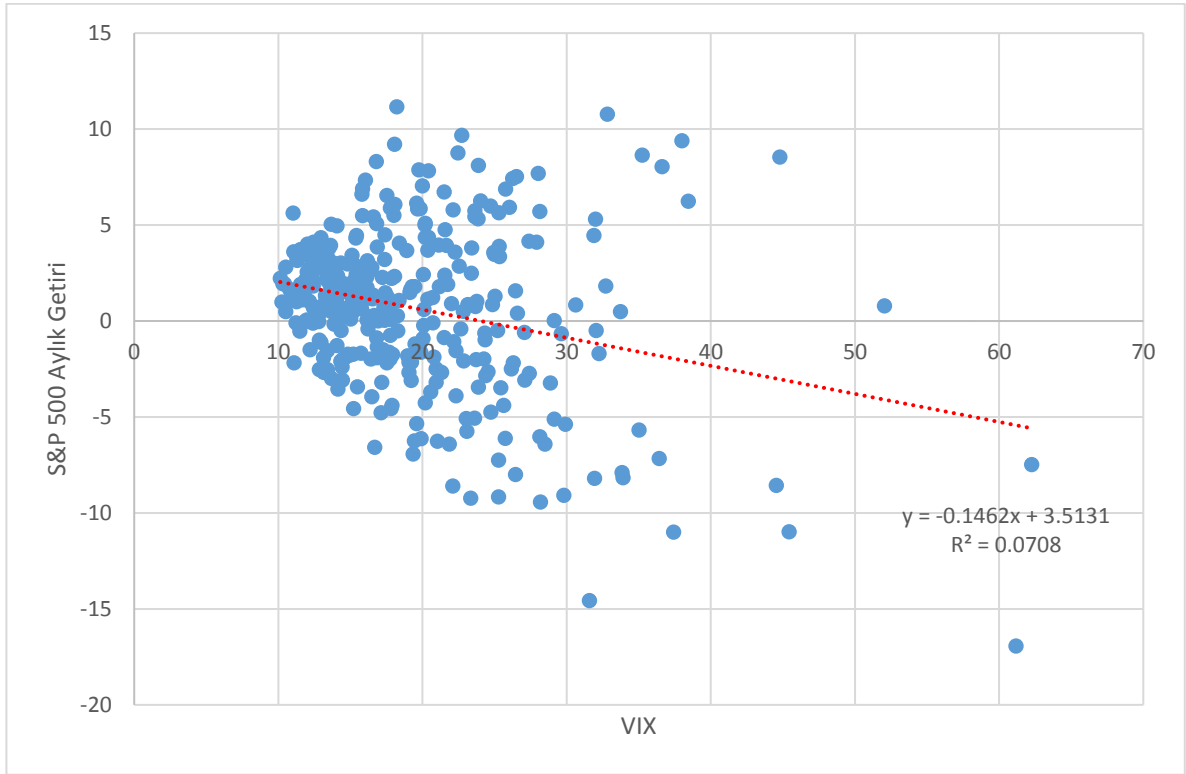
1.3.2. Volatilite Asimetrisi: Kaldıraç ve Geri Bildirim Etkisi

Oynaklık asimetrisi volatilitenin negatif getirilere daha duyarlı olduğuna dayanmaktadır (Poon, 2005). Kaldıraç etkisi ve volatilite geri bildirim etkisi de oynaklık ve getiri arasındaki bu asimetrik ilişkiyi açıklamaya çalışmaktadır. Volatilitenin basit hesaplaması göz önünde bulundurulduğunda getirinin işaretinin bir önemi bulunmamaktadır. Ancak, oynaklık getiri ile negatif korelasyona sahip olmakta ve aynı zamanda oynaklığın negatif getirilere pozitif getirilere kıyasla daha duyarlı olduğu iddia edilmektedir. Black (1976) ve Christie (1982) bu fenomeni kaldıraç etkisi olarak nitelendirmekte ve hisse fiyatlarındaki düşüşün borcun değerini özsermayeye kıyasla yükselterek kaldırıca neden olduğunu ve firmanın finansal riskini artırdığını ifade etmektedir. Özellikle asimetrik ilişkinin hızlı düşüşlerde daha belirgin hale geldiği savunulmaktadır.

Geri bildirim etkisi ise volatiliteden getiriye dönük bir açıklama sunmaktadır. Buna göre, volatilite arttığında ve fiyatlara yansıdığına, yatırımcılar yeni risk seviyesine uyumlu olarak sermayenin getirisinde artış beklentisine girerler ve nihayetinde menkul fiyatta düşüşe neden olur (Campbell ve Hentschel, 1992). Bu düşüş kaldıraç etkisi ile daha da etkin hale gelebilir. Literatürde, oynaklık ve getiri arasındaki negatif ve asimetrik ilişkinin nedenlerine dair pek çok çalışma yer almaktadır. Kimi geri bildirim kimi ise kaldıraç etkisinin daha etkili olduğunu iddia etmektedir.

Asimetrik etkinin varlığının görsel araştırmasına geçilmeden önce Şekil 3, S&P 500 borsa endeksinin aylık getirisi ile endeks üzerine yazılı opsiyonların ima ettiği volatilite endeksi VIX'in ilgili ay için değeri göstermektedir. Küresel ölçekte kabul görmüş, örtük oynaklığı ifade eden VIX endeksi diğer adıyla korku endeksi finans literatüründe oynaklığı ifade etmek amacıyla yaygın bir şekilde kullanılmaktadır.

Şekil 3 Volatilite ve Getiri Arasındaki Negatif İlişki

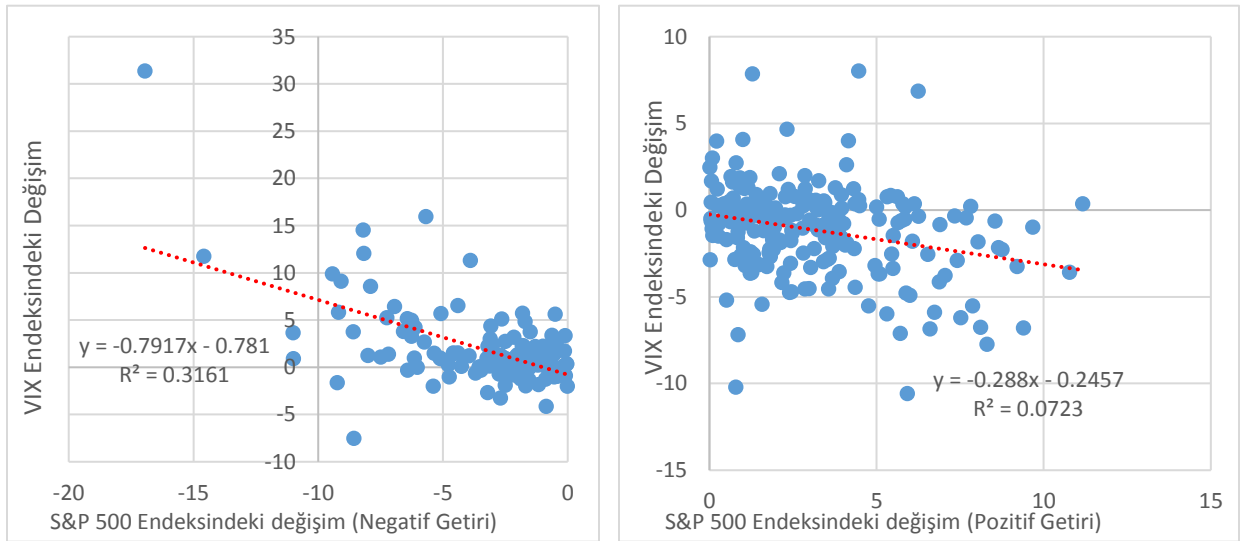


Kaynak: Yazarın Hesaplamaları.

Not: Veriler 1990 Ocak-2020 Şubat dönemlerini kapsamaktadır.

Görel olarak primitif bir analiz yöntemi olsa da, Şekil 3 oynaklık ve getiri arasındaki negatif ilişkiyi gözler önüne sermektedir. Trend denklemindeki negatif katsayı (-0,1462) bu negatif ilişkinin göstergesi niteliği taşımaktadır. Getiri ve volatilité arasındaki asimetrik ilişkiyi incelemek için ise Şekil 4'ten faydalanılabilir.

Şekil 4 Volatilité Asimetrisi



Kaynak: Yazarın Hesaplamaları.

Not: Veriler 1990 Ocak-2020 Şubat dönemlerini kapsamaktadır.

Volatilité asimetrisinin ampirik olarak en belirgin örneği Şekil 4'te sunulmaktadır. Şekilde yer alan soldaki grafik anılan dönemde S&P 500 borsa endeksinin değer kaybettiği günlerde endeksteki değişimin VIX endeksindeki değişim ile mukayesesini göstermektedir. Sağda yer alan grafik ise pozitif getiriye karşılık VIX endeksindeki değişimi ifade etmektedir. Volatilité asimetrisine göre menkul kıymetteki negatif değişimler daha fazla oynaklığa sebep olmaktadır. Şekil 4'te sunulan esneklik rakamları bu asimetriyi kanıtlar niteliktedir.

Endeksin değer kaybettiği günlerdeki getiri ve volatilité arasındaki beta katsayısı (-0,79) pozitif günlerde ölçülenin (-0,29) neredeyse 3 katına yakındır. Bu durum volatilitenin endeksin değer kaybettiği dönemlerde daha da fazla arttığına işaret etmektedir.

1.3.3. Ortalamaya Dönüş

Ortalamaya dönüş finans yazının en çok tartışılan konularından bir tanesidir. Etkin piyasa hipotezinin kanıtlanmasından, davranışsal finansa kadar pek çok konuda bu olgu test edilmektedir. Volatilitéye ilişkin öne çıkan kavramlardan biri de ortalamaya dönüştür. Pek çok menkul kıymette olduğu gibi volatilitenin de kendi ortalamasına döneceği beklentisi bulunmaktadır. Marra (2015), örtük oynaklık endekslerinden VIX endeksinin, hisse senetlerine kıyasla ortalamaya dönüşünün daha kısa olduğunu ve bu dönüşün de asimetrik olduğunu ifade etmektedir. Daha açık bir ifadeyle, finansal stres dönemlerinde yükselen VIX endeksi uzun dönem ortalamasına, sakin dönemlerde azalan endeksin aynı uzun dönem ortalamasına yükselmesinden daha kısa sürede ulaştığını belirtmektedir.

Hipotezin ardındaki düşünce ise, düşük oynaklık dönemlerinde yatırımcıların volatilitéye ilişkin beklentilerinin ve eşik değerlerinin düşürmesinden dolayı yeni gelecek haberlere karşı daha duyarlı olacaklarını ve sonuçta volatilitenin yükseleceğini; tersi durumda ise finansal piyasalarda karışıklığın fazla olduğu dönemlerde yatırımcının volatilitéye ilişkin beklenti ve eşik değerini yükselteceği ve yeni gelecek bilgiye daha az duyarlı olacağını iddia etmektedir. Bu sayede, şokun ilerleyen dönemlerinde volatilité adım adım düşme eğilimi sergileyecektir. Nihayetinde, yatırımcıların beklenti ve eşik değerlerine bağlı olarak piyasa volatilitesi aşama aşama uzun dönem trendine yakınsamaktadır.

Ortalamaya dönüş volatilité tahmin çalışmalarında seçilen frekansın genişliği bakımından önem arz etmektedir. Geniş çerçevede bir açıklama getirilecek olursa, pek çok finansal seri birim köke sahiptir (Pagan ve Schwert, 1990). Eşitlik (13) bu birim köke sahip serinin özel bir formu olan ($\theta = 1$) rassal yürüyüş modelini göstermektedir.

$$\sigma_t = \theta\sigma_{t-1} + \varepsilon_t \quad (13)$$

Rassal yürüyüş modeli özetle, bir finansal varlığa gelen şokun kalıcı olacağını ve ortalamaya dönemeyeceğini ifade etmektedir. Bu yargı, etkin piyasa hipotezinin test edilmesinde de önem arz etmektedir. Farz edelim ki bir finansal seri durağan (birim köke sahip değil) yani ortalamaya dönen bir dağılım sergilesin. Bu durumda gelecek şoklar geçici etkiye neden olacak ve finansal varlık ortalama fiyat seviyesine dönecektir. Bu sayede gelecek fiyat hareketleri geçmiş veri ile tahmin edilebilecektir. Öte yandan serinin birim köke sahip olduğu durumda, gelen şok yeni bir denge seviyesi yaratacak ve fiyat seviyesi eski ortalamasına dönmeyerek yeni bir dengeye oturmaktadır. Bu durumda ise şok kalıcı olacak ve gelecek fiyat seviyesi geçmiş ile tahmin edilemeyecek olup dolayısıyla etkin piyasa test edilebilecektir.

Volatilite tahmin çalışmalarında tahmin ufkunun seçimindeki hatalar, oynaklığın ortalamaya dönüşünden kaynaklanmaktadır (Poon, 2005; Poon ve Granger, 2003; 2005). Andersen vd. (1999) yüksek frekanslı verilerin volatilite tahmin modellerini güçlendirdiğini öne sürmektedir. Ancak, Figlewski (1997) 2 yılı aşkın dönemler için oluşturulan tahminlerde aylık verinin günlük veriye göre daha tutarlı sonuçlar verdiğini ifade etmektedir. Bu durumun oluşmasındaki temel nedenlerden biri ise ortalamaya dönüşün yüksek frekanslı verilerde yansıtılmamasından kaynaklanmaktadır. Genelleştirilecek olursa, verinin frekansına kıyasla tahmin ufku genişletildiğinde, istatistiksel modellerin başarıları da azalmakta ve bu durum finansal verilerin ortalamaya dönüş eğiliminden kaynaklanmaktadır. Bu çerçevede Alford ve Boatsman (1995) ile Figlewski (1997), 6 aydan daha uzun vadeli tahmin alınan modellerde en az tahmin ufkunun genişliği kadar bir dönem için düşük frekanslı verilerle hesaplanan basit tarihsel metodların yüksek frekansa kıyasla daha iyi sonuç verdiğini ifade etmektedir.

1.3.4. Kalın Kuyruk, Çarpıklık ve Basıklık

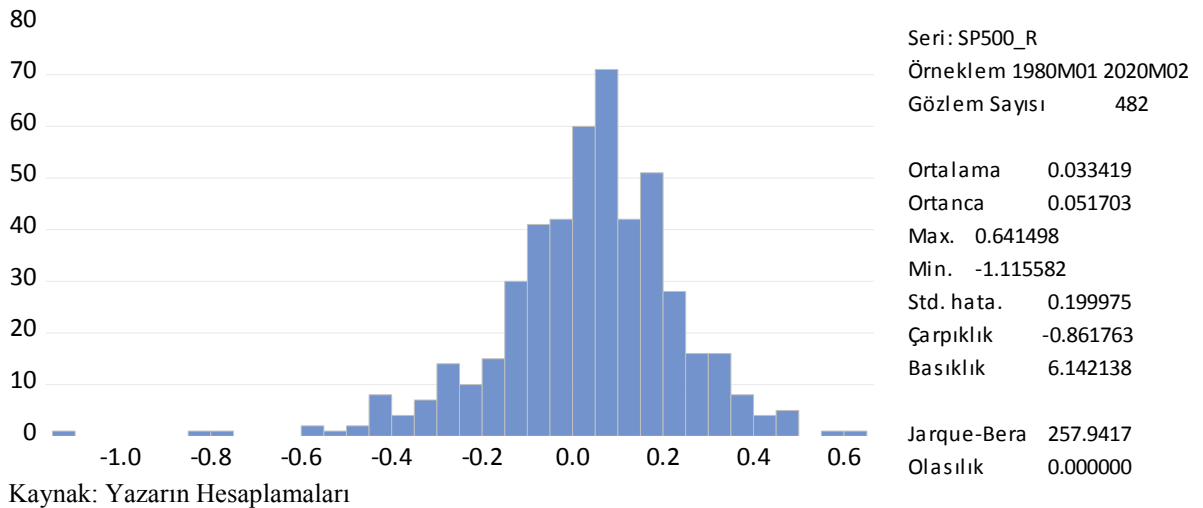
Finansal getiri serilerinin çoğunun normal dağılıma uygun dağılım göstermediği ifade edilmişti. Olasılık teorisinde, bir dağılımın rasgele, birbirinden bağımsız ve aynı dağılıma sahip olması (independent and identically distributed random variables – i.i.d.) önemli bir yer tutmakta ve analizlerin varsayım setini belirlemektedir. Eğer veriler i.i.d. özelliğine sahipse, Merkezi Limit Teorimi verilerin ortalama ve varyanslarının normal dağılıma yakınsayacağını ifade etmektedir. Şimdiye kadar anlatılan kavramlar ise normal dağılım varsayımını bozan durumları içermekte ve normallik varsayımını finansal veriler için çoğunlukla sağlanamamaktadır.

Mandelbrot (1963a) varlık fiyatlarının koşulsuz dağılımlarının zaman içinde değişen varyans, kalın kuyruk, sivrilik (leptokurtosis) ve oynaklık kümelenmesi sergilediğini vurgulamaktadır. Varlık fiyatlarındaki değişimlerin yüksek oluşu, uç değerlerin varlığı, dağılımın kalın kuyruğa sebep olmasına ve normallikten sapmasına neden olmaktadır. Basıklık katsayısı pozitif ise sivri dağılımı, negatif ise basık dağılımı ifade etmektedir.

Normallik varsayımının dışına çıkılmasına nede olan bir diğer kavram ise çarpıklıktır. Pozitif (negatif) çarpıklık katsayısı serinin normal dağılıma göre sağdan (soldan) çarpık olduğunu işaret etmektedir. Finansal yazında, pozitif çarpıklık katsayısının yatırımcılar açısından daha yüksek fiyat beklentisine neden olmasından dolayı arzu edilen bir durum olduğu ifade edilmektedir (Kraus ve Litzenberger, 1976; Hwang ve Satchell, 1999).

1980-2020 yılları için aylık hesaplanan S&P 500 endeksi getiri serisinin histogram grafiği Şekil 5'te sunulmaktadır.

Şekil 5. S&P 500 Normallik Varsayımını Sağlıyor mu?



Normal dağılımın iki temel belirleyicisinden ilki olan çarpıklık katsayısının sıfırdan farklı ve negatif oluşu serinin soldan çarpık olduğunun bir göstergesidir. Diğer bir gösterge olan basıklık değeri ise yüksek seviyelerde gözlemlenmekte ve sivri bir dağılıma işaret etmektedir. Bu durum yüksek oynaklıkla ilişkilendirilebilmektedir. Genel itibarıyla ise, jarque-bera test istatistiğinin olasılık değerinin sıfırdan farklı oluşu serinin normal dağılıma uygun olduğunu belirten yokluk hipotezinin reddine neden olmakta ve normal olmayan dağılım sergilediğini kanıtlamaktadır.

1.3.5. Oynaklık Korelasyonu ve Yayılım Etkisi

Küreselleşme mal piyasaları ve finansal piyasaların birbiriyle entegrasyonunu hızlandırmakta ve piyasalar arasındaki yayılım etkisi hızlanmaktadır. Örneğin gelişmekte olan ülke borsa endeksleri Amerikan Merkez Bankasının (FED) kararlarından, S&P 500 borsa endeksinin volatilitésinden ziyadesiyle etkilenmektedir.

Marra (2015), varlık grupları arasındaki volatilité korelasyonunun getiri korelasyonundan yüksek olduğunu ortaya koymaktadır. Çalışmada, ABD tahvil piyasası ile sermaye piyasası arasındaki korelasyon S&P 500 borsa endeksi ile Barclays toplulaştırılmış tahvil piyasası endeksi arasındaki ilişki ile irdelenmiş ve 1991-2015 yılları arasında korelasyonun -0,6 ila 0,8 arasında geniş bir aralıkta dalgalandığı gözlemlenmiştir. Öte yandan tahvil piyasasının örtük volatilité endeksi olarak nitelendirilen MOVE endeksi (Merrill Option Volatility Expectations Index) ile sermaye piyasasının korku endeksi VIX (The Cboe Volatility Index) arasındaki ilişki aynı dönem için incelenmiş ve korelasyonun daha sınırlı bir aralıkta ve 0,3 civarında dalgalandığı gözlemlenmiştir. Bu durum piyasalar arasında volatilitenin aynı şekilde yayılım sergilediğini destekler niteliktedir.

2. BÖLÜM

VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ

Finans literatürü volatilité tahmin çalıřmaları bakımından zengin kaynaklara sahiptir. Yurtiçi kaynaklarda da geliřtirilen yeni metodolojilerin bir kısmı yansıtılmakta ancak uluslararası literatürün çok iyi takip edilemediđi göze çarpmaktadır. Bu çalıřmada volatilitenin tanımı ekonometrik bir çerçevede sunulmakta ve tahmin yöntemlerine iliřkin bilgiler uluslararası literatürde yer alan çalıřmalar özümşenerek ortaya konulmaktadır.

Yurtiçi literatür volatilitenin hesaplanması ve tahmin edilmesi konusunda karıřık bilgiler sunmaktadır. Çalıřmada volatilité tanımı ve hesaplanma řekilleri ilk bölümde sunulmuřtu. Bu bölümde ise finansal varlıkların oynaklık tahmininde kullanılan yöntemlere yer verilecektir.

Oynaklık tahmin yöntemleri temelde iki bařlık altında toplanabilir. İlki gerçekleřen volatilitéyi baz alan tarihsel tahmin yöntemlerini de içeren zaman serisi modellerini ikincisi ise opsiyon fiyatlarının ima ettiđi örtük volatilité tahmin yöntemleridir. Literatürde bu tahmin yöntemlerinin sınıflandırılmasında farklı yaklařımlar ele alınsa da tahminde kullanılan deđiřkenler bazında bu ikili sınıflandırma yaklařımı ađırlık kazanmaktadır. Poon (2005), Poon ve Granger (2003, 2005) çalıřmalarında ise oynaklık tahmin yöntemleri daha alt detayda dört bařlık olarak incelenmektedir. Bu çalıřmada da benzer bir yaklařım ele alınmıř ve tahmin yöntemleri dört farklı bařlık altında sunulmuřtur.

2.1 ZAMAN SERİSİ TAHMİN MODELLERİ

Volatilité tahmininde yaygın olarak kullanılan yöntemlerin bařında geçmiř getiri ya da standart hatayı baz alan ve istatistiksel yöntemleri kullanan zaman serisi modelleri gelmektedir. Uygulama kolaylıđı sunması açasından tercih edilen yöntemlerin bařında zaman serisi tahmin modelleri yer almaktadır.

Zaman serisi modelleri tarihsel ortalama, hareketli ortalama vb. basit hesaplamalara da dayanabilir veya bu çalıřmanın ampirik bölümünde sunulacak olan karma frekanslı veri analizi yöntemi olan MIDAS yöntemini de ele alabilir.

Bu modeller kolay oluřturulmakta ve kimi zaman kompleks modellere kıyasla daha iyi sonuçlar sunabilmektedir. Ancak bazı modeller ortalamaya dönüş etkisini yakalasa da oynaklık kalıcılıđını açaıklayamamakta ya da tersi durum da sıklıkla gerçekleřebilmektedir.

2.1.1. Tarihsel Ortalama

Tarihsel oynaklık modelleri belirli bir zaman aralıđı için hesaplanan gerçekleřen volatilitéyi ele almaktadır. Her bir gözlemin aynı ađırlıđa sahip olduđu varsayımı altında hesaplanan

basit ortalama, ortalamaya dönüş etkisini yakalayabilmekte iken, değişen volatilité ve oynaklık kalıcılığı durumlarında düşük performans gösterebilmektedir. Basit olarak bu model, oynaklığın eninde sonunda uzun dönem ortalamasına döneceğini varsaymakta ve gerçekçi bir tahmin verme kapasitesi düşük kalmaktadır.

Daha önce ifade edildiği üzere (Bknz. 1.3.1), getiri serilerinin birim köke sahip olmadığı varsayımı altında Eşitlik (14) basit ve ortalamaya dönüşü yakalayan sonuçlar sunabilmektedir.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\sigma_t)^2} \quad (14)$$

$$\sigma_t = \frac{(\sigma_1 + \sigma_2 + \dots + \sigma_{t-1} + \dots)}{t-1} \quad (15)$$

2.1.2. Hareketli Ortalama

Hareketli ortalama tarihsel ortalama yöntemine benzer bir yaklaşımla elde edilmektedir. Nüans ise, sabit bir zaman aralığı için sabit bir ağırlıklandırma yönteminin kaydırılarak ilerletilmesinden oluşmaktadır. Yani gözlemler her bir zaman aralığı için aynı ağırlığa yani aynı etkiye sahiptir. Oynaklıktaki son dönem gelişmelere yoğunlaşmakta son döneme daha fazla bilgi yüklemektedir. Eğer daha kısa zaman aralığı seçilirse, oynaklık kısa dönem dalgalanmalara daha duyarlı hale gelecektir. Bu durumda ise olması gerekenden daha yüksek volatilité tahminleri elde edilebilmektedir.

2.1.3. Üstel Ağırlıklı Hareketli Ortalama Modeli (EWMA)

JP Morgan tarafından geliştirilen Riskmetrics EWMA (exponential weighted moving average) modeli tarihsel verilere dayalı olarak işlemektedir. Yöntemin kolaylığı dışında sunduğu en önemli buluş ise son gözlemlere daha fazla ağırlık vermesinden kaynaklanmaktadır. Daha açık ifade edilmesi gerekirse, bir ağırlıklandırma fonksiyonu düşünüldüğünde son günün etkisi bir sonraki günün tahmininde daha fazla etkili olacak şekilde tasarlanmıştır. Son olaylardan etkilenme gücünün yüksek oluşu yöntemin önemli bir artısını oluşturmaktadır (Brooks, 2014). Yöntemin diğer bir olumlu yanı ise tek bir şokun etkisi üstel olarak azalan ağırlıkla birlikte yok olmaktadır. Literatürde modelin matematiksel tanımı için farklı yöntemler yer almaktadır (Bknz Hull, 2009, Poon ve Granger (2003)). Bu çalışmada ise Brooks (2014)'de yer alan yöntem sunulmaktadır (Eşitlik (16)).

$$\sigma_t^2 = (1 - \lambda) \sum_{j=0}^{\infty} \lambda^j (r_{t-j} - \bar{r})^2 \quad (16)$$

Eşitliğin solunda t dönemi için ifade edilen varyans olmak üzere, \bar{r} ortalama menkul kıymet getirisini, λ katsayısı ise azalan ağırlık faktörünü ifade etmektedir. λ katsayısının sıfıra yakın olması düşük değeri göstermekte ve son dönem gelişmelerin ağırlığını artırmaktadır. Aksi durumda ise, 1'e yakın λ değeri ise geçmiş verilerin ağırlığını yüksek kabul etmektedir.

Riskmetrics tarafından λ katsayısı için önerilen rakam ise 0,94 olarak belirlenmiştir. Uygulamada ayrıca, pek çok çalışmada olduğu gibi ortalama menkul kıymet getirisi \bar{r} sifıra eşit kabul edilmektedir. Bu varsayım ileriki bölümlerde ifade edileceği üzere bu çalışmada da kullanılacak ve ortalama ya da bir trend etrafında salınımdan ziyade yönü olmayan bir hareket öngörülebilecektir. Keza günlük ya da daha yüksek frekanslı verilerde bu ortalama değeri göz ardı edilmesinde bir sorun görülmemektedir (Brooks, 2014).

Brooks (2014) yöntemin iki temel dezavantajı olabileceğinden bahsetmektedir. İlki Eşitlik (16)'da ifade edildiği üzere toplamın sonsuza kadar devam ettiği varsayımıyla alakalıdır. Bu varsayım altında ağırlıkların toplamı 1'e eşit olmaktadır. Eğer yüksek frekanslı verilerle çalışılıyor ve örneklem yeterli genişlikte ise de sonlu toplamda oluşabilecek 1'e tamamlanmayan küçük farklılıklar göz ardı edilebilir. Ancak kısa örneklem genişliğinde ağırlık toplamlarının tamamlanamayacağı düşünüldüğünde ayrıca düzeltme terimine ihtiyaç duyulmaktadır. İkincil dezavantaj ise, EWMA yönteminin "ortalamaya dönüş" fenomenini karşılama kapasitesinin düşük olmasından kaynaklanmaktadır. Bir önceki bölümde ifade edildiği üzere, volatilitenin tarihsel ortalamasına dönüş gibi bir eğilim sergilediği düşünülmektedir. Buna göre, eğer volatilité çok yükseldiyse elbet belirli bir zaman zarfında ortalama seviyesine düşecek ya da çok düştüyse ortalamaya doğru yükselecektir. Bu etki uzun dönemli tahmin ufkunda GARCH gibi modellerde yakalanabilmektedir. Ancak EWMA bu konuda yetersiz kalmaktadır.

2.1.4. Rassal Yürüyüş Modeli

Ekonometrik yazında sıklıkla karşılaşılan modellerin başında rassal yürüyüş model (random walk model) gelmektedir. Zaman serileri modelleri arasında en basiti olarak adlandırılmaktadır (Poon, 2005). Modele göre yarın için tahmin edilen oynaklık bugünkü oynaklığa ve rasgele oluşan hataya bağlıdır (Eşitlik (17)).

$$\sigma_t = \sigma_{t-1} + v_t \quad (17)$$

Sarhoş yürüyüşü olarak da adlandırılan model rassallığını hata teriminden almaktadır. Model yarını en iyi tahmin etmek bugünden geçmektedir anlayışını sunmaktadır. Bu haliyle, volatilitédeki kalıcılığı yakalayabilmekte ancak ortalamaya dönüş konusunda yetersiz kalmaktadır. Sadece bir dönem önceki veriyi kullanması nedeniyle volatilitéyi olduğundan yüksek tahmin etme eğilimine sahiptir.

2.1.5 Basit Regresyon Modeli

Rassal yürüyüş modelinin bir adım daha kapsayıcı olduğu durum genel olarak regresyon modeli ile ifade edilmektedir. Rassal yürüyüş modeli hariç buraya kadar anlatılan modeller sabit bir ağırlıklandırma varsayımına dayanmaktadır. Hatta bu ağırlıklar belirli bir azalma patikası izlemektedir. Regresyon modeli ve türevlerinde ise ağırlıklar model içinde tahmin edilmektedir (Eşitlik (18)).

$$\sigma_t = \mu + \beta_1 \sigma_{t-1} + \beta_2 \sigma_{t-2} + \dots + \beta_n \sigma_{t-n} + v_t \quad (18)$$

Modele göre gelecek oynaklık gerçekleşen volatilitenin doğrusal bir ifadesi şeklinde tanımlanmaktadır. Aslında bu özbağlanımsal (bundan sonra otoregresif (autoregressive) olarak adlandırılacaktır) modelin gösterimini oluşturmaktadır. Basit regresyon modelinin istatistiksel olarak tutarlı sonuçlar vermesi bazı varsayımların gerçekleşmesine bağlıdır. Aksi takdirde denklemde yer alan beta (β) katsayılarının aldığı değerler ve güven aralıkları sorgulanabilir hale gelmektedir. Bu varsayımların bir tanesi de hata teriminin sabit varyansa sahip olduğuna dayanmaktadır. Ancak daha önce de belirtildiği üzere bu varsayım finansal veriler için çoğunlukla geçerliliğini yitirmektedir. Bazı basit yöntemlerle (logaritmik dönüşüm, dinamik çözüm, homoskedastik hata terimlerinin kullanılması vb.) bu sorun çözülebileceği gibi ileriki bölümlerde daha ayrıntılı anlatılacak olan (G)ARCH modelleri ile de oynaklık tahmini yapılabilmektedir.

2.1.6 ARMA Modeli

Eşitlik (18)'de sunulan otoregresif denkleme geçmiş oynaklık hataları eklenirse ARMA modeline ulaşılmaktadır (Poon, 2005). Dolayısıyla Eşitlik 18 hata terimlerinin (v_t) doğrusal denkleme katılmasıyla şu şekle evrilecektir.

$$\sigma_t = \mu + \beta_1 \sigma_{t-1} + \beta_2 \sigma_{t-2} + \dots + \beta_n \sigma_{t-n} + \zeta_1 v_t + \zeta_2 v_{t-1} + \dots \quad (19)$$

Brooks (2014) ARMA modelini stokastik volatilitate tahmin modellerinin bir basit versiyonu olarak ifade etmektedir. Buna göre geçmiş volatiliteleri ifade edecek şekilde bir zaman serisi oluşturulur. Bu zaman serisi ilk bölümde ele alınan günlük getirinin karesi ya da aralık (gün içindeki yüksek ve düşük gözlemlerin farkı) yöntemi ile elde edilebilir. Akabinde ise Eşitlik (19)'da yer alan doğrusal model en küçük kareler yöntemi ya da en çok olabilirlik fonksiyonu yardımıyla tahmin edilerek ARMA modeli oluşturulmaktadır.

2.2. KOŞULLU VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ

Finansal, ekonometrik, ekonomik ve akla gelen diğer pek çok literatür çalışmasında karşımıza çıkan bir terim olan koşullu varyans yeni gelen bilgiye bağlı olarak değişen bir değeri ifade etmektedir. Yani koşullu (koşulsuzluk) her yeni gelişme/bilgi karşısında sabit olmayan (sabit olan) durumu ifade etmektedir. Örneğin Eşitlik (1) ile sunulan standart sapma denklemi anılan dönem için sabit bir rakamı ifade etmekte ve bu haliyle koşulsuz varyansı göstermektedir. Ancak bu bölümde ayrıntılarıyla değerlendirilecek olan (G)ARCH (AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity) modelleri koşullu varyansa dayalı volatilitate tahmin modellerini ortaya koymaktadır.

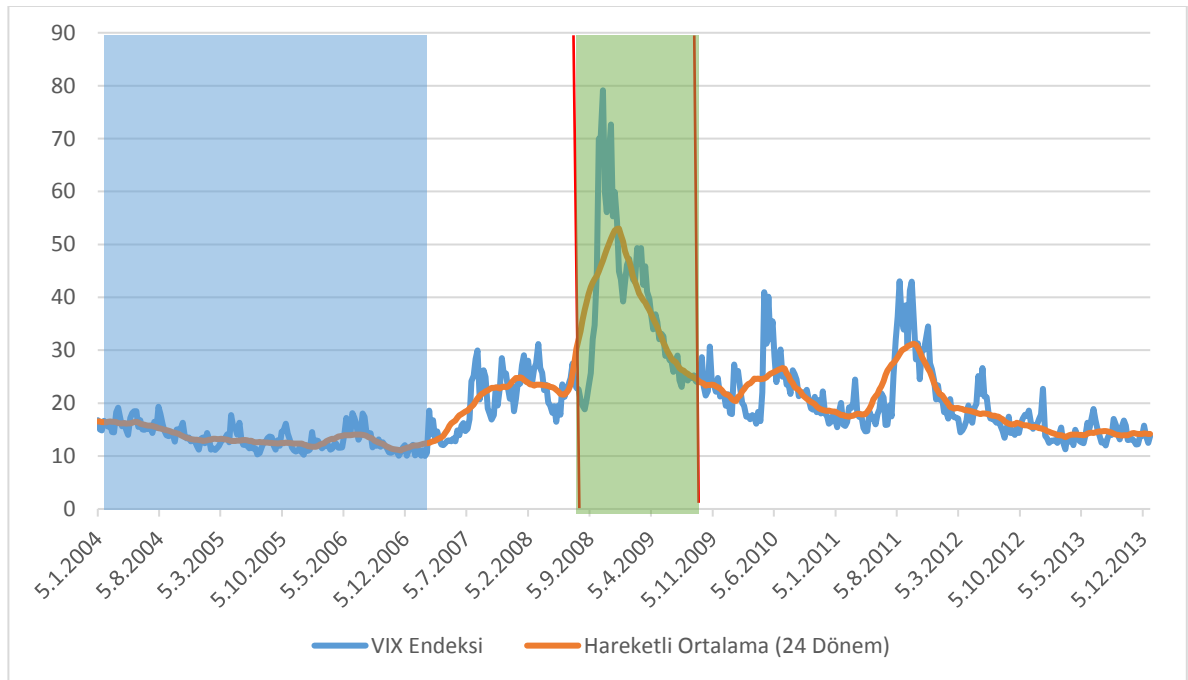
2.2.1. ARCH Modeli

Finansal piyasalarda oynaklığın kümelenme eğiliminde olduğu daha önce ifade edilmişti (bkz 1.3.1 ve 1.3.4). Oynaklık ortalamaya dönene kadar bir süre kalıcı olmaktadır. Engle (1982) çalışmasında enflasyondaki oynaklığın kalıcılığı modellenmeye çalışılmakta ve ARCH metodu ilk defa literatüre kazandırılmaktadır. Model finanstan tıp alanına kadar pek çok farklı çalışmada kullanılmakta ve 2003 yılında Rob Engle'a Nobel ödülünü getirmektedir.

Eşitlik (18)'deki gibi basit doğrusal regresyon modelini ele alalım. Bu modelde yer alan v_t hata terimlerinin ortalaması sıfır ve sabit varyans (homoskedastik) ile normal dağıldığı varsayılmaktadır. Bu varsayımın geçerli olmadığı durumda değişen varyans (heteroskedastik) sorunu ortaya çıkmakta ve beta katsayılarının standart hata tahminleri yanlış hesaplanmaktadır. Finansal zaman serisi modellerinin hata terimlerinin sabit varyansa sabit olma ihtimali son derece düşüktür. Bu durumda varyansı sabit kabul etmeyen ve hatta hata terimlerinin varyansını tahmin etmeye çalışan modeller önem kazanmaktadır. ARCH modeli de bu ihtiyaca karşın ortaya çıkmıştır.

ARCH modeli finansal serilerde sıklıkla karşılaşılan oynaklık kümelenmesini modelleyebilmektedir. Daha önce ifade edildiği üzere oynaklık kümelenmesi, finansal varlıklardaki büyük (küçük) fiyat hareketlerinin yine büyük (küçük) değişikliklerle takip edildiğini ortaya koymaktadır. Yani oynaklık kendi bir önceki gözleminden etkilenmektedir. Birinci bölümde sunulan grafiklerden farklı olarak Şekil 6 oynaklıktaki kalıcılığı başka bir açıdan ele almakta ve volatilitede yaşanan patlamaları ortaya koymaktadır.

Şekil 6 Oynaklık Kümelenmesi ve Patlaması



Kaynak: <http://www.cboe.com/vix> ve Yazarın hesaplamaları

2004-2007arasındaki dönem küresel finansal piyasalar açısından sakin bir dönem olarak adlandırılabilir (mavi bölge). Bu bölgede VIX endeksi 10 ila 20 bandında dalgalanmakta ve

yüksek sıçramalar sergilememektedir. Finansal piyasalarda VIX endeksinin 30 değerini aşması genellikle yüksek volatiliteye işaret etmektedir. Ancak bu sakinlik ancak 2008 yılının ikinci yarısına kadar sürebilmiş ve küresel finansal krizin ortaya çıkmasıyla yerini daha yüksek volatiliteye bırakmıştır.

Otokorelasyon sorununa sahip finansal verilerin modellenmesi için yaratılan ARCH modelinin nasıl işlediğine geçmeden önce bazı tanımlamaların yapılmasında fayda vardır. Öncelikle u_t rassal değişkeninin koşullu varyansının σ_t^2 olarak tanımlandığı varsayalım. Koşullu ve koşulsuz varyans arasındaki fark koşullu ve koşulsuz ortalama arasındaki fark gibi algılanabilir. İlkinde varyansa zaman içinde açıklanan yeni bilgiler çerçevesinde değişirken, ikincisi sabit kalmaktadır. Buna göre u_t değişkeninin koşullu varyansı σ_t^2 şu şekilde tanımlanacak olursa:

$$\sigma_t^2 = \text{var}(u_t | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots) = E[(u_t - E(u_t))^2 | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots] \quad (20)$$

Eşitliği basitleştirmek adına ortalama $E(u_t) = 0$ varsayımı altında yeni denklem şu şekilde oluşur:

$$\sigma_t^2 = \text{var}(u_t | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots) = E[u_t^2 | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots] \quad (21)$$

Sonuçta Eşitlik (21), ortalaması sıfır ve normal dağılıma sahip olduğu varsayılan u_t rassal değişkeninin koşullu varyansı, değişkenin karesinin koşullu beklenen değerine eşittir. ARCH modeli altında oynaklıktaki otokorelasyon hata teriminin koşullu varyansının σ_t^2 kendinden önce gelen hata terimlerinin karesi ile modellenmektedir (Eşitlik (22)).

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 \quad (22)$$

Eşitlik (22), basit ARCH(1) modelinin gösterimini oluşturmaktadır. Buna göre koşullu varyans bir dönem gecikmeli hatanın karesi ile modellenmektedir. Kısmi bir model olan ARCH modelinin tahmini için koşullu ortalama denkleminin tahmin edilmesi gerekmektedir. Yani, iki aşamalı bir yöntem gibi çalışan ARCH modelinde, bağımlı değişken ile bu değişkenin varyansı eşanlı olarak tahmin edilmektedir. Bağımlı değişkenin y_t olduğu ARCH(q) modeli şu şekilde ifade edilebilir:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} + \dots + \beta_n x_{nt} + u_t \quad u_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (23)$$

$$h_t = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 \quad (24)$$

Uygulamada koşullu varyans σ_t^2 h_t olarak ifade edilmekte ve oynaklığın hesaplanması istediğiniz değişkenin volatilitesi eşanlı olarak iki adımda hesaplanmaktadır. Örneğin, S&P 500 borsa endeksinin getisi ortalama denklemi olan Eşitlik (23) de analiz edilmekte, endeksin volatilitesi ise Eşitlik (24) vasıtasıyla tahmin edilmektedir. Eşitlik (24)'de yer alan q ise modelde yer alan gecikme sayısını ya da uzunluğunu ifade etmektedir.

ARCH modelinin ortaya koyduğu en temel kısıt Eşitlik (24)'ün sağ tarafında yer alan değişkenler tarafından açıkça ortaya konmaktadır. Koşullu varyans h_t tanımı gereği pozitif olmak zorundadır. Eşitliğin sağında yer alan hata terimlerinin gecikme değerleri de karesel formda ifade edildikleri için pozitif değer almaktadırlar. Koşullu varyans tahmininin negatif sonuç vermemesi için katsayıların sıfırdan büyük ve eşit koşulunu sağlamaları gerekmektedir. Aksi takdirde elde edilecek negatif varyans tahminleri mantıksız sonuçlar üretmektedir.

ARCH modeli volatilité tahmininde çığır açacak yenilikler sunsa da uygulamada popülerliğini kaybetmiştir (Brooks, 2014). Modelin sınırlılığı şu şekilde özetlenebilir:

- ARCH modelinin gecikme uzunluğunun (q) belirlenmesinde geçerliliği kanıtlanmış bir yöntem bulunmamaktadır. Bu durum da uzunluğun olası değeri hakkında soru işaretleri yaratmaktadır.
- Optimal ARCH modelinin gecikme uzunluğu çok fazla olabilir. Bu durumda model tutumlu bir yapı ortaya koyamamaktadır.
- Negatif olmama koşulu bazı durumlarda sağlanamayabilir. Geniş gecikme uzunluğu altında katsayılar negatif değer alabilir ve negatif varyans tahminleri elde edilebilir.

ARCH modelinin bu kısıtları daha sonra geliştirilen genelleştirilmiş ARCH (GARCH) modeliyle ortadan kaldırılmıştır.

2.2.2. GARCH Modeli

Optimal gecikme uzunluğunun tespiti ve gereğinden fazla gecikmenin modele eklenmesi gibi sorunlara çözüm olacak şekilde ayrı ayrı çalışmalarda Bollerslev (1986) ve Taylor (1986) GARCH modelini geliştirmişlerdir. Model koşullu ortalama denkleminin gecikmeli hata terimlerinin yanı sıra, kendi gecikmelerine de yer vermektedir (Eşitlik 25).

$$h_t = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (25)$$

Eşitlik (25) literatürde en sık kullanılan GARCH (1,1) modelini ifade etmektedir. Modele göre koşullu varyans önceki dönemlere ait bilgiden faydalanılarak tahmin edilmektedir. Anlık koşullu varyans tahmini, h_t , uzun dönem ortalama değeri (α_0), bir önceki dönemin volatilitesi ($\alpha_1 u_{t-1}^2$) ve yine bir önceki döneme ait tahmin edilen varyans ($\beta_1 \sigma_{t-1}^2$) katkısından türetilmektedir.

GARCH modelinin ARCH'a kıyasla getirdiği en büyük yenilik tutumlu bir model üretmesi ve katsayıların pozitif olma kısıtını daha yüksek ihtimalle sağlamasından kaynaklanmaktadır. Tutumluluğu kanıtlamak için Eşitlik (25)'te yer alan koşullu varyans denkleminde yer alan t zamanından bir önceki dönemi ve iki önceki dönemi sırasıyla aşağıdaki gibi ifade edelim:

$$\sigma_{t-1}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-2}^2 + \beta_1 \sigma_{t-2}^2 \quad (26)$$

$$\sigma_{t-2}^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-3}^2 + \beta_1 \sigma_{t-3}^2 \quad (27)$$

Eşitlik (27)'de yer alan denklemi Eşitlik (26)'ya daha sonra oluşan yeni denklemi de Eşitlik (25)'in için koyarsak aşağıdaki Eşitlik (28)'e ulaşırız.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_1 \beta_1 u_{t-2}^2 + \beta_1 \alpha_0 + \alpha_1 \beta_1^2 u_{t-3}^2 + \alpha_1 \beta_1^3 + \beta_1^3 \sigma_{t-3}^2 \quad (28)$$

Sonsuz gecikme varsayımı altında yeni koşullu varyans denklemi şu şekilde oluşur:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 (1 + \beta_1 + \beta_1^2 + \dots) + \alpha_1 u_{t-1}^2 (1 + \beta_1 L + \beta_1^2 L^2 + \dots) + \beta_1^\infty \sigma_0^2 \quad (29)$$

Eşitliğin ilk bölümü sabit terimi ifade etmektedir. En sondaki ifade ise gözlem sayısı sonsuza uzandığı için sifıra yaklaşmakta ve sonuç olarak GARCH (1,1) modeli aşağıdaki şekildeki gibi ifade edilebilmektedir.

$$\sigma_t^2 = \theta_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 (1 + \beta_1 L + \beta_1^2 L^2 + \dots) \quad (30)$$

$$\sigma_t^2 = \theta_0 + \theta_1 u_{t-1}^2 + \theta_2 u_{t-2}^2 + \dots \quad (31)$$

Eşitlik (31) sonsuz gecikmeli ARCH modelini ifade etmektedir. Oysa GARCH (1,1) modeli 3 parametre ile koşullu varyans denklemini tahmin edebilmektedir.

GARCH (1,1) modelinin geliştirilmiş formu GARCH(p,q) olarak gösterilmektedir. Sırasıyla p ve q ise, koşullu varyansın ve karesel hatanın gecikme uzunluğunu ifade etmektedir.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 \quad (32)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \alpha_j u_{t-j}^2 \quad (33)$$

Eşitlik (32) açık, Eşitlik (33) ise kapalı formda GARCH(p,q) modelini ifade etmektedir.

2.2.2.1. GARCH Modelleri Dünyası

GARCH modeli oynaklık kümelenmesi ve kalın kuyruk sorunlarına çare olduğu daha önce ifade edilmişti. Ancak volatiliteye ilişkin daha önce ifade edilen bazı karakteristik özelliklerden kaldıraç etkisi ya da asimetrik etkiyi modelin yakalayamadığı ifade edilmektedir.

Literatürde diğer GARCH(p,q) modellerinin GARCH(1,1) modelinden daha iyi performans gösterdiği kanıtlanmamıştır (Ghysels vd. 2009; Namugaya vd. 2014). Bu nedenle volatilitate tahminlerinde sıklıkla GARCH(1,1) modeline yer verilmektedir. Ayrıca kur oynaklığı tahmininde 330 GARCH modelini inceleyen Hansen ve Lunde (2005) çalışmasında, daha sofistike modellerin GARCH(1,1) modelinden daha başarılı tahmin performansı gösterdiğine ilişkin bir bulguya rastlanmamıştır. Ancak IBM verisinin kullanıldığı volatilitate tahminlerinde GARCH(1,1) modeli başarılı bir performans sergileyememiş ve en iyi tahmin

kaldıraç etkisini modelleyebilen Ding vd. (1993) tarafından geliştirilen A-PARCH (2,2) modeliyle elde edilmiştir.

Alternatif GARCH modelleri doğrusal ve doğrusal olmayan şeklinde iki farklı grupta ifade edilebilir (Chen, 2013). Doğrusal modellerden GARCH in Mean (GARCH-M) modeli Engle vd. (1987) tarafından; IGARCH Bollerslev (1986) çalışmasıyla; GARCH-L modeli ise Glosten vd. (1993) modeliyle literatüre kazandırılmıştır.

Doğrusal olmayan GARCH modelleri arasında en bilinenleri arasında ise Nelson (1991) EGARCH modeli; ismini yazarları olan Glosten, Jagannathan, ve Runkle (1993) çalışmasından alan GJR-GARCH modeli; Hagerud (1997) ve Gonzalez-Rivera (1998) çalışmalarıyla ayrı ayrı geliştirilen LSTGARCH modeli; Fornari ve Mele (1996a, 1996b) çalışmalarıyla ortaya konan ve Anderson vd. (1999) ile geliştirilen VS-GARCH modeli; Sentana (1995) çalışmasıyla literatüre kazandırılan QGARCH modeli ve son olarak Hamilton ve Susmel (1994) ile Cai (1994) çalışmalarında yer verilen Markow-Switching GARCH modeli (MSWGARCH) yer almaktadır.

Bu çalışmada yukarıda sunulan ve oynaklıktaki asimetrik ilişkiyi yansıtmadan en sık tercih edilen doğrusal olmayan E-GARCH modeline ampirik çalışmanın sunulduğu bölümde yer verilecektir.

2.2.2.2. GARCH-M Modeli

Harry Markowitz'in modern portföy teorisi ile birlikte yatırımcıların üstlendiği risk karşılığında ödüllendirilmesi gerektiği ve yüksek riskli varlıkların yüksek getiri sunduğu ifade edilmektedir. Teori uygulamada da yaygın bir şekilde bilinen bir fenomen haline dönüşmüştür. Engle vd. (1987) çalışması da bu fenomeni GARCH modellerine dahil etmişler ve menkul kıymetin getirisinin koşullu varyansını koşullu ortalama denkleminde zerk etmişlerdir. GARCH-M modelinin koşullu ortalama denklemi ile birlikte matematiksel ifadesi şu şekildedir:

$$r_t = \beta_0 + \delta \sigma_t^2 + u_t \quad u_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (34)$$

$$h_t = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (35)$$

Eşitlik (34), farz edelim ki borsa koşullu borsa endeks getirisini ifade etsin. Denklemin ikinci terimi koşullu standart hatayı göstermekte ve katsayısının işaretine bağlı olarak oynaklıktaki azalma ya da artma getiride aynı ya da ters yönlü değişikliğe neden olmaktadır. Eğer δ katsayısı pozitif ve anlamlıysa riskteki artış borsa endeksi getirisinde artışa neden olmaktadır. Bu nedenle modelde yer alan δ katsayısı risk primi olarak algılanabilir (Brooks, 2014). Koşullu ortalama denkleminde yer alan risk bazı çalışmalarda bir dönem öncesi değerini, bazılarında aynı döneme ait varyansı hatta standart hatayı gösterebilmektedir. Uygulamada farklılıklar yaşansa da risk getiri denkleminde benzer şekilde dahil edilmektedir (Brooks, 2014).

GARCH modelinin kısıtlarından biri daha önce belirtildiği üzere şokları benzer şekilde algılamasından kaynaklanmaktadır. Yani, negatif ve pozitif şokların modelde yarattığı etki aynıdır. Bu durum daha önce volatilitede asimetri olarak açıklanmış ve nedenleri konusunda kaldıraç ve geri bildirim teorilerine ilişkin bilgi sunulmuştu. Literatürde bu asimetric ilişkiyi hesaba katan GJR-GARCH ve E-GARCH modelleri bu çalışmada sunulmaktadır.

2.2.2.3. GJR-GARCH Modeli

Glosten, Jagannathan ve Runkle (1993) çalışması olası asimetric ilişkileri içerecek şekilde GARCH modelini modifiye etmiştir. Koşullu varyans denklemi modelde şu şekilde ifade edilmektedir:

$$h_t = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \omega u_{t-1}^2 I_{t-1} \quad (36)$$

$$I_{t-1} = 1 \text{ eğer } u_{t-1} < 0; \quad I_{t-1} = 0 \text{ eğer } u_{t-1} > 0$$

Kaldıraç etkisi modelde son katsayı olan ω ile takip edilmektedir. Eğer $\omega > 0$ ise negatif şok volatilitede daha fazla artışa neden olduğu şekilde yorumlanmaktadır. Eğer ω katsayısı negatif ise bu sefer de tersi durum gerçekleşmektedir. Diğer modellerde olduğu gibi katsayıların negatif olmama koşulunun sağlanması gerekmektedir. Yani $\alpha_0, \alpha_1, \beta > 0$ kısıtlarına ek olarak ayrıca $\alpha_1 + \omega > 0$ koşulunun da sağlanması gerekmektedir (Poon, 2005).

2.2.2.4. EGARCH Modeli

Nelson (1991) çalışması ile literatüre kazandırılan EGARCH modelinin basit sunumu aşağıdaki gibidir (Elliot vd. 2006).

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \omega \frac{u_{t-1}}{|\sigma_{t-1}|} + \varphi \left[\frac{|u_{t-1}|}{|\sigma_{t-1}|} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (37)$$

EGARCH modelinin getirdiği bir yenilik, log transformasyondan dolayı modelde ayrıca negatif olmama koşulu gibi kısıtların yer almamasından kaynaklanmaktadır. Modelde kaldıraç etkisi ise ω katsayısı ile ifade edilmektedir. Modelin logaritmik tabanda ifade edilmesi, kaldıraç etkisinin üssel bir şekilde etkili olmasına neden olmaktadır (Brooks, 2014).

2.3. STOKASTİK VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ

Stokastik volatilité (SV) tahmin modelleri uygulamaya dönük bir araç olmaktan ziyade teorik bir model olarak görülmektedir (Poon, 2005). Brooks (2014) Bölüm 2.1.5'te sunulan otoregresif modellerinin stokastik modellerin bir parçası olduğunu ve literatürde GARCH modellerinin yanlış bir tanımlama ile stokastik modeller ile karıştırıldığını ifade etmektedir. GARCH ve SV modelleri arasındaki nüans varyans modelinde hata teriminin yer alıp almamasına bağlıdır. Buraya kadar sunulan GARCH modellerinin hiçbirinde varyans denkleminde hata terimi yer almamaktadır. Dolayısıyla GARCH modelleri sadece kendinden

önce gelen bilgiler doğrultusunda varyans tahmini yapan deterministik bir model olarak tanımlanabilmektedir (Brooks, 2014).

SV modelleri GARCH modellerine benzer şekilde ortalama ve volatilité denklemleri eşanlı olarak çözümlenmektedir. Ancak daha önce ifade edildiği üzere varyans denklemi SV modellerinde deterministik değil, rassal hataya sahiptir. İşte bu özelliği onun otoregresif modellerine benzemesine neden olmaktadır. Hatırlanacağı üzere otoregresif modellerinde varyansın ölçülebildiği varsayılmakta ve Eşitlik (18) yardımıyla volatilité tahmin edilmektedir. Eşitliğin son terimi de normal dağıldığı varsayılan hata terimidir. SV modelleri GARCH ve otoregresif model anlayışının aynı anda yansımından oluşmaktadır. Modelin basit gösterimi aşağıdaki gibidir (Brooks, 2014).

$$r_t = \beta_0 + \sigma_t u_t \quad u_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (38)$$

$$\log(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta_1 \log(\sigma_{t-1}^2) + \sigma_t \varphi_t \quad (39)$$

Eşitlik (39)'da yer alan φ_t rassal hatayı tanımlamakta ve $N(0,1)$ ile normal dağıldığı varsayılmaktadır. Ayrıca φ_t ve koşullu ortalama denkleminde yer alan u_t birbirinden bağımsızdır. Ancak Poon (2005) bu bağımsızlığın kesin olmadığını belirtmektedir.

Poon (2005), SV modellerinin ARCH modellerine kıyasla daha esnek olduğunu ifade etmektedir. Volatilitéyi rastgele bir şekilde modellemenin getirinin kalın kuyruğa sahip olduğunu işaret etmektedir. Varyans denkleminin otoregresif çözümü volatilité kalıcılığının modellenmesine olanak sağlamaktadır. Eğer φ_t ve koşullu ortalama denkleminde yer alan u_t birbirinden bağımsız değilse volatilité asimetrisi de SV sayesinde modellenebilmektedir (Hull ve Wight, 1987 ve 1988).

Koşullu varyans denklemindeki hata terimi SV modellerini bir adım öteye taşısa da, kapalı formda ifade edilemedikleri için matematiksel çözümü direkt olarak en çok olabilirlik fonksiyonu ile tanımlanamamaktadır. Bundan dolayı katsayı tahminleri en çok olabilirlik fonksiyonu ile yapılamamaktadır (Harvey vd. 1994). Daha gelişmiş modeller ile simülasyon çalışmaları ile model tahminleri gerçekleştirilebilmektedir. Bu yaklaşımların başında ise GMM (generalized method of moments) gelmektedir (Duffie ve Singleton, 1993). Bir diğer yaklaşım ise monte carlo simülasyonlarına dayanmaktadır. Farklı türevleri altında bu yaklaşımı kullanan çalışmalar arasında ise Danielsson, 1994; Pitt ve Shephard, 1997; Durbin ve Koopman, 2000; Jacquier vd., 1994; Kim vd., 1998 bulunmaktadır.

2.4. ÖRTÜK OYNAKLIK TAHMİN MODELLERİ

Örtük (örtülü) volatilité modelleri opsiyon fiyatlamasında kullanılan varyansın ima ettiği volatilitéyi ifade etmektedir. Örneğin Black-Scholes opsiyon fiyatlaması modelinde opsiyon fiyatı, zamana, risksiz faiz oranına, işlem fiyatına (strike price), menkul kıymetin şundaki değerine ve oynaklığa bağlıdır (Hull, 2009). Dolayısıyla opsiyonlara ilişkin bilinen veriler

doğrultusunda volatilité dolaylı yani örtük olarak hesaplanabilmektedir. Hesaplanan volatilité opsiyonun vadesine bağılı olarak geleceğe ilişkin volatilité tahminini yansıtmaktadır.

Opsiyon fiyatlarını baz alan volatilité hesaplamaları daha önce bahsedilen volatilitéye ilişkin kavramlardan farklı bir takım özellikler göstermektedir. Bunların başında ise “volatilité gülücüğü” ve “volatilité çarpıklığı” gelmektedir. Volatilité çarpıklığı daha geniş bir kavramı, gülücüğü ise özel durumu tanımlamaktadır. Buna göre volatilité çarpıklığı, farklı işlem fiyatı altında aynı vadeli opsiyonların fiyatları aynı menkul kıymet için farklı olmaktadır (Blair vd. 2001). Çarpıklık karda ve zararda olan opsiyonlar için farklılık arz etmektedir. Volatilité çarpıklığı daha çok kur opsiyonlarında kendini göstermekte ve opsiyonun düşük kullanım fiyatında yüksek volatilitéye, ancak yüksek kullanım fiyatında ise düşük volatilitéye işaret etmektedir. Volatilité gülücüğü ise hem yüksek hem de düşük kullanım fiyatlarında yüksek volatilitéye sahip olacağı için gülücük şeklini almaktadır. Özetle farklı kullanım fiyatları altında örtük volatilité de değişiklik göstermekte bu da örtük volatilité hesaplamalarında hangi kullanım fiyatlı opsiyonun seçilmesi gerektiği sorusunu ortaya koymaktadır. Örtük volatilité hesaplamalarında kullanılan yaygın strateji ise başabaş opsiyonların (at the money) kullanılmasıdır (Poon, 2005; Poon ve Granger, 2003, 2005).

2.5. VOLATİLİTE TAHMİN YÖNTEMLERİNİN KARAKTERİSTİK ÖZELLİKLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Literatür farklı menkul kıymetler için, borsa endeksi, hisse senedi, kur vb. geniş çerçevede volatilité tahmin modelleri ortaya koymaktadır. Yukarıda bahsedilen volatilité tahmin metotlarının karşılaştırmalı üstünlük ve dezavantajları Tablo 1’de özetlenmektedir. Tablo 1 literatürde yer alan çalışmalar doğrultusunda derlenmiş ve bu bölüm altında sunulan bilgiler toplulaştırılmıştır. Stokastik oynaklık modelleri daha önce ifade edildiği üzere daha çok teorik modeller olarak adlandırılmakta ve uygulaması zor modeller olarak ifade edilmektedir. Bu nedenle, stokastik modellere aşağıdaki tabloda yer verilmemiştir.

Tablo 1 Volatilité Tahmin Modellerinin Karakteristik Özellikleri

MODEL ADI	AVANTAJLARI	DEZAVANTAJLARI
Tarihsel Ortalama	<ul style="list-style-type: none"> Kolay oluşturulması Şeffaf olması Uzun dönem oynaklığı göstermesi nedeniyle ortalamaya dönüş etkisini yakalayabilmesi 	<ul style="list-style-type: none"> Sadece uzun dönemli geçmiş oynaklığa odaklanması Yakın dönem volatilité hareketlerini ve volatilité kalıcılığını yakalayamaması

		<ul style="list-style-type: none"> • Asimetrik volatilité ilişkisini açıklayamaması • Volatilitéyi olduğundan düşük ve yüksek tahmin etme ihtimalinin çok yüksek olması
Hareketli Ortalama	<ul style="list-style-type: none"> • Kolay oluşturulması • Şeffaf olması • Uzun dönem oynaklığı göstermesi nedeniyle ortalamaya dönüş etkisini yakalayabilmesi • Yakın zamana ilişkin kalıcı volatilitéyi ve oynaklıktaki dalgalanmaları ifade edebilmesi. 	<ul style="list-style-type: none"> • Ağırlıklar eşit dağıldığı için yakın zamandaki dalgalanmaların toplam oynaklığa etkisinin sınırlı olması. • Asimetrik volatilité ilişkisini açıklayamaması
Rassal Yürüyüş	<ul style="list-style-type: none"> • Kolay oluşturulması • Şeffaf olması • Yakın geçmişe ilişkin volatilité dalgalanmalarını ifade edebilme kabiliyeti olması 	<ul style="list-style-type: none"> • Yakın döneme çok fazla odaklanmış olması • Ortalamaya dönüş etkisini yakalayamaması • Tahminleri tamamen geçmiş dönük bilgiyi yansıtamaması • Asimetrik volatilité ilişkisini açıklayamaması
Üstel Ağırlıklı Hareketli Ortalama (EWMA)	<ul style="list-style-type: none"> • Kolay oluşturulması • Şeffaf olması • Uzun dönem oynaklığı göstermesi nedeniyle ortalamaya dönüş etkisini yakalamaması • Yakın zamana ilişkin kalıcı volatilitéyi ve oynaklıktaki dalgalanmaları yakalamaması • Azalan ağırlık faktörü, getiri serilerinin dönüşlerine göre ayarlanabilmesi 	<ul style="list-style-type: none"> • Asimetrik volatilité ilişkisini açıklayamaması • Azalan ağırlık faktörü, belirli bir dönem baz alınarak tahmin edileceği için aşırı öğrenme sorununa neden olabilmesi, bu nedenle sahip olduğu bilgilere çok fazla ağırlık vererek örneklem dışı tahminlerde yüksek hataya neden olmaması.
Basit Regresyon (Otoregresif Model)	<ul style="list-style-type: none"> • Uzun dönem oynaklığı göstermesi nedeniyle ortalamaya dönüş etkisini yakalamaması • Yakın zamana ilişkin kalıcı volatilitéyi ve oynaklıktaki dalgalanmaları yakalamaması • Menkul kıymetler arası oynaklık ilişkisini yakalayacak şekilde dizayn edilebilmesi. 	<ul style="list-style-type: none"> • Asimetrik volatilité ilişkisini açıklayamaması
ARMA Modeli	<ul style="list-style-type: none"> • Uzun dönem oynaklığı göstermesi nedeniyle ortalamaya dönüş etkisini yakalamaması • Yakın zamana ilişkin kalıcı volatilitéyi ve oynaklıktaki dalgalanmaları yakalamaması • Otoregresif yapısı gereği, geçmiş veriler kendinden sonra geleni açıklayacak şekilde dizayn edilebilir. Bu sayede model tahminleri geliştirilebilmesi 	<ul style="list-style-type: none"> • Asimetrik volatilité ilişkisini açıklayamaması • Aşırı öğrenme sorununa açık olması, bu nedenle sahip olduğu bilgilere çok fazla ağırlık vererek örneklem dışı tahminlerde yüksek hataya neden olması
GARCH Modeli	<ul style="list-style-type: none"> • Uzun dönem oynaklığı göstermesi nedeniyle ortalamaya dönüş etkisini yakalamaması • Yakın zamana ilişkin kalıcı volatilitéyi ve oynaklıktaki dalgalanmaları yakalamaması • Otoregresif yapısı gereği, geçmiş veriler kendinden sonra geleni açıklayacak şekilde dizayn 	<ul style="list-style-type: none"> • Aşırı öğrenme sorununa açık olması, bu nedenle sahip olduğu bilgilere çok fazla ağırlık vererek örneklem dışı tahminlerde yüksek hataya neden olması

	<p>edilebilmesi, bu sayede model tahminleri geliştirilebilmesi</p> <ul style="list-style-type: none"> • Asimetrik volatilité ilişkisini yansıtacak şekilde uyarlanabilmesi • Menkul kıymetler arası oynaklık ilişkisini yakalayacak şekilde dizayn edilebilmesi 	
Örtük Oynaklık	<ul style="list-style-type: none"> • Geleceğe ilişkin piyasanın oynaklık beklentisini yansıtması. • Uzun dönem oynaklığı göstermesi nedeniyle ortalamaya dönüş etkisini yakalaması • Yakın zamana ilişkin kalıcı volatilitéyi ve oynaklıktaki dalgalanmaları yakalaması • Üzerine opsiyon yazılı her bir menkul kıymet için türetilebilmesi 	<ul style="list-style-type: none"> • Özellikle gelişmekte olan ülke piyasalarına ilişkin türev araçlarının yokluğu yöntemin uygulanamamasına ve dolaylı olarak geçerliliğini yitirmesine neden olması • Opsiyon fiyatlarında örtülü pek çok risk priminin yer alması ve bu risklerin dolaylı olarak hesaba katılması ve volatilitenin olduğundan yüksek ifade edilebilmesi • Opsiyonların teorik ve gerçek değerleri arasındaki fark örtük volatilité hesaplamalarını etkilemesi

Kaynak: Yazarın Görüşleri

Finansal modellerin temelinde belirsizliği tanımlama ihtiyacı yatmakta ve belirsizliğin gerçekleşmiş hali ise volatilité ile ifade edilmektedir. İlk bölümde ifade edilen, finansal varlıkların bazı özellikleri volatilité tahminlerinin yapılabilirliğine temel oluşturmaktadır. Ancak, volatilitenin rassal bir olgu oluşu, geçmiş verileri baz alan yaklaşımların şu andaki ya da gelecekteki volatilitéyi tümüyle tahmin etme imkânını ortadan kaldırmaktadır. Volatilité tahmininde en başarılı olan modelin seçimi de belirli bir örneklem altında analize tabi tutulan verilerin imasına dayanmakta ve bu amaç bizi modellerin geçerliliğini örneklem dışı tahmin performanslarının değerlendirmesine doğru itmektedir. Modellerin tahmin performansını karşılaştırmak için kullanılan yöntemler bir sonraki bölümde aktarılmaktadır.

Modellerin tahmin kabiliyeti menkul kıymet sınıfından ve kullanılan veri sıklığından etkilenebilmektedir (Poon ve Granger, 2003). Bazı modeller, endeks verileri gibi sermaye piyasası oynaklığını tahmin etmede daha başarılı olurken, kimi modeller ise kur ve faiz oynaklığı tahmininde bir adım önde bulunmaktadır. Bu nedenle modellerin başarı performanslarını mukayese ederken aynı menkul kıymet sınıfının göz önünde bulundurulması önem kazanmaktadır.

Basit ortalama modellerinden, sofistikte GARCH modellerine ve stokastik modellere doğru geçiş finansal getiri serilerinin farklı özelliklerini tahmin etme arayışına dayanmaktadır. Her yeni model, volatilité tahmininde bir adım daha katkı sağlamakta, karmaşık modeller dışarıda kalan etkileri de içermeyi amaçlamaktadır. Sofistike modellerin test edildiği dönem için örneklem içi performans gözle görülür bir şekilde artış gösterse de bu durumun örneklem dışı performanslara tümüyle yansıdığı tam olarak söylenemez.

3. BÖLÜM

VOLATİLİTE TAHMİN DEĞERLEME YÖNTEMLERİ

Tahmin değerlendirme yöntemleri ekonometrik yazında geniş bir yer kaplamaktadır. Bu bölüm, çalışmanın ampirik kısmında yer verilecek istatistiksel yöntemlere geniş bir çerçevede bakıp çok fazla ayrıntıya yer vermeden okuyucunun kavramları daha rahat anlaması amacıyla hazırlanmıştır. Bu bölümde yer alan bilgiler farklı ekonometri kitaplarının birleştirilmesi ile derlenmiş olup ayrıntılı bilgi için Wooldridge (2016), Enders (2014), Terence ve Markellos (2008) ve Granger (1999) kitapları faydalı kaynaklar olarak gösterilebilir.

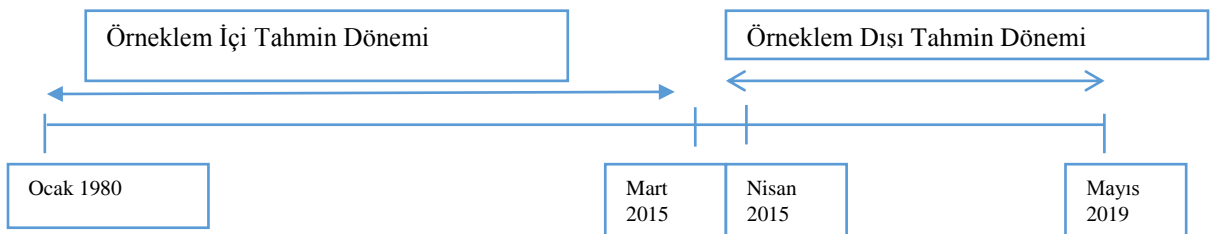
Tahmin çalışmalarında analistin karar vermesi gereken ilk nokta tahminlerin nokta mı aralık mı olacağına yöneliktir. Genel yöntem, analizin temel konusunu oluşturan değişkenin gelecekteki bir değerini yani nokta tahminini oluşturmak olsa da kimi çalışmada amaç bir aralığı tahmin etmektir. Genellikle aralık tahminler nokta tahminleriyle birlikte sunulur. İkinci yönteme örnek olarak merkez bankalarının enflasyon aralığı tahmini gösterilebilir.

Tahminler kullanılan değişken yapısına bağlı olarak genel olarak iki farklı yöntem kullanılır (Brooks, 2014). İlki bağımlı değişkenin bir takım bağımsız değişkenler yardımıyla zaman içinde ya da tek bir döneme ilişkin oluşturulan yapısal (ekonometrik) modelini ele almaktadır. İkinci yöntem ise bağımlı değişkenin kendi zaman içindeki geçmiş serisine ve hata terimleri ile ilişkisine dayanmaktadır.

Model performanslarının değerlendirilmesinde en çok karşılaşılan iki kavram örneklem içi ve dışı tahmin performansı kavramlarıdır. Örneklem içi tahmin, model parametrelerinin tahmini için kullanılan döneme ilişkin model performansını baz almaktadır. Yani seçilen örneklem için tahmin edilen parametrelerin ima ettiği değerler ile gerçek değerler mukayese edilmektedir. Özetle, modelin ima ettiği tahminlerin her bir gerçekleşme değeriyle ne kadar uyumlu olduğunu test etmektedir. Genellikle modellerin örneklem içi tahmin performansları yüksek çıkmaktadır. Yöntemin kullandığı en basit örnek olarak ilişki katsayısı (R^2) gösterilebilir.

Diğer yöntem ise örneklem dışı performansa dayanmaktadır. Bu yöntem araştırmacılar tarafından daha sık kullanılmaktadır. Nedeni ise yöntemin örnekleme testi ve tahmin olarak ikiye ayırmasından kaynaklanmaktadır. Bu sayede istatistiksel modelin gerçek tahmin gücü karşılaştırılmaktadır.

Şekil 7 Örneklem İçi ve Dışı Tahmin Kavramları



Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

Şekil 7 örneklem içi ve dışı kavramını açıklamada faydalı bir gösterim imkanı sunmaktadır. Buraya kadar anlatılanları şekil ile özetleyecek olursak. Araştırmacının elinde Ocak 1980 ile Mayıs 2019 arasında Borsa İstanbul (BIST) endeksi getirilerinin olduğu varsayalım ve getiri serisi basit doğrusal regresyon ve ARMA yöntemleri ile irdelenerek tahmin performansı en iyi model seçilmeye çalışılsın. Modelin gerçekleşen değerleriyle ne derece örtüştüğü Ocak 1980-Mart 2015 dönemi ya da herhangi seçilen bir dönem aralığında irdelenirse örneklem içi performansa dayalı mukayese sunulur. Öte yandan, araştırmacı gerçekleşme rakamları veri iken modellerin gerçek gücünü test etmek amacıyla örnekleme ikiye bölebilir. İlk bölüm olan Ocak 1980-Mart 2015 dönemi modellerin parametrelerinin tahmin edildiği test dönemini oluşturacak ve Nisan 2015 – Mayıs 2019 dönemine ilişkin tahmin rakamları elde edilecektir. Örneklem dışı seçilen bu dönemde gerçekleşen ve tahmin serileri mukayese edilecektir.

Literatürde okuyucuların sıkça karışılacağı diğer bir kavram ise “bir (çoklu) adım sonrası tahmin” şeklinde ifade edilmektedir. Tanımı isminden de anlaşılacağı üzere tahmin serileri birer adım atılarak ya da ikişer, üçer,,...s kadar adım atılarak da oluşturulabilir. Örneğin 2019 yılı Aralık ayına kadar olan bir zaman serisi verilsin ve 2020 yılı Aralık ayına ilişkin nokta tahmin araştırmacıdan talep edilsin. Araştırmacı her bir ay sonrası tahmin değerlerini elde ederek 12 adımda Aralık tahminine ulaşabilir. Alternatif olarak ise ara dönemleri atlayarak 12 ay sonrasını tahmin edebilir.

Finansal tahmin değerlendirme yöntemlerine ilişkin genel bilgilerin ardından, volatilité tahmininde kullanılan metotların hangi çerçevede ve hangi yöntemlerle değerlendirilebileceğine ilişkin bilgiler bu başlık altında ifade edilecektir.

Volatilité tahmin çalışmalarında araştırmacılar enerjilerini tahmin modellerinin geliştirilmesine harcarken, tahmin değerlendirme yöntemlerine ilgi daha sınırlı kalmaktadır (Poon, 2005). Modellerin oluşturulmasından önce ölçüm yöntemlerinin seçilmesi hususunda önemli kararların alınması gerekmektedir. Bu kararların başında önce volatilitenin nasıl ölçülmesi gerektiği gelmektedir. Bağımlı değişken karesel formda varyans σ_t^2 olarak mı yoksa standart sapma σ_t olarak mı seçildiğinde tahminler daha başarılı olmaktadır? Farklı tahmin metotlarını mukayese etmek için hatalar hangi ölçüm yöntemleri ile karşılaştırılmalıdır? Hata ölçümlerini mukayese eden yöntemler hangileridir?

3.1. VOLATİLİTE NASIL İFADE EDİLMELİ?

Çalışmanın ilk bölümünde volatilitenin farklı alternatif yöntemlerle ifade edilebileceği ve bu yöntemlerden yaygın olarak kullanılan üçüne ayrıntıları ve avantajları ile birlikte yer verilmişti. Günlük volatilitéyi ifade etmek amacıyla getirinin karesinin kullanılmasının model seçiminde hataya neden olduğu ifade edilmektedir (Poon, 2005).

Zaman serileri modelleri geçmişteki hareketleri baz alarak geleceğe ilişkin öngörüler türetilmesini sağlamaktadır. Ancak, sisteme yeni olan şoklarla karşılaşıldığında bu modeller

başarılı sonuçlar sunmakta yetersiz kalmaktadır. İkinci bölümde ayrıntılı bir şekilde tartışıldığı üzere volatilité bir takım karakteristik özelliklere sahiptir. Finansal sisteme giren bir şok karşısında, tahmin modelleri bu karakteristik özellikleri en iyi ifade eden modeller geleceğe ilişkin daha tutarlı sunabilecektir. Bu noktada karesel formda ifade edilen σ_t^2 yeni şoklar karşısında oluşacak hatalara daha fazla ağırlık verdiği gerekçesiyle daha düşük performans gösterdiği iddia edilmektedir (Poon, 2005; Poon ve Granger, 2003).

Davidian ve Carroll (1987) varyansın amaç fonksiyonunda yer aldığı modellerde, normal dağılıma uygun bir saçılım söz konusu olduğunda güçlü tahminlerin elde edildiğini, normallikten uzaklaştığında varyansın iyi bir şekilde tahmin edilemediğini ifade etmektedir. Logaritmik dönüşüm ya da mutlak değer kullanımında ise sonuçlar gelişim kaydetmektedir.

Ayrıca, Hansen ve Lunde (2003, 2005), Andersen ve Bollerslev (1998) çalışmalarında Bölüm 1.2.3'de ifade edilen gün içi verilerini kullanan yüksek frekanslı verilerin getirinin karesine kıyasla çok daha iyi performans gösterdiği öne sürülmektedir. Andersen ve Bollerslev (1998), karesel getirinin koşullu varyans tahminlerinde çok fazla hataya neden olduğunu vurgulamaktadır.

Özetle, volatilitéyi ifade etmesi amacıyla getirinin karesinin seçilmesi yaygın bir yöntem olarak literatürde karşımıza çıksa da uygulamada bazı riskleri beraberinde getirmektedir. Alternatif yöntemler olan standart hatanın ya da mutlak getirinin, aralık yönteminin kullanılması daha tutarlı sonuçların elde edilmesini sağlayabilir.

3.2. TAHMİN HATA İSTATİSTİKLERİNİN OLUŞTURUMASINDA KULLANILAN YAKLAŞIMLAR

Varsayalım ki, yarın BIST borsa endeksinin yüzde 1 değer kaybedeceğini tahmin ettiniz ama gerçekte borsa yüzde 1 değer kazandı. Bu noktada sizin tahmininizin ne kadar başarılı olduğunu nasıl test etme ihtiyacınız doğdu. Şimdi bunu bütün örneklem dışı gözlemlerinizi için yapmanız gerektiğini düşünün. Her bir günlük değer için gerçekleşen değer ile sizin tahmin ettiğiniz değer arasındaki farkı kullanarak tahmin hatalarının oluşturulması gerekmektedir. Bu tahmin hataları kimi zaman pozitif kimi zaman da negatif değerler almaktadır. Bu hataları toplamak makul bir yöntem olmayacak çünkü negatif ve pozitifler birbirini götürecektir. Bu nedenle tahmin hatalarını değerlendirmeye yarayan farklı yöntemlere ihtiyaç duyulmuştur. Bu yöntemlerin başında hataların karesini veya mutlak değerini baz alan metotlar yer almaktadır. Yöntemlerden en sık kullanılanları Tablo 2'de sunulmaktadır. Eşitliklerde yer alan $\hat{\sigma}_t$ tahmini, σ_t gerçekleşen gözlemi ifade etmektedir.

Tablo 2 Popüler Hata Değerlendirme Yöntemleri

Karesel Hatanın Ortalaması (Mean Square Error –MSE)	$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_t^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{\sigma}_t - \sigma_t)^2$
Karesel Hatanın Ortalamasının Karekökü (Root Mean Square Error – RMSE)	$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_t^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\hat{\sigma}_t - \sigma_t)^2}$
Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error –MAE)	$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_t = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \hat{\sigma}_t - \sigma_t $
Ortalama Yüzdesele Mutlak Hata (Mean Absolute Percent Error –MAPE)	$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{ \varepsilon_t }{\sigma_t} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{ \hat{\sigma}_t - \sigma_t }{\sigma_t}$

Bu popüler yöntemlerin dışında iki farklı metot daha literatürde yer bulmuştur. Bunlardan ilki ortalama mutlak hatanın logaritmik gösterimini baz almaktadır (Pagan ve Schwet, 1990).

$$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \ln|\varepsilon_t| = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \ln|\hat{\sigma}_t - \sigma_t| \quad (40)$$

Diğer bir yöntem ise Theil (1966) çalışmasına dayanan Theil-U istatistiğidir.

$$\text{Theil} - U = \frac{\sum_{t=1}^N (\hat{\sigma}_t - \sigma_t)^2}{\sum_{t=1}^N (\hat{\sigma}_t^{BM} - \sigma_t)^2} \quad (41)$$

Theil-U istatistiğinde yer alan $\hat{\sigma}_t^{BM}$ referans oynaklığı ifade etmektedir. Genellikle basit rassal model ile tahmin edilmektedir (Brooks, 2014).

Yukarıda yer alan denklemlerin temel amacı hata terimini en az yapan sonuçları ortaya çıkarmaya dayanmaktadır. En az hata istatistiksel olarak en iyi modeli işaret etmektedir. Mutlak hatayı baz alan istatistiklere kıyasla karesel hata yöntemleri hatayı daha fazla cezalandırmaktadır. Buna göre MSE büyük hataları küçüklere kıyasla orantısız şekilde daha fazla cezalandırmakta iken MAE büyük hataları küçük hatalarla aynı oranda eşit olarak cezalandırmaktadır (Brooks, 2014).

3.3. TAHMİN HATALARININ KARŞILAŞTIRILMASINDA KULLANILAN YÖNTEMLER

Bir önceki bölümde, tahmin hatalarının istatistiksel yöntemlerle nasıl elde edileceği sunulmaktadır. İkinci aşama olarak elde edilen istatistiklerin farklı analiz yöntemleri altında analiz edilerek volatilité tahmininde en düşük hatayı sunan modellerin tespiti yer almaktadır.

Ekonometride, iki tahmin metodundan birinin belirgin bir şekilde daha az hataya neden olduğu durumda en iyi modeli seçmek gayet basittir (Granger, 1999). Ancak bu duruma finans dünyasında sık sık karşılaşılmamaktadır. Bu nedenle bir önceki bölümde ifade edilen istatistiksel hesaplama yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Eğer ki A modelinin hata istatistiği B modelinden düşükse, A modeli B'den kesin olarak üstün sayılamaz. Bunun için hata istatistiklerinin arasındaki farkın anlamlılığı test edilmelidir (Poon, 2005). West (1996) çalışmasında, tahmin hataları arasındaki otokorelasyonun ve volatilité modellerinin parametre tahminlerindeki belirsizliğin MSE, MAE ve RMSE gibi istatistikleri etkiledikleri ifade edilmekte ve hata istatistiklerinin anlamlılığını test eden modellerin önemine vurgu yapılmaktadır.

Literatürde modellerin tahmin performanslarını hata istatistikleri baz alınarak mukayese eden farklı metotlar bulunmaktadır. Bu çalışmada ise bu yöntemlerden en yaygın olarak kullanılan ve pek çok paket istatistik programında yer alan Kombinasyon diđer adıyla Kapsayıcı Tahmin (Chong ve Hendry, 1986) ile Diebold-Mariano (1995) testlerine yer verilecektir.

3.3.1. Kombinasyon Testi

Bu yöntem tahmin hatalarını karşılaştırmada dolaylı bir mukayese imkânı sunmaktadır. Testin ardındaki mantık birden fazla model tahminin ortalamasının ya da belirli bir kombinasyonunun tek bir model tahmininden daha iyi sonuç vermiyorsa bireysel tahmin modelinin kullanılmasında sakınca yoktur. Yani eğer tek bir tahmin metodu diđer tahmin metotlarındaki bilgiyi de içeriyorsa, o tahmin metodunun tahmini en az diđer metotların kombinasyonu kadar iyi olabilecektir (Timmermann, 2006). Bu ilişki ise regresyon modeliyle tahmin edilmeye çalışılmaktadır (Eşitlik 42).

$$Y_{t+h} - \hat{Y}_{t+h,i} = \beta_0 + \sum_{i \neq j}^N \beta_j \hat{Y}_{t+h,j} \quad (42)$$

Y_{t+h} örneklem dışı tahmin vektörünü ifade etsin, $\hat{Y}_{t+h,i}$ ise tahmin dönemi için i modeli ile elde edilen tahmin vektörünü göstermektedir. Öte yandan $\hat{Y}_{t+h,j}$ ise diđer metotlar ile tahmin edilen serileri ifade etmektedir. Yöntem i ve j aynı olmamak kaydıyla, i yönteminin hatalarını eğer diđer j yöntemleri istatistiksel olarak açıklayamıyorlarsa i yönteminin tahminleri tekil olarak kullanılabilir. Eğer diđer modellerin tahmini eşitliğin sol tarafındaki tahmin hatasını açıklıyor ise, bu durumda kompozit bir tahmin daha başarılı sonuç verecektir.

3.3.2 Diebold-Mariano Test

Diebold ve Mariano (1995), iki tahmin metodu arasında tahmin performansının aynı olup olmadığını test etmek amacıyla geliştirdikleri yöntem aynı zamanda tek yönlü (ilk metod diğerinden daha yüksek veya düşük hataya sahiptir) hipotez testine de olanak sağlamaktadır.

Model iki farklı yöntem ile elde edilen tahmin hatalarının aralarındaki farkın anlamlılığını test etmektedir. Normal dağılım varsayımı altında test istatistiği

$$S = \frac{\bar{d}}{s_d} \quad (43)$$

Sırasıyla \bar{d} ve s_d d fark serisinin ortalama ve standart hatasını ifade etmektedir. Fark serisi d ise $d = L_1 - L_2$ iki farklı yöntem ile elde edilen hata vektörlerini göstermektedir. Bu vektörler de ya hata kareler ya da mutlak değer yöntemleriyle hesaplanmıştır. Yokluk hipotezi iki tahmin yönteminin seçilen dönem için aynı performans gösterdiğini, alternatif hipotez ise tahmin performanslarının farklı olduğunu test etmektedir.

Yöntemin uygulanabilirliği ve anlaşılmasının kolay olması yaygın kullanımına neden olmaktadır. Ancak, metodun örneklem genişliğine ve tahmin hatalarının otokorelasyon sorununa bağlı olarak düşük performans gösterebileceği iddia edilmektedir. Bu noktada, Harvey, Leybourne ve Newbold (1997) çalışması yönetime bir takım eklemelerde bulunmuştur. Küçük örneklem yanlılığını çözen eklemesi ile normal dağılımdan ziyade Student-t dağılımının kullanılmasıyla DM (Diebold-Mariano) testinin daha tutarlı sonuçlar verdiği ifade edilmektedir. Öte yandan Giacomini ve White (2006), kayan örneklem (Rolling window) ile yapılan testlerde sonlu örneklemelerde DM testinin asimptotik olarak uygun sonuçlar verdiğini ifade etmektedir.

4. BÖLÜM

VOLATİLİTE TAHMİNİ LİTERATÜR DEĞERLENDİRMESİ

Bu bölüme kadar volatilitenin nasıl ölçüldüğüne, ne gibi karakteristik özelliklerinin olduğuna, hangi yöntemlerle tahmin edildiğine ve tahmin sonuçlarının nasıl karşılaştırıldığına ilişkin bilgiler sunulmuştur.

Literatür volatilité modellemesi hususunda geniş bir bilgi havuzu sunmaktadır. Daha önce ifade edildiği üzere finansal varlıkların içsel özellikleri farklı varlıkların farklı oynaklık davranışı sergilemesine neden olmaktadır. Yani, döviz kurunun, borsa endekslerinin, hisselerin vb. oynaklık modellemesi çalışmaları farklı modellerin üstün performansını ortaya koyabilmektedir.

Bu bölümde literatürde volatilité modellemesinde kullanılan yöntemlerin yer aldığı ve uluslararası yazında önce çıkan çalışmaların derlemesine yer verilecektir. İkinci bölümde ele alınan modellerin literatürdeki karşılıkları sunulduktan sonra, literatür mukayesesi çalışmanın ampirik kısmını oluşturan borsa endeksini baz alan çalışmalar özelinde sınırlandırılarak aktarılmaktadır.

4.1. ZAMAN SERİSİ TAHMİN MODELLERİ

Zaman serisi volatilité tahmin modellerinin ilk öncülerinden Taylor (1987), yüksek-düşük aralık yöntemini baz alarak aykırı değerler ile mark/dolar kuru future kontratları volatilitésini tahmin etmeye çalışmıştır. Ağırlıklı ortalama yönteminin ele alındığı yaklaşım benzer şekilde Wiggins (1992) çalışmasında da kullanılmıştır.

Tarihsel ortalama ve rassal yürüyüş çalışmaları ilk başta basit olarak adlandırılrsa da orta ve uzun vadeli volatilité tahminlerinde başarılı sonuçlar elde edilmektedir (Poon ve Granger, 2003). 6 aydan daha uzun vadeli volatilité tahminlerinde düşük frekanslı verilerin kullanıldığı yöntemler öne çıkmaktadır. Figlewski (1997), aralarında S&P 500 borsa endeksinin yer aldığı menkul kıymet volatilité tahmininde uzun vadeli tahmin ufkunda aylık verilerin kullanılmasının uygun olduğu sonucuna varmıştır. Ayrıca, Alford ve Boatsman (1995) ve Figlewski ve Green (1999) çalışmalarında yeteri kadar uzun olan bir örneklem kullanıldığında uzun vadeli tahminler için sağlam sonuçların elde edilebileceği vurgulanmaktadır. Alford ve Boatsman (1995), bir yatırımın 5 yıldan uzun varlık oynaklığının tahmin edilmesinde önceki 5 yıl için hesaplanacak haftalık veya aylık getirilerin kullanılmasının yeterli olacağını iddia etmektedir.

4.2. GARCH MODELLERİ

Literatürde en sık karşılaşılan modellerin başında gelen GARCH ve türevleri özellikle hisse senedi endeksleri ve kur oynaklığı tahminlerinde tercih edilmektedir. GARCH modelinin ampirik uygulaması Taylor (1986) çalışmasına kadar uzansa da, literatürde ilk model olarak en fazla atıf Akgiray (1989) çalışmasına yapılmaktadır (Poon, 2005). Akgiray (1986) oynaklık öngörü çalışmasında, GARCH modeli EWMA ve rassal yürüyüş (RY) modellerini her alt dönem ve değerlendirme istatistiğinde baskın gelmektedir.

Pagan ve Schwert (1990), ise EGARCH modelinin üstünlüğünü ortaya koyarken, benzer sonuçlar Cumby vd. (1993) çalışmasında da elde edilmiş ve EGARCH'ın RY modeline kıyasla daha iyi performans sergilediği ifade edilmiştir.

Bazı GARCH türlerinin çözüm ürettiği en önemli oynaklık karakteristiği asimetrik volatiliteye ilişkindir. Basit bir hatırlatma olarak, oynaklık asimetrisi şok ile volatilité arasındaki güçlü ters ilişkiyi açıklamaktadır. Yani, negatif şokun volatilitéye etkisi pozitif şoka göre çok daha fazladır. Bu olguyu baz alan çalışmalardan Cao ve Tsay (1992), Heynen ve Kat (1994) ile Lee (1991) GARCH modelleri arasında EGARCH'ın üstünlüğünü ortaya koymaktadır. Öte yandan, volatilité asimetrisini yakalayan bir diğer GARCH türevi GJR modelini ise Brailsford ve Faff (1996) ve Taylor (2004) çalışmaları önermektedir. Şokların işaretindeki değişmeyi hesaba katan GJR modeline bir eleştiri ise bu değişiklikler karşısında volatilitédeki kalıcılığı test edememesine bağlanmaktadır (Poon, 2005). Keza Brailsford ve Faff (1996) çalışmasında en iyi sonuç veren model olsa da 90 tahminin 76'sında tahmin değeri gerçekleşmenin altında kalmaktadır. Bazı çalışmalarda ise GARCH modellerinin üstünlüğü kesin olarak kanıtlanamamaktadır. Bu çalışmaların başında Lee (1991), Brooks (1998) ve McMillan vd. (2000) gelmektedir.

GARCH modellerinin bir diğer dezavantajı, durağan varyans varsayımına dayanmasıdır. Oynaklığın seviyesindeki değişiklikler yaşandığında ve tahmin periyodu bu değişiklikleri yakalayamayacak kadar kısa olduğunda GARCH modelleri ortalamaya yakınsama sorunu yaşamaktadır (Tse ve Tung, 1992). Benzer sorun kısa gecikme uzunluğu kullanan EWMA gibi basit modellerde de yaşanmaktadır. Ferreira (1999), Taylor (2004) ile Walsh ve Tsou (1998), üstel düzeltme modellerini GARCH'a tercih etmektedir.

Poon (2005), GARCH tipi modellerin akademik çalışmalarda benzer karakteristik özelliklere sahip olduğunu iddia etmekte ve bu özellikleri şu şekilde sıralamaktadır:

- Volatilité kalıcılığını (kümelenmesi, otokorelasyon) test etmek için benzer yöntemler kullanılmaktadır.
- Minimize edilmesi amaçlanan fonksiyonu benzer tahmin hata istatistiğine dayanmaktadır.

- Hata istatistikleri genellikle standart hataya değil varyansa odaklanmakta, bu da karşılaştırılan modellerin farklılıklarını azaltmaktadır.
- Günlük, haftalık ve aylık gerçekleşen volatilitiyi ifade etmek için sıklıkla getrinin karesi kullanılmakta ve gürültülü oynaklık rakamları elde edilmektedir. Gerçekleşen oynaklık hesabındaki bu gürültü, modeller arasındaki farklılıkları tespit etmede zorluk çıkarmakta ve tahminler arasında yakın sonuçların elde edilmesine neden olmaktadır.

GARCH modelleri koşullu varyanstaki otokorelasyonu modelleme amacıyla yaratılmış olsalar da bu özellikleri ancak görece hızlı bir şekilde azalış gösteren volatilité kümelenmesi sorununda kullanışlılık arz etmektedir. Ancak bazı durumlarda, koşullu varyanstaki kalıcılık yavaş bir şekilde ortadan kaybolmaktadır. Bu amaçla GARCH modellerinin uzun dönem hafızasını yansıtacak bazı farklı varyasyonları oluşturulmuştur. Bu modeller daha önce bahsedilse de çalışmanın ana konusundan sapılmamak adına ayrıntısına değinilmemiştir. Bu modellerin başında gelen FIGARCH, IGARCH, FIEGARCH, RS-GARCH modelleri uzun vadeli hafızayı ve RS-GARCH gibi kırılmaları tahmine yansıtmaya çalışsa da Hansen ve Lunde (2005) sofistikte modellerin GARCH (1,1) modelinden çok farklı sonuç sunmadığını ortaya koymaktadır.

4.3. SOKASTİK VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ

Daha önce de ifade edildiği üzere stokastik tahmin (SV) modelleri uygulamaya dönük olmaktan ziyade teorik bir model olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu nedenle volatilité tahmin çalışmalarında rakipleri kadar fazla tercih edilmemekte ve bu nedenle geniş bir literatür sunamamaktadır.

Bu sınırlı sayıdaki çalışmalardan ilki olan Heynen ve Kat (2004) farklı menkul kıymetler üzerine yaptıkları çalışmada borsa endeksler için SV'nin GARCH ve rassal yürüyüş modellerinden daha iyi tahmin performansı gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Yu (2002), SV modelinin ufak farklılıkla zaman serisi modellerinden daha iyi sonuç verdiğini ifade etmekte iken; Lopez (2001) tahmin performansı olarak anlamlı bir farklılık bulamamıştır. Benzer sonuç GARCH ve SV modelleri için Bluhm ve Yu (2000) çalışmasında da ampirik olarak kanıtlanmıştır. Ancak, aynı çalışmada ve Hol ve Koopman (2002) makalesinde örtük volatilité modellerinin SV'ye üstün olduğu sonuçları elde edilmiştir.

4.4. ÖRTÜK VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİ

Yöntemin ilk çalışması Latane ve Rendleman (1976) makalesine kadar uzanmaktadır. Black-Scholes modeli ile türetilen ve 24 Amerikan hissesini baz alan örtük volatilité tahminleri (ISD) haftalık ve aylık bazda irdelenmiş ve tarihsel modellerden daha iyi tahmin sonucuna

ulaşmıştır. Day ve Lewis (1992) çalışmasında ise S&P 100 endeksi volatilitesi haftalık bazda tahmin edilmiş ve ISD modelleri hem tarihsel hem de GARCH modellerine üstünlük sağlamıştır.

Blair vd. (2001) makalesinde S&P 100 borsa endeksi günlük oynaklığı yüksek frekanslı veriler hesaba katılarak analiz edilmiş ve ne GJR-HARCH ne de zaman serisi modeli örtük volatilitelerden daha iyi sonuç elde edememiştir. Öte yandan Bentes (2015) çalışmasında ise borsa endeksi volatilitesi aylık bazda irdelenmiş ve GARCH modeli örtük volatilitelerden daha başarılı tahmin sonuçları ortaya koymuştur. Duan ve Lin (2014) çalışmasında ise NASDAQ 100 volatilitesi GARCH, GJR-GARCH ve örtük yöntem ile sınanmış ve örtük yöntemin tahmin performansındaki üstünlüğü ortaya konmuştur. Ayrıca araştırmacılar örtük volatiliteleri GARCH modellerinde açıklayıcı olarak tekrar test etmiş ve tahmin sonuçlarının iyileştiğini gözlemlemişlerdir.

4.5. VOLATİLİTE TAHMİN MODELLERİNİN GENEL DEĞERLENDİRMESİ

Poon ve Granger (2003) çalışması volatiliteler tahmin çalışmalarında öne çıkan 93 çalışmayı irdelenmiş ve modellerin tahmin güçlerine göre üstünlüklerini ortaya koymuştur. Çalışmada 2. Bölümde yer alan 4 kategori çerçevesinde sonuçlar ifade edilmektedir. Buna göre:

- HIS: tarihsel verileri inceleyen zaman serisi modellerini ifade etmektedir. Bu kategoride basit ortalama gibi primitif yaklaşımlardan çok değişkenli VAR (Vector Autoregressive) modelleri gibi karmaşık modellere kadar geniş çerçevede model havuzuna hitap edilmektedir.
- GARCH: GARCH ve türevleri modellerini ifade etmektedir.
- ISD: opsiyonların ima ettiği örtük volatiliteler modellerini göstermektedir.
- SV: stokastik volatiliteler tahminlerini ifade etmektedir.

Çalışmada sunulan sonuçlar Tablo 3’de özetlenmektedir.

Tablo 3 Volatiliteler Tahmin Modelleri Karşılaştırması

	Çalışma Sayısı	Çalışma Oranı
TARİHSEL>GARCH	22	%56
GARCH>TARİHSEL	17	%44
TARİHSEL>ÖRTÜK	8	%24
ÖRTÜK>TARİHSEL	26	%76
GARCH>ÖRTÜK	1	%6
ÖRTÜK>GARCH	17	%94

SV>TARİHSEL	3	%50
SV>GARCH	3	%50
GARCH>SV	1	%50
ÖRTÜK>SV	1	%50

Kaynak: Poon ve Granger (2003) çalışması. ÖRTÜK: örtük volatilité tahmin yöntemini, SV ise stokastik volatilité tahmin yöntemini ifade etmektedir.

Analiz yöntemleri kullandıkları veri yapısına bağılı olarak temelde tarihsel ve örtük olacak şekilde iki farklı yöntem olarak sınıflanabilse de Poon ve Granger (2003, 2005), Poon (2005) 4 sınıf altında irdellemektedir. Andersen vd. (2005) ise GARCH modelini stokastik model olarak sınıflamaktadır.

Poon ve Granger (2003), ele aldıkları 93 makaleyi ikili gruplar halinde karşılaştırmaktadır. Buna göre, GARCH ve tarihsel zaman serisinin kullanıldığı modellerde zaman serisi modelleri tahmin performansı açısından bir adım öne çıkmaktadır. Öte yandan, örtük volatilité modelleri hem GARCH hem de zaman serisi modellerine açık bir şekilde üstünlük sağlamaktadır. Daha önce belirtildiği üzere stokastik modeller (SV) ampirikten ziyade teorik model olarak literatürde yer almaktadır. Bu nedenle bu modellerin yer aldığı çalışmalar yazında az bir yer kaplamaktadır. Öte yandan, SV modelleri de hem GARCH hem de HIS modellerine örneklem dışı tahmin performansı açısından üstünlük sağlamaktadır. Genel olarak irdelendiğinde ise örtük volatilité yönteminin başarılı tahmin performansı göze çarpmaktadır. Ancak bu yöntem hem hesaplama açısından hem de gelişmekte olan ülkelerin dar finansal piyasalarının yeterli opsiyon derinliğine ulaşamamasında dolayı uygulamada geride kalmaktadır.

5. BÖLÜM

ZAMAN SERİSİ ANALİZİNDE YENİ BİR BAKIŞ AÇISI: MIDAS REGRESYON YÖNTEMİ

Ekonomik ve finansal yazın farklı frekanslı veriler sunmaktadır. Finansal verilerde daha yüksek frekans gözlenme sıklığı, resmi istatistik kurumlarının ekonomiye ilişkin yayınladıkları verilere göre daha fazladır. Örneğin, pek çok ülkede olduğu gibi Türkiye'nin resmi istatistik kurumu olan TÜİK ekonomik büyüme rakamlarını çeyreklik bazda yayınlarırken, sanayi üretim, perakende satış vb. istatistikleri ise aylık frekansta sunmaktadır. Öte yandan BDDK resmi bankacılık istatistiklerini haftalık, Borsa İstanbul ise dakikalık borsa verisini kaydedip yayınlamaktadır.

Farklı frekanslı verileri analiz etmede iki temel yaklaşım bulunmaktadır. İlk yaklaşım olan en yaygın ve kolay olanı matematiksel toplam ya da ortalama gibi toplulaştırma işlemine dayanmaktadır (Armesto vd., 2010). Bu yaklaşımda her bir yüksek frekanslı değişken bağımlı değişkenin frekansı ile uyumlu hale getirilmeye çalışılmaktadır. Örneğin yıllık ekonomik büyüme tahmininde aylık sanayi üretim endeksinin 12 dönemlik ortalamasının alınıp regresyon yöntemine tabi tutulması gibi.

Kullanım sıklığı daha düşük olan diğer yöntem ise her bir yüksek frekanslı veriye atanacak tekil bir katsayıya dayanmaktadır. Bu yöntemde toplulaştırma yapılmamaktadır. Bir önceki örneğe göre yıllık büyüme tahmininde her bir ay ayrı ayrı 12 adet katsayı ile modelde temsil edilmektedir.

Daha açık ifade etmek gerekirse, çeyreklik bazda bir regresyon modeli kurulsun ancak bağımsız değişkenlerin frekansı aylık olsun. Her bir çeyrekte yer alan 3 ay için tekil yaklaşıma göre ayrı birer bağımsız değişken atanmaktadır. Yani ilk regressör değişken her bir çeyreğin ilk ayları olan Ocak, Nisan, Temmuz ve Ekim aylarını; ikinci bağımsız değişken ikinci ayları (Şubat, Mayıs, Ağustos ve Kasım) ve son olarak üçüncü değişken ise her bir çeyreğin son ayları olan Mart, Haziran, Eylül ve Aralık aylarını kapsamaktadır. Öte yandan toplulaştırma yaklaşımında ise her bir çeyreği içeren aylık veri ilgili çeyreği ifade edecek şekilde bir araya getirilerek tek bir değişken yaratılmaktadır. Buna göre örneğin her bir yılın ilk üç ayı ilk çeyreği (Ocak, Şubat ve Mart için birinci çeyrek, Nisan, Mayıs ve Haziran ikinci çeyrek gibi) ve takip eden ayları da kendi çeyreklerini ifade edecek şekilde bir araya getirilerek regresyon modeli kurulmaktadır.

Sunulan iki yaklaşımın da belirli dezavantajları bulunmaktadır. Tekil yaklaşım, belirli ölçüde esneklik sağlarken bağımsız değişken sayısını ve dolayısıyla katsayı adedini gereğinden fazla uzatmaktadır. Bir önceki örnekte her bir değişken için 3 adet katsayının kullanılması gerektiği ifade edilmişti. Bu durumda parametre sayısı görece düşük ve yönetilebilir iken, aylık frekansta veriyi günlük verilerle tahmin etmeye çalıştığımızda parametre sayısı 22'ye ulaşmakta ve süreç yönetilemez hale gelmektedir (Armesto vd. 2010). Değişken adedi olarak

daha tutumlu olan toplulaştırma yaklaşımı ise çoğunlukla aynı ağırlık kullanarak yüksek frekanslı veriyi düşük frekansa doğru evirmektedir. Neticede değişkenlerin açıklama kabiliyeti azalmaktadır.

Farklı frekanslı verilerin aynı çatı altında analizine imkan sunan yeni ekonometrik yaklaşım olan MIDAS (mixed data sampling) regresyonu tam da bu soruna çözüm üretmektedir. Ghysels vd. (2002) çalışması ile ilk defa literatüre kazandırılan bu yöntem daha sonra Ghysels vd. (2005, 2006a, 2006b ve 2009) çalışmaları ile geliştirilmiştir. Yöntem birkaç ayırt edici özellik barındırmaktadır (Ghysels vd., 2020):

- Toplulaştırılmış değerlere değil, yüksek ve düşük frekanslı verilerin en iyi uyumu sağladığı bağlanım (regresyon) fonksiyonuna bağlı oluşturulmaktadır.
- Farklı frekanslar arasındaki ilişki esnek ve tutumlu (fazla parametre ihtiyacı olmayan) parametrik fonksiyonlar yardımıyla yüksek ve düşük frekans arasında köprü kurularak meydana gelmektedir.
- Fonksiyonel form daha öncede belli olsa da bu fonksiyonların parametreleri değişkenlere bağlı olarak tahmin edilmektedir.
- Fonksiyonel formun oluşturulmasında pek çok farklı yöntem kullanılabilir.

Özetle MIDAS regresyon yöntemi yüksek frekanslı verileri parametreleri tahmin edilen belirli bir fonksiyon yardımıyla birleştirmekte ve düşük frekanslı verileri açıklama kabiliyetine erişmektedir. Aynı anda hem regresyon doğrusunun hem de ağırlıklar için fonksiyonel formun tahmin edildiği modelin kısıtı ise regresyon doğrusunun yorumlanamamasına dayanmaktadır (Ghysels, 2020). Yani MIDAS regresyonu ile elde edilen katsayılar diğer regresyon modellerindeki gibi yoruma açık değildir yalnızca ileriye dönük tahmin amacıyla kullanılmaktadır.

5.1. MIDAS REGRESYONUNUN LİTERATÜR UYGULAMALARI

Ekonometrik yazında görece yeni bir uygulama olmasına rağmen MIDAS regresyon yönteminin kullanım alanı hızlı bir şekilde gelişmektedir. Özellikle gecikme uzunluklarının ağırlıklandırma fonksiyonlarına alternatif yöntemler eklenmekte ve yüksek frekanstan düşük frekansa geçişin yumuşak olması amaçlanmaktadır.

Yöntemin ilk uygulamaları finansal yazına yöneliktir (Ghysels ve Volkanov, 2012). Bu çalışmaların başında Alper vd. (2008, 2012), Arag'ó ve Salvador (2010), Chen ve Ghysels (2011), Engle vd. (2008), Brown ve Ferreira (2003), Chen vd. (2009a, 2009b), Clements vd. (2008), Corsi (2009), Forsberg ve Ghysels (2007), Ghysels vd. (2005, 2006b), Ghysels ve Sinko (2011), Ghysels vd. (2008), Leon vd. (2007) gelmektedir.

Bahsi geçen çalışmaların pek çoğu hisse senedi piyasasına yönelik gerçekleştirilmiştir. Ghysels vd. (2004) yöntemin finansal piyasalardaki ilk uyarlamasını gerçekleştiren

çalışmadır. Dow Jones endeksinin haftalık risk-getiri oranları günlük getiri ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Ghysels vd. (2006) çalışmasında ise haftalık borsa endeksi volatilitesi günlük endeks getirisi kullanılarak modellenmiştir. Akabinde gelen Ghysels vd. (2009) ile Chen ve Ghysels (2011) çalışmalarında da Amerikan hisse senetleri getirilerinin volatilitesi tahmininde MIDAS diğer yöntemlere göre daha üstün performans sergilemektedir.

MIDAS ve GARCH tipi modellerin mukayese edildiği en güncel çalışmalarından Alper vd. (2012) ise aralarında Türkiye'nin de bulunduğu 10 gelişmekte olan ülkenin borsa endeksleri analiz edilmiştir. 1 ve 2 haftalık öngörü ufkunda piyasanın çalkantılı ve durgun olduğu iki farklı dönem altında MIDAS modelinin küresel finansal krizin yaşandığı çalkantılı dönemde daha düşük hatalı tahmin sonuçlarını ima ettiği ve GARCH modelinden üstün olduğu ifade edilmiştir.

Finansal piyasalardaki başarılı uygulamalar, yöntemin iktisadi değişkenleri tahmin çalışmalarında kullanılmasının önünü açmış ve literatürün gelişmesine katkı sağlamıştır. Clements ve Galvao (2008) yöntemin anlık gayrisafi yurtiçi hasıla (GSYH) tahmininde başarılı olduğunu ifade eden çalışmayı yayınlamış ve uygulama ekonomi yazınına giriş yapmıştır. Aylık verilerle çeyreklik ABD büyümesinin tahmin edildiği Clements ve Galvao (2008, 2009) çalışmaları merkez bankalarının ve ekonomistlerin ilgi odağı haline gelmiştir. MIDAS modelinin uygulamada kazandığı popülerite ile birlikte anlık, şimdi tahmin vb. kavramlar da hızlı yayılmaya başlamıştır. İngilizce karşılığı "nowcasting" olan yöntemler düşük frekanslı ve gecikmeli açıklanan ekonomik büyüme gibi değişkenlerin şimdi, yakın geçmiş ve yakın geleceğinin tahmin edilmesini ifade etmektedir (Kuzin vd., 2011).

Benzer şekilde Andreou vd. (2013), Galvao (2013), Guerin ve Marcellino (2013), Barsoum ve Stankiewicz (2015), Foroni vd. (2015), Aastveit vd. (2017) çalışmaları ABD ekonomisi büyümesine odaklanan çalışmalar ortaya koymuştur. Kuzin vd. (2013) ABD ekonomik büyümesinin yanı sıra Birleşik Krallık (UK), Japonya, Almanya, Fransa ve İtalya ekonomik aktivitelerine ilişkin öngörü çalışması gerçekleştirmiştir.

Literatür ABD ekonomisinin dışındaki ekonomilere de odaklanan çalışmalar sunmaktadır. Marcellino ve Schumacher (2010) Almanya ekonomisi; Kuzin vd. (2011) ile Kurz-Kim (2019) Avrupa Birliği, Kim ve Swanson (2018) Güney Kore ekonomisi; Tsui vd. (2018) ise Singapur ekonomisini odağı alan ve MIDAS yönteminin kullanıldığı çalışmaları literatüre kazandırmıştır.

Çoğunlukla GSYH tarafından temsil edilen ekonomik aktivite tahminlerinin yanı sıra MIDAS farklı ekonomik gösterge tahmininde de tercih edilmektedir. Lundin ve Toom (2014) çeyreklik ve aylık bazda ABD işsizlik oranı tahmininde MIDAS modeline yer vermişken, Smith (2016) Birleşik Krallık işsizlik oranını odağına almıştır. Andrade vd. (2014) Avrupa bölgesi, Götz vd. (2014) ise ABD enflasyonu tahmininde yöntemi kullanan diğer çalışmalar olarak ifade edilebilir.

Öte yandan Ghysels ve Özkan (2015) çalışmalarında MIDAS modeline ABD mali değişkenlerini; Foroni vd. (2018) ise ABD enflasyonu, sanayi üretimi ve tüketim harcamalarını tahmin etme amaçlı olarak yer vermiştir.

Ulusal literatür MIDAS konusunda çok fazla yayın olanağı sunmamaktadır. Detaylı taramanın ardından öne çıkan çalışmalar ise Türkiye ekonomisinin büyüklüğünün tahminine odaklanmaktadır. Bu çalışmalardan Yamak vd. (2017) haftalık para arzı değişkenleri ile çeyreklik GSYH tahminini MIDAS modeli vasıtasıyla elde etmiş ve MIDAS modelinin başarılı sonuçlarına değinmiştir. Yamak vd. (2018) çalışmasında ise Türkiye GSYH'sı bu sefer faiz oranları arasındaki getiri farkları ile analiz edilmiştir. Erdoğan (2020) benzer şekilde GSYH tahmininde MIDAS modelinin üstünlüğünü ortaya koymaktadır.

Kapsamı görece daha geniş olan Şen-Doğan ve Midiliç (2019) ile Günay (2020) çalışmalarından Türkiye GSYH büyümesi mercek altına yatırılmıştır. Şen-Doğan ve Midiliç (2019) yüksek frekanslı finansal verileri baz alırken; Günay (2020) çalışmasında ekonomik göstergelere yer verilmektedir. GSYH tahminini odağa alan bir diğer çalışma ise Guliyev (2018) tarafından ortaya konan yüksek lisans tezidir.

Güngör (2019) çalışmasında ise G7 ve Türkiye'nin de aralarında bulunduğu BRICS ülkelerinin hisse senedi piyasaları arasındaki volatilité yayılımı ve volatilité yayılımını belirleyen temel makroekonomik faktörlerin analizi amaçlanmıştır. Panel veri ile MIDAS yöntemleri birleştirilerek ülke çiftlerinin hisse senedi piyasaları arasındaki volatilitenin birbirleri arasındaki geçişkenliği irdelenmiştir. Çalışmada ayrıca Borsa İstanbul (BIST) endeksinin uzun ve kısa dönemli volatilitesi hibrid MIDAS_GARCH yöntemi ile ayrıştırılmıştır. Bu haliyle yöntem geleceğe dönük volatilité tahmininde ziyade BIST endeksinin volatilitésinin belirleyicileri üzerinde durulmuştur.

5.2. MIDAS REGRESYON MODELİ METODOLOJİSİ

Ghysels (2002), ile literatüre kazandırılan MIDAS modelinin kapalı formdaki gösterimi şu şekildedir:

$$Y_t = a_0 + \beta X_t + f(\{X_{t/S}^H\}, \theta, \lambda) + \varepsilon_t \quad (43)$$

- Y_t düşük frekanslı bağımlı değişkeni, örneğin çeyreklik GSYH,
- X_t bağımlı değişken ile aynı düşük frekansa sahip bağımsız değişken vektörünü,
- $X_{t/S}^H$ ise her bir düşük frekans t 'ye karşılık gelen S yüksek frekanslı bağımsız değişkeni, örneğin 1. çeyreğe karşılık gelen Ocak, Şubat ve Mart aylarına ilişkin sanayi üretim endeksini,
- θ, λ ve β ise modelde tahmin edilecek parametreleri
- f fonksiyonu ise yüksek frekanslı verilerin dönüşümünü gerçekleştirecek fonksiyonu ifade etmektedir.

Alternatif ağırlık fonksiyonları altında MIDAS modeli farklı formlar sergilemektedir. Bu farklılıkları ortaya koymak adına MIDAS regresyonu modeli kurulumundaki alternatif yöntemlere yer verilecektir. Bu yöntemler:

- Kademeli-Ağırlık Yöntemi (Step-Weighting Method),
- Almon Polinom MIDAS Regresyonu (Almon polynomial MIDAS),
- Üstel Almon Polinomlu MIDAS Regresyonu (Exponential Almon Polynomial MIDAS regression),
- Beta Polinomlu MIDAS Regresyonu'dur (Beta Polynomial MIDAS regression)
- ve hiçbir ağırlık fonksiyonu kullanmayan kısıtsız MIDAS (unrestricted MIDAS) modeli.

5.2.1. Almon-PDL Yöntemi

Dağıtılmış çokterimli gecikme uzunluğu (polynomial distributed lag-PDL) olarak da adlandırılan Almon-PDL ağırlık fonksiyonu Almon (1965) çalışması ile literatüre kazandırılmıştır. Farklı şekil alabilme kabiliyeti ve esnek yapısı nedeniyle farklı hesaplamalara konu olabilmektedir (Judge vd., 1985).

Bundan sonraki bölümde düşük frekanslı bağımsız değişkenler açık formdaki gösterimlerde basitleştirme nedeniyle yer verilmeyecektir. Buna göre Almon_PDL MIDAS denklemi şu şekilde ifade edilebilir:

$$Y_t = a_0 + \sum_{k=0}^{kmax} (X_{t-k/S}^H) \sum_{j=1}^p (k^j \theta_j) + \varepsilon_t \quad (44)$$

Daha önce belirtildiği üzere ikinci birimin ilk bölümü $X_{t/S}^H$ ise her bir düşük frekans t'ye karşılık gelen S yüksek frekanslı bağımsız değişkeni göstermekte iken; k ise denklemde yer alması öngörülen gecikme uzunluğunu belirtmektedir. Örneğin 2020 yılı birinci çeyreği büyümesini açıklamak adına 12 aylık gecikme uzunluğu seçilirse k=12 olmaktadır. Gecikme uzunluğu k yüksek frekansın karşılık geldiği S değerinden fazla ya da az olabilir. İkinci terim ise p boyutlu Almon fonksiyonunu ifade etmektedir. Buna göre yüksek frekanslı bağımsız değişken $X_{t-k/S}^H$ p boyutlu polinomsal θ fonksiyonu ile modelde yer almaktadır.

Modelde bağımsız değişkenleri niteleyecek yer alacak katsayı sayısı k gecikme uzunluğuna göre değil; p polinom derecesine göre belirlenmektedir. Daha açık bir şekilde ifade edilecek olursa:

$$Y_t = a_0 + \sum_{j=1}^p (Z_{i,t} \theta_j) + \varepsilon_t \quad (45)$$

$$Z_{i,t} = \sum_{k=0}^{kmax} (k^i X_{t-k/S}^H) \quad (46)$$

Eşitlik (45)'ten görüleceği üzere, ağırlık fonksiyonunun katsayıları θ_j polinomun uzunluğuna bağlıdır.

5.2.2. Üssel Almon Yöntemi

Bir önceki Almon modelinde yer alan $f(\theta, k)$ fonksiyonu farklı bir formda ifade edilmektedir. MIDAS modelinin esnekliği $f(\theta, k)$ ağırlık fonksiyonunun istenilen bir fonksiyona uyarlanabilme olanağı sunmasıdır. MIDAS yönteminin sıklıkla kullandığı bir diğer ağırlık fonksiyonu olan üssel-Almon modeli aşağıdaki şekilde ifade edilebilir (Ghysels vd., 2006b):

$$Y_t = a_0 + \sum_{k=0}^{kmax} (X_{t-k/S}^H) \left(\frac{e^{(\theta_1 k + \theta_2 k^2 + \dots + \theta_q k^q)}}{\sum_{j=1}^N e^{(\theta_1 j + \theta_2 j^2 + \dots + \theta_q j^q)}} \right) \lambda + \varepsilon_t \quad (47)$$

Benzer şekilde k gecikme uzunluğunu ifade edecek şekilde λ ise esneklik katsayısını göstermektedir. Modelde her bir gecikmenin yarattığı farklı tepki ise gecikme uzunluğunun yanı sıra modelde eş anlî tahmin edilen θ katsayılarına bağlıdır.

5.2.3. Beta Ağırlık Yöntemi

Bir diğer yaygın kullanılan çokterimli model beta fonksiyonu baz alarak oluşturulmuştur. Beta ağırlık modelinin gösterimi şu şekildedir (Sinko, 2008):

$$Y_t = a_0 + \sum_{k=0}^{kmax} (X_{t-k/S}^H) \left(\frac{w_k^{\theta_1 - 1} (1 - w_k)^{\theta_2 - 1}}{\sum_{j=0}^N w_j^{\theta_1 - 1} (1 - w_j)^{\theta_2 - 1}} + \theta_3 \right) \lambda + \varepsilon_t \quad (48)$$

k gecikme uzunluğunu ifade edecek şekilde λ ise esneklik katsayısını göstermektedir. Fonksiyonun orijinali integral ile tanımlansa da bu çalışmada gösterim kolaylığı açısından toplam operatörü tercih edilmiştir. Kimi kaynaklarda beta fonksiyonu θ_1 ve θ_2 olmak üzere iki parametreye bağlıdır. Bu durumda ağırlık fonksiyonu gerçek beta fonksiyonunu yansıtmakta ve sıfır sonlu olarak adlandırılmaktadır (Bknz. Armesto vd., 2010; Sınko, 2008; Ghysels vd. 2006b). Bazı çalışmalarda ise gösterim θ_3 parametresinin sıfırdan farklı olduğu durumları ifade etmektedir. Aralarındaki farklılık birazdan daha ayrıntılı şekilde sunulmaktadır.

Fonksiyonda yer alan w için ise şu şekilde bir tanımlama yapmak gerekmektedir:

$$w_i = \begin{cases} \delta & i = 0 \\ \frac{i}{k-1} & i = 1, \dots, k-2 \\ 1 - \delta & i = k \end{cases} \quad (49)$$

Eşitlik (49)'da ifade edilen δ terimi çok ufak bir sayıyı göstermektedir. Uygulamada bu değer $2,22 e^{-16}$ olarak varsayılmaktadır.

Farklı formlarda şekil alabilen, son derece esnek olan beta fonksiyonu bu esnekliğini θ parametrelerine borçludur. Uygulamada beta fonksiyonunun bu parametreleri için bazı

kısıtlar koyulmaktadır. Bunlar $\theta_1=1$ iken, daha önce ifade edilen sıfır sonluluk kısıtı olan $\theta_3=0$ ve ikisinin birleşimi olan $\theta_1=1$ ve $\theta_3=0$ kısıtlarıdır.

- $\theta_1=1$ kısıtı ağırlık fonksiyonunun şeklinin bir tane parametreye bağlı olmasını sağlamaktadır. Bu durumda $\theta_2>1$ ise yavaşça azalan $\theta_2<1$ durumunda ise yavaş bir şekilde artan bir form sergilemektedir.
- Daha önce de ifade edildiği üzere $\theta_3=0$ kısıtı, son gecikme uzunluğunun sıfır ile sonlanmasını ifade etmektedir.
- Son olarak da diğer iki kısıtın birleştirilmesi ile $\theta_1=1$ ve $\theta_3=0$ ağırlık fonksiyonunun hem şekline hem de son noktasına karar verilmektedir.

Ağırlık fonksiyonunun 3 parametre tarafından yönetilmesi göz önünde bulundurulduğunda, artan gecikme uzunluğunun parametre sayısında bir değişikliğe neden olmamasını garanti altına almaktadır. Artan gecikme sayısı doğrusal olmayan optimizasyon işlemi daha karmaşık hale getirmektedir.

5.2.4. Kısıtsız MIDAS Modeli

Daha önce yüksek frekanslı verilerin düşük frekansa çevriminde iki temel yaklaşımın ele alındığını ve bunların toplulaştırma ile bireysel katsayıların kullanımına dayandığı ifade edilmiştir. Her bir değişkenin düşük frekansa karşılık gelen yüksek frekans verisine katsayı atanması tekil katsayı yaklaşımının temelini oluşturmaktadır.

$$Y_t = a_0 + \sum_{k=0}^{kmax} (X_{t-k/S}^H) \theta_k + \varepsilon_t \quad (50)$$

Eşitlik (50)'den de görülebileceği üzere yüksek frekanslı veriler tekil katsayılarla ifade edilmekte katsayıların tahmininde herhangi bir kısıt yer almamaktadır. Basit olarak, çeyreklik GSYH büyümesi, aylık bazdaki değişimlere bağlı olarak hesaplanmaktadır (Günay, 2020).

Foroni vd. (2015) kısıtsız MIDAS (unrestricted, U-MIDAS) yönteminin frekans farklılığının çok olmamasından dolayı GSYH tahmininde polinomsal ağırlıkların kullanıldığı yöntemlere kıyasla tercih edilebileceğini ifade etmektedir. Öte yandan Armesto (2010) yöntemin iki temel engeli olduğunu ifade etmektedir. İlk engel, yöntemin katsayılarının kısıtsız olarak tahmin edildiğini öne çıkarmaktadır. Buna göre gecikmelerin her biri modelde aynı ağırlıklarla temsil edilmektedir. Bu nedenle, yakın geçmişin bağımlı değişken üzerindeki daha güçlü etkisi göz ardı edilebilmektedir. Yöntemin ikinci eksikliği ise yüksek gecikme uzunluğu ve frekansta modele çok fazla katsayının eklenmesinden kaynaklı olarak parametrelerin yönetiminin zorlaşmasına dayanmaktadır. Örneğin çeyreklik büyüme tahmini aylık frekansta değişken ile bir gecikme uzunluğundan tahmin edilecek olsun. Bu durumda modelde 3 adet parametre tahmini gerçekleştirilecektir. Ancak finansal model kurduğunuz ve günlük verilerle aylık volatilitate tahmini yaptığınızı düşünün. Bu durumda modele 20 farklı

parametre tahmini yapılacak ve katsayıların belirlenmesi gerekecektir. Yani süreç yönetilmesi zor bir modele doğru sürüklenmektedir.

5.2.5. Adımsal Ağırlık Yöntemi

Diğer yöntemlere göre görece kolay olan adımsal ağırlık yöntemi, yüksek frekanslı veriyi düşük frekansa dönüştürmek yerine yüksek frekanslı her bir veriyi olduğu gibi modele dâhil etmektedir. Bu haliyle kısıtsız MIDAS yöntemine bir haliyle benzeyen modelin matematiksel gösterimi aşağıda sunulmaktadır.

$$Y_t = a_0 + \sum_{k=0}^{kmax} (X_{t-k/S}^H) \varphi_{k,m} + \varepsilon_t \quad (51)$$

Eşitlik 50'deki modelden farklı olarak parametrelerin eğim katsayıları bu modelde ($\varphi_{k,m}$) m adım sayısına bağlı olarak elde edilmektedir. Bir önceki modelde her bir eğim katsayısı farklılaşabilmekte iken bu yöntemde parametreler aynı adımda aynı eğim ile temsil edilmektedir.

Örneğin, 2019 yılı üçüncü çeyreği büyümesi tahmin edilecek olsun. Modelde 6 gecikme uzunluğu ve 2 adım seçilmiş varsayalım. Son veri ikinci çeyreğin son ayı olan Haziran'da bittiği varsayımı altında, Haziran ve Mayıs aylarını içeren vektörler aynı eğim katsayısına, benzer şekilde Nisan ve Mart ayı ikilileri ile son olarak Ocak ve Şubat aylarını ifade eden parametreler aynı eğim katsayısı ile temsil edilecektir. Yöntemin sınırlılıkları Armesto (2010) çalışmasında ifade edildiği gibi kısıtsız yöntem ile benzerdir.

6. BÖLÜM

BORSA ENDEKSİ VOLATİLİTE TAHMİNİNDE ELE ALINAN YAKLAŞIMLAR VE HİPOTEZ GELİŞTİRME

Dördüncü bölüm fiyat oynaklığı tahmininde şu ana kadar sunulan, tartışılan hususların akademik yazındaki yansımalarını ele almaktadır. Bu bölümde ise, volatilité tahmin yöntemleri borsa endeksleri üzerinde sınanacak ve tahmin performansları arasındaki farklılıklar yansıtılmaktadır. Bu amaçla, akademik yazında oynaklık tahmininde kullanılan çalışmalar, borsa endeksi bazında daraltılmış ve sonuçlar Tablo 4’de toplanmıştır.

Daha önce de ifade edildiği üzere, volatilité tahmininde başarılı modeller menkul kıymet özelinde farklılaşmaktadır. İlk bölümde sunulan volatilitéye ilişkin yaygın gözlemlenen kavramların üzerine bazı menkul kıymetler için başka özellikler eklenmektedir. Bu özelliklerden birine örnek olarak faiz volatilitésindeki seviye etkisi verilebilir. Seviye etkisine göre oynaklık aynı zamanda faizin seviyesine bağlıdır. Gray (1986) çalışmasında bu etkiyi göz önünde bulunduran modelin tahmin performansı en iyi olan yöntemi işaret etmektedir. Klaassen (1988) çalışmasında ise döviz kurlarında aynı etkiyi saptayamamıştır. Bu nedenle çalışmanın belirli bir menkul kıymet volatilitésini üzerinden sınanması makul görülmüş ve finans alanında volatilité tahminine en çok ihtiyaç duyulan borsa endeksleri bu amaç için uygun bulunmuştur.

Tablo 4: Borsa Endeksi Volatilite Tahminine İlişkin Literatürde Yer Alan Çalışmaların Öne Çıkan Jenerik Özellikleri

	<i>Yazarlar</i>	<i>Menkul Kıymet</i>	<i>Dönem</i>	<i>Model</i>	<i>Örnekleme Frekansı</i>	<i>Tahmin Değerlendirme Yöntemi</i>	<i>Tahmin Ufku</i>
1	Akgiray (1989)	CRSP VW endeksi	Ocak 1963- Aralık 1986	GARCH(1,1)> ARCH(2)> EWMA> Tarihsel	Günlük	ME, RMSE, MAE, MAPE	20 gün sonrası
2	Blair vd. (2001)	S&P100	Ocak 1987- Aralık 1999	Örtük> GJR-GARCH> Tarihsel	Gün içi - 5 dk	R ²	1, 5, 10, ve 20 gün sonrası
3	Bluhm and Yu (2000)	DAX	Ocak 1988- Haziran 1999	Örtük> Stokastik> EWMA> EGARCH> GJR-GARCH> tarihsel	Günlük	MAPE, LINEX	1,10,45, 180 gün sonrası
4	Brace and Hodgson (1991)	Avustralya Borsa Endeksi	1986-1987	Tarihsel> Örtük	Günlük	R ²	20 gün sonrası
5	Brailsford ve Faff (1996)	Avustralya Borsa Endeksi	Ocak 1974- Haziran 1993	GJR-GARCH> Tarihsel> GARCH> MA> EWMA> RY> ES	Günlük	ME, RMSE, MAE, MAPE	Aylık
6	Brooks (1998)	DJ endeksi	17.11.1978- 30.12.1988	RY> Tarihsel> MA> ES> EWMA> AR> GARCH> EGARCH> GJR-GARCH> yapay sinir ağı (hepsi neredeysi aynı başarıda)	Günlük	MSE, MAE	1 gün sonrası

7	Canina ve Figlewski (1993)	S&P100	Mart 1983-Mart 1987	Tarihsel > örtük	Günlük	R ²	Opsiyon ile örtüşen 7-127 gün arası
8	Cao and Tsay (1992)	S&P, VW, EW endeksleri	1928–1989	TAR> EGARCH(1, 0)> ARMA(1, 1)> GARCH(1, 1)	Aylık	MSE, MAE	1-30 ay arası
9	Christensen ve Prabhala (1998)	S&P100	Kasım 1983 - Mayıs 1995	Örtük> Tarihsel	Aylık	R ²	24 gün sonrası
10	Day ve Lewis (1992)	S&P100	Ocak 1976-Kasım 1989	örtük> Tarihsel> GARCH> EGARCH	Haftalık	R ²	1 hafta sonrası
11	Dimson ve Marsh (1990)	FTSE	1955-1989	ES> regresyon> RY> HA> MA	Günlük	ME, RMSE, MAE, MAPE	1 çeyrek sonrası
12	Ederington ve Guan (1999)	S&P500	Ocak 1988 - Nisan 1998	Örtük> Tarihsel	Günlük	R ²	Opsiyonun vadesine bağlı olarak 10-35 gün sonrası
13	Ederington ve Guan (2002)	S&P500	Ocak 1983 - Eylül 1995	Örtük> GARCH> Tarihsel	Günlük	R ²	Opsiyonun vadesine bağlı olarak farklı vadeler: 7-90; 91-180; 181-365 ve 7-365 gün sonrası
14	Figlewski (1997)	S&P500	1947-1995	Tarihsel> GARCH(1,1)	Günlük	RMSE	6, 12,24,36, 48 ve 60 ay sonrası

15		S&P500	1962-1995	GARCH(1,1)> Tarihsel	Günlük	RMSE	1,3,6,12 ve 24 ay sonrası
16	Figlewski ve Green (1999)	S&P500	Ocak 1971-Aralık 1996	1 ve 3 aylıkta ES>Tarihsel; 12 ve 60 Tarihsel>ES	Günlük	RMSE	1,3,12 ve 60 ay sonrası
17		S&P500	Ocak 1971-Aralık 1996	Tarihsel> ES	Aylık	RMSE	24 ve 60 ay sonrası
18	Fleming (1998)	S&P100	Ekim 1985-Nisan 1992	Örtük> ARCH/GARCH> Tarihsel	Günlük	R ²	1 ve 28 gün (1 ay) sonrası
19	Fleming, Ostdiek, Whaley (1995)	S&P100	Ocak 1982-Aralık 1992	Örtük> Tarihsel	Günlük, haftalık	R ²	28 gün (1 ay) sonrası
20	Franses ve Ghysels (1999)	Hollanda, Alman, İspanyol ve İtalyan borsa endeksleri	1983-1994	Uç değer düzeltilmiş GARCH> GARCH	Haftalık	MSE	1 hafta sonrası
21	Franses ve Van Dijk (1996)	İsveç, Hollanda, Alman, İspanyol ve İtalyan borsa endeksleri	1986-1994	QGARCH> RY> GARCH> GJR-GARCH	Haftalık	MSE	2 hafta sonrası
22	Frennberg ve Hansson (1996)	VW İsveç borsa endeksi	1919-1990	AR> RY> Örtük> GARCH-S> ARCH-S	Günlük	MAPE, R ²	1 ay sonrası

23	Fung ve Hsieh (1991)	S&P500	Mart 1983- Temmuz 19879	RV> Örtük	15 dakikalık	RMSE, MAE	1 gün sonrası
24	Hamilton ve Susmel (1994)	NYSE VW	1962-1987	RSARCH> GARCH> ARCH	Haftalık	MSE, MAE	1,4 ve 8 hafta sonrası
25	Heynen ve Kat (1994)	S&P 500, Nikkei, FTSE; CAC, EOE, Hang-Seng, AORD	Ocak 1980- Aralık 1992	SV> EGARCH> GARCH> RY	Günlük	MSE	5,10,15,20,25,50,75, 100 gün sonrası
26	Loudon, Watt ve Yadav (2000)	FTSE	Ocak 1971-Ekim 1997	EGARCH> GJR-GARCH> TS-GARCH> TGARCH> NGARCH> VGARCH> GARCH> MGARCH (üstünlükler kesin belirtilmemiş)	Günlük	RMSE	Günlük
27	McMillan, Speight ve Gwilym (2000)	FTSE	1984-1996	RY> MA> ES>EWMA> GARCH> TGARCH> EGARCH> CGARCH> Tarihsel> regresyon	Günlük, haftalık, aylık	ME, MAE, RMSE	Günlük, haftalık, aylık
28	Noh, Engle ve Kane (1994)	S&P500	Ekim 1985-Ekim 1982	GARCH> örtük	Günlük	RMSE	Günlük
29	Pagan ve Schwert (1990)	US Tarihselse piyasası	1834-1937	EGARCH(1, 2)> GARCH(1, 2)> Tarihsel (RS-AR)	Aylık	R ²	Aylık
30	Poteshman (2000)	S&P500	1962-1993	Örtük> Tarihsel	Aylık	R ²	Aylık

31	Sill (1993)	S&P500	1959–1992	Tarihsel (multivariate)> Tarihsel	Aylık	R ²	Aylık
32	Taylor JW (2004)	DAX, S&P500, Hang Seng, FTSE 100, Amsterdam EOE, Nikkei, Singapore	1988-1995	STES-EAE (smooth transition exponential smoothing)> GJR-GARCH> GARCH>MA> EWMA	Haftalık	ME, MAE, RMSE, R2	Haftalık
33	Taylor SJ (1986)	FT30	1975-1982	EWMA> Log-AR(1)> ARMACH-Abs> ARMACH-Sq> Tarihsel	Günlük	MSE	1 ve 10 gün sonrası
34	Tse (1991)	Topix Nikkei Stock Average	1986-1989	EWMA> Tarihsel> ARCH> GARCH	Günlük	ME, RMSE, MAE, MAPE	1 ay sonrası
35	Tse ve Tung (1992)	Singapore, 5 VW market ve sanayi endeksi	1975-1988	EWMA> Tarihsel> GARCH	Günlük	RMSE, MAE	1 ay sonrası
36	Walsh ve Tsou (1998)	Avustralya Borsa Endeksi: VW20, VW50 & VW300	Ocak 1993-Aralık 1995	EWMA> GARCH (5 dakika> 1 saat ve 1 gün için)> Tarihsel	5 dakika, 1 saat, 1 gün ve 1 hafta	MSE, RMSE, MAE, MAPE	1 saat, 1 gün ve 1 hafta
37	Yu (2002)	NZSE40	Ocak 1980-Aralık 1998	SV> GARCH (3, 2)> GARCH (1,1)> Tarihsel> MA> ES> EWMA> regresyon> ARCH(9)> RY	Günlük	RMSE, MAE, Theil-U	1 ay sonrası

38	Seo, Sungchul, & Geonwoo, (2019)	S&P500	3 January 2007 to 30 December 2016	Yapay sinir ağı> GARCH	Günlük	MAE, RMSE, MAPE	Haftalık ve aylık
39	Corrado ve Turong (2007)	S&P500,S&P 100, NASDAQ 100, Dow Jones	1990-2006	GJR-GARCH> Örtük (aynı performans)	Gün içi, aralık	RMSE, MAE	1, 10, 20 gün sonrası
40	Liu ve Hung (2010)	S&P 100	Ekim 1997- Eylül 2003	GJR-GARCH> EGARCH> (GARCH-N; GARCH-t; GARCH-HT; GARCH-SGT)	Günlük	MSE, MAE, SPA test	Günlük
41	Awartani & Corradi (2005)	S&P500	Ocak 1990 - Eylül 2001	Asimetrik GARCH modelleri> GARCH (1,1)> EWMA	Günlük	MSE	Günlük
42	Louzis, Sisinis, & Refenes (2011)	S&P500, Dow Jones	1997-2006	TARİHSEL hibrid modeller (HAR modelinin varyasyonları test edilmiştir): AHAR-FIGARCH> AHAR-GARCH	Günlük	MSE, MAE, MAPE, MLAE,	1, 5, 22 gün sonrası
43	Claessen & Mittnik (2010)	German DAX-index	1992-1996	Hibrid GARCH-Örtük> GARCH> RY> MA> Örtük	Haftalık	MSE, MPE	1,2, 4 hafta sonrası
44	Abdul vd. (2015)	S&P500	2002-2012	Asimetrik GARCH modelleri daha başarılı APARCH> GJR-GARCH-GARCH> TS-GARCH	Günlük	MSE, MAE	10 gün sonrası
45	Srinivasan & Ibrahim (2010)	BSE-20	1996-2010	Simetrik GARCH> E-GARCH> T-GARCH> GARCH	Günlük	MSE, MAE	Günlük

46	Sharma ve Vipul (2015)	AEX, AORD, ATX, BEL20, SENSEX, IBOV, CAC, UKX, GD, DAX, SPX, SPTSX, HSI, JCI, KOSPI, Merval, NKY, SHCOMP, SMI, STI, TWSE	2000-2013	GARCH (1,1) > (İleri düzey GARCH modelleri: TGARCH AVGARCH NGARCH APARCH GJR-GARCH EGARCH)	Günlük	MSE MAE HMSE HMAE	Günlük
47	Pati, Barai, & Rajib (2017)	Hindistan, Avustralya, HongKong borsa endeksleri	Ocak 2008- Temmuz 2016	EGARCH(Örtük bağımsız değişken)>GARCH(örtük bağımsız değişken)>EGARCH>GARCH	5 dakika	R ²	Günlük
48	Koopman, Jungbacker, & Hol, 2005	S&P 100	Ocak 2001 - Kasım 2003	Gün içi: Tarihsel> SV> GARCH; Günlük:SV>TARİHSEL> GARCH	Gün içi, günlük	MSE MAE HMSE HMAE	Günlük
49	Ebeid & Bedeir (2004)	Mısır Borsa Endeksi	1997-2003	APARCH>GJR-GARCH> EGARCH> GARCH	Günlük	MSE, MedSE, MAE, AMAPE, Theil-U, R ²	Günlük
50	Ahmed vd. (2017)	KSE 100, BSE SENSEX, DSE 20 ve SSE	1996-2015	T-GARCH> PARCH> EGARCH> GARCH> ARCH	Günlük	Örnekleme içi (AIC ve SC)	Günlük
51	Alper vd. (2012)	BSE30 (India), HSI (Hong Kong), IBOVESPA (Brazil), IPC (Mexico), ISE100 (Turkey), JKSE	1998-2010	Tarihsel> GARCH(1,1)	Günlük	MSE	1 ve 2 hafta sonrası

	(Indonesia), KS11 (South Korea), Merval (Argentina), STI (Singapore), TWII (Taiwan)					
52	Hol ve Koopman (2002)	S&P 100	1986-2001	Örtük > SV	Günlük ve 10 dakikalık	MSE, MedSE, MAE, 1 ila 20 gün arası
53	Bentes (2015)	Hong-Kong, Hindistan, G.Kore borsa endeksleri ve S&P500	2003-2012	Örtük > GJR-GARCH-GARCH > GARCH	Günlük	MSE, MAE Aylık
54	Huang (2011)	CAC 40, DAX 30, FTSE 100, HSI, NASDAQ, NIKKEI 225, S&P 500	Ocak 1990- 25 Temmuz 2007	Tarihsel (kuantil) > GARCH	Günlük	R ² , MSE 10, 20 günlük
55	Johnsson (2018)	OMXS30, FTSE100 ve S&P/ASX200	Şubat 2008 Aralık 2017	GARCH modelleri > Tarihsel (yapay sinir ağları)	Haftalık	RMSE, MAE, MAPE, R ² 1 haftalık
56	Körs ve Karan (2021)	DJIA, NASDAQ 100, S&P 100, Russel 2000, Nikkei 225, FTSE 100, HSI ve S&P 500	Ocak 1980 Eylül 2010	Tarihsel > GARCH modelleri > Örtük	Günlük	RMSE 1 aylık

Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Not: Tabloda yer alan MA: hareketli ortalama, RY: rassal yürüyüş, SV: Stokastik volatilité modeli, ES: Beklenen düşüş modeli (Expected Shortfall), MSE: Karesel Hatanın Ortalaması (Mean Square Error), RMSE: Karesel Hatanın Ortalamasının Karekökü (Root Mean Square Error), MAE: Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error), MAPE: Ortalama Yüzesel Mutlak Hata (Mean Absolute Percent Error), ME:

Ortalama hata, MLAE: Mutlak hatanın ortalamasının logaritması (Mean Logarithm of Absolute), HMSE: Değişen varyans düzeltmesi yapılmış MSE (Heteroskedasticity-adjusted MSE), HMAE: Değişen varyans düzeltmesi yapılmış MAE (Heteroskedasticity-adjusted MAE), MedSE: Kareli hatanın medyanı (Median Squared Error), AIC: Akaike bilgi kriteri, SC: Schwarts bilgi kriteri, Rkare: açıklanma oranı (R^2)
Tabloda yer alan ">" işareti yöntemin daha üstün olduğunu ifade etmektedir.

Tablo 4 uluslararası yazında öne çıkan çalışmalar baz alınarak hazırlanmış ve modellerin mukayesesinde öne çıkan noktaları vurgulayacak şekilde dizayn edilmiştir. Çalışmalar yaygın olarak gelişmiş ülke endekslerine yoğunlaşmaktadır. Bunun temel nedenlerinin arasında düzenli veri akışı, gün içi verilerin derlenmesi ve örtük volatilité endekslerine konu olması gibi sebeplerin olduğu düşünülebilir. Çoğunlukla volatilitéyi temsil etmesi adına gerçekleşen oynaklık günlük açılış kapanış değerlerini baz alarak hesaplanmaktadır. Bazı çalışmalarda ise gerçekleşen oynaklığı temsil etmesi adına yüksek frekanslı gün içi 5-15 dakikalık veriler analize dâhil edilmiştir.

Modellerin tahmin sonuçlarını mukayese etmede örneklem dışı tahmin istatistikleri kullanılmış ve çoğunlukla temel hesaplama yöntemlerinden RMSE, MSE ve MAE teknikleri araştırmacılar tarafından tercih edilmiştir. Örneklem ufku içilen dönemler için ise daha homojen bir dağılım göze çarpmaktadır. Ağırlık 1 gün sonrası tahmin etme çabasında yoğunlaşsa da bir hafta ve daha uzun frekansta haftalık tahminler de yaygındır.

Tablo 5 Borsa Endeksinde Volatilité Tahminini Ele Alan Çalışmaların Özet Tablosu

	Çalışma Sayısı	Çalışma Oranı
Tarihsel>GARCH	14	50%
GARCH>Tarihsel	14	50%
ÖRTÜK>Tarihsel	9	60%
Tarihsel>ÖRTÜK	6	40%
ÖRTÜK>GARCH	8	83%
GARCH>ÖRTÜK	3	27%
Örtük>SV	2	***
SV>Tarihsel	5	83%
Tarihsel > SV	1	17%
SV>GARCH	5	***

Kaynak: Yazar tarafından derlenmiştir.

Not: EWMA modeli tarihsel model olarak baz alınmıştır. SV: Stokastik tahmin modelini ifade etmektedir.

Tablo 4’de yer alan bilgilerin Poon ve Granger (2003) makalesine benzer olarak özetlendiği görünüm Tablo 5’de sunulmaktadır. Hatırlanacağı üzere, bu çalışmada oynaklık tahmini borsa endeksleri üzerinden test edileceği için örneklem daraltılmıştı. Ancak genel olarak sonuçlar Poon ve Granger (2003) makalesinden çok net bir şekilde ayrılmamaktadır. Tarihsel ve GARCH modelleri arasındaki yakın çekişme ve örtük modellerin diğer modellere olan

üstünlüğü yalnızca borsa endekslerini baz alan çalışmalarda da öne çıkmaktadır. Farklı olarak bu çalışmada borsa endeksindeki volatilitiyi baz alan uluslararası yazında yer alan modeller mukayese edilmektedir. Stokastik tahmin modelinin uygulama zorluğu literatürdeki tercihlere de yansımıştır. Tablo 4’de ayrıntılı sunumda ele alındığı üzere bazı modeller her iki yöntemin birlikte (hibrit) sunumunu ele almaktadır. Örneğin örtük volatilité endeksi olan VIX değişkeni GARCH ya da tarihsel modellerde açıklayıcı değişken olarak kullanılabilir. Eğer bu şekilde oluşturulan hibrit modellerin tahmin performansı arttıysa, bu başarı sonradan eklenen yöntemin hanesine artı olarak işlenmiştir (VIX örneğinde eğer performans arttıysa örtük model GARCH modelinden üstündür olarak ifade edilmiştir).

Uluslararası yazın farklı menkul kıymetlerin çeşitli oynaklık tahmin yöntemleri kullanılarak analizini konu alan geniş bir havuz sunmaktadır. Yurtiçinde gerçekleştirilen çalışmalar için ise aynı yorumu yapmak maalesef mümkün olmamaktadır. Türkiye’de yapılan çalışmalar ağırlıklı olarak tek bir yöntemi ele almakta ve bu yöntemde uygulama açısından görece kolay olan GARCH ve türevleri etrafında yoğunlaşmaktadır. Bu nedenle ulusal yazına ilişkin bilgilere ayrıntılı şekilde yer verilmeyecektir.

Ulusal yazında yer alan çalışmalara örnek olarak Kuzu (2018) makalesinde BIST 100 endeksinin oynaklığı ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH modelleri vasıtasıyla günlük bazda analiz edilmiştir. Sonuç olarak ise TGARCH modeli 2011-2017 dönemi için en başarılı performansı sergilemiştir. Bu çalışmadan daha önce literatüre kazandırılan Özden (2008) çalışmasında ise aynı endeks aynı yöntemlerle farklı dönem için yine günlük veriler kullanılarak irdelenmiş ve aynı sonuca ulaşarak TGARCH modelinin üstünlüğü ifade edilmiştir. GARCH modelini ve türevlerini kullanan diğer çalışmalara Güriş ve Saçaklı (2011), Bildirici vd. (2007), Güloğlu ve Akman (2007) örnek olarak gösterilebilir.

Bu çalışmanın uygulama adımında oynaklık tahmininde ulusal literatüre MIDAS yönteminin kazandırılması çerçevesinde çeşitli hipotezler test edilecektir:

- i. İlk hipotez, finansal türbülans döneminde MIDAS modeli volatilité tahmininde alternatiflerinden daha iyi performans sergileyip sergilemediğini test etmektedir.
- ii. İkinci hipotez ile asimetrik ilişkiyi ele alan EGARCH yönteminin diğer yöntemlere olan üstünlüğü test edilecektir. Bu noktada EGARCH yönteminin klasik GARCH yönteminden daha iyi tahmin performansı sergileyip sergilemediği de test edilecektir.
- iii. Üçüncü hipotez ise, alternatif yöntemlerin gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeleri içine alan her iki alt örneklem için farklı sonuçlar doğurup doğurmadığına dayanmaktadır.

7. BÖLÜM

AMPİRİK ÇALIŞMA: BORSA ENDEKSLERİ ÜZERİNE BİR UYGULAMA

Çalışmanın buraya kadar olan kısmında, volatiliteye ilişkin tanımlamalar ve kavramsal çerçeve sunulmuş, ayrıca modelleme kısmında göz ardı edilmemesi gereken kavramlara yer verilmiştir. Akabinde ise, oynaklık tahmininde öne çıkan tahmin yöntemlerine ve bu tahminlerin karşılaştırılmasında kullanılan hesaplama araçlarına ilişkin ayrıntılı bilgiler sunulmuştur. Geniş bir literatür taramasının ardından volatilitate tahmininde son yıllarda uygulama adımları genişleyen MIDAS yönteminin teorik çerçevesi çizilmiştir.

Bu çalışmanın asıl amacı, volatilitate tahmininde öne çıkan kavramsal çerçeveyi anlaşılabilir istatistiksel tanımlamalarıyla birlikte okuyucunun bilgisine sunmaktır. Çerçevenin uygulamaya aktarılması bu bölümde yer almaktadır. Bunu yaparken, hangi volatilitate hesaplama aracının seçildiği, neden seçildiği geçmiş bilgilere atıfta bulunularak ifade edilecektir.

Çalışmanın ana konusunu oluşturan araştırma sorusu MIDAS yönteminin volatilitate tahminindeki üstünlüğünün araştırılmasını içermektedir. Bunu yaparken ise araştırmanın ana konusunu oluşturan iki hipotez test edilecektir. İlk hipotez, finansal türbülans döneminde MIDAS modeli volatilitate tahmininde alternatiflerinden daha iyi performans sergilemektedir. İkinci hipotez ise, asimetrik ilişkiyi ele alan EGARCH yönteminin diğer yöntemlere olan üstünlüğü test edilecektir. Eğer MIDAS yöntemi her iki farklı örneklem için de akranlarından daha iyi performans sergilerse üstünlüğü ele alınan yöntemler çerçevesinde ampirik olarak kanıtlanmış olmaktadır.

Volatilitate tahmin çalışmalarına konu olan menkul kıymetlerin başında borsa endeksleri gelmektedir. Hem ekonomik faaliyetteki güveni bir ölçüde yansıtan, hem de finansal piyasalardaki eğilimi ortaya koyması bakımından borsa endekslerinin oynaklığının tahmin edilmesi büyük önem arz etmektedir. Ayrıca hem spot hem de vadeli piyasada bir yatırım aracı olarak karşımıza çıkan borsa endekslerinin oynaklığı fiyatlama ve yatırım kararlarına etki edebilmektedir. Buna ek olarak, derinleşen vadeli işlemler piyasasında yaygın olarak opsiyonların fiyatlamasında kullanılan Black-Scholes modelinde opsiyon fiyatı, zamana, risksiz faiz oranına, işlem fiyatına (strike price), menkul kıymetin şundaki değerine ve oynaklığa bağlıdır (Hull, 2009). Görüldüğü üzere oynaklık kimi menkul kıymette fiyata direk etki edebilme kabiliyetine sahip olmaktadır.

Literatürde geniş yer bulması ve hem kendi hem de diğer menkul kıymet fiyatlarına doğrudan/dolaylı etkide bulunabilmesi müsebbibiyle borsa endekslerinin oynaklık tahmini pek çok çalışmanın merkezinde yer almaktadır. Benzer saiklerle bu çalışmada da oynaklık tahminine ilişkin kurulan modeller borsa endekslerini baz almaktadır.

Ülkelerin borsa endeksleri farklı hacimlere ve piyasa değerine sahiptir. Dağılımların karışımı hipotezi (mixture of distributions hypothesis) işlemlerin derinliğindeki artışın volatilitede pozitif etki yaratacağını ifade etmektedir (Bauwens vd. 2005). Ancak literatürde gelişmiş ülkelerin mi yoksa gelişmekte olan ülkelerin mi piyasa oynaklığının piyasa derinliğinden daha fazla etkilendiğine dair net bir tespit yapılamamıştır. Bu nedenle çalışmada daha sağlam ve tutarlı sonuçlar elde etmek adına, gelişmiş ve gelişmekte olan borsa endekslerini içeren iki farklı örneklem oluşturulmuştur.

Gelişmiş ülke piyasalarını temsilen Dow Jones (ABD), NASDAQ (ABD), S&P 100 (ABD), Russel 2000 (Birleşik Krallık), Nikkei (Japonya), FTSE-100 (Birleşik Krallık), Hang-Seng (HSI, Hong-Kong) ve S&P 500 (ABD) borsa endeksleri analize dahil edilmiştir. Seçilen ülkeler finans merkezi olarak adlandırılan ve piyasa derinliği geniş olan endeksleri yansıtmaktadır. Bahsi geçen endeksler küresel finansta yakından takip edilen borsa endekslerini ifade etmektedir.

Gelişmekte olan ekonomileri temsilen ise aralarında Türkiye'nin de olduğu Borsa İstanbul (BIST), Johannesburg JSE (Güney Afrika), BOVESPA (Brezilya), CLX IGPA (Şili), BUX (Macaristan), IDX (Endonezya) ve FTSE KLCI (Malezya) endeksleri analize dahil edilmiştir. Ülke seçimlerinde Türkiye'ye benzerlik arz eden gelişmekte olan ülkeler mukayesesi üzerinde durulmuştur. Ayrıca borsaların piyasa değerlerindeki yakınlık göz önünde bulundurulmuştur².

Özetle gelişmiş borsa endekslerini ifade edecek şekilde 8, gelişmekte olan ülkeler için ise 7 borsa endeksi seçilmiştir. Çalışmanın bundan sonraki analiz bölümünde sonuçlar ülke gruplarına göre sunulmaktadır. Bu sayede her bir alt örneklemden veri uygunluğu göz önünde bulundurulmaktadır. Gelişmiş ülke örneklemindeki borsa endeksleri daha geniş bir zaman aralığını kapsamakta iken; kimi gelişmekte olan ülke borsa endeksleri daha sınırlı bir dönem için sonuçlar sunmaktadır.

Çalışmada ayrıca her bir alt örneklem çalkantılı finansal piyasaların varlığı altında test edilecektir. Bu sayede, yöntemlerin üstünlükleri farklı dalgalanmaların sergilendiği kırımlarda ortaya konmaktadır. Çalkantılı dönemin seçimi ile alakalı bilgilere ilerleyen bölümlerde ayrıntılı bir şekilde sunulmaktadır.

Modellerin hem bağımlı hem de bağımsız değişkenlerini oluşturacak olan tarihsel volatilitenin değişkeni ise mutlak değer yöntemi ile ifade edilecektir. Yazın bu hesaplamalar için kesin bir yargıya sahip olmasa da Poon (2005) çalışmasında açıkça ifade edildiği üzere tarihsel volatilitenin ifade etmek üzere getirinin karesel formunun kullanılmasının gürültülü sonuçların elde edilmesine neden olmaktadır. Karesel formda oluşturulan serilerin

² Bu amaç için <https://www.tradinghours.com/markets-by-capitalization> internet sayfasındaki değerler hesaba katılmıştır. Örneğin Hindistan, Suudi Arabistan vb. ülkeler gelişmekte olan statüde yer alsa da, borsa endekslerinin derinliği Türkiye ile mukayese edildiğinde çok yüksek boyutlara ulaşmaktadır. Bu nedenle bu ülkeler analizde yer almamaktadır.

varyansının dördüncü kuvvete denk geldiği düşünüldüğünde volatilitenin sapmalarının çok fazla büyüdüğü ifade edilmektedir.

Yöntemsel seçimin ardından sıra oynaklığın ifade ediliş şekline gelmektedir. Kimi çalışmada oynaklık yüzde birimi üzerinden ifade edilmektedir. Bu sayede okuyucunun daha rahat takip etmesi ve alternatif yöntemlerin aynı birim üzerinden mukayesesine imkan tanınmaktadır. Örneğin örtük volatilitate endekslerinde VIX 100'lük birimde standart sapmayı ($100 * \sigma$) işaret etmektedir. bu çalışmada da hesaplamalar yüzlük sistemi baz almaktadır.

Çalışmada yer verilen bir diğer nüans ise yıllıklandırma işlemidir. Kimi çalışmalar örneğin, Alper vd. (2012) ve Ghysels vd. (2009) bu tarz bir düzeltme ihtiyacı görmese de; Degiannakis ve Floros (2016) yıllıklandırma yönteminin gerçeğe uygun hesaplama imkanı tanıdığını belirtmektedir.

Literatürde yer alan kısıtları göz önünde bulundurarak, çalışmanın ampirik bölümü için gerçekleşen oynaklığı ifade etmesi için yıllıklandırılmış yüzlük ölçekte mutlak değerce hesaplanan getiri serilerinin kullanılması uygun görülmüştür. Literatürde tarihsel oynaklık serilerinin elde edilmesinde mutlak değer yönteminin daha uygun olacağı aktarılmaktadır. Taylor (1986), McKenzie, (1999), Davidian ve Carroll (1987) getirinin mutlak değerinin getirinin karesine kıyasla volatilitayı daha iyi açıkladığını iddia etmektedir. Forsberg ve Ghysels (2007) ise mutlak değer yönteminin oynaklık tahmininde kullanılması en uygun yöntem olduğunu ifade etmektedir.

Bu çerçevede tarihsel oynaklık serileri Eşitlik (52)'deki gibi hesaplanmaktadır.

$$\text{Gerçekleşen Oynaklık (GV}_{\text{aylık}}) = \sqrt{\frac{252}{n} \sum_{t=1}^n R_t^2} ; R_t = 100 * \ln(r_t/r_{t-1}) \quad (52)$$

Getiri serilerinin logaritmik bazda ifade edildiği eşitlikte, getirilerin karesinin alındıktan sonra karekök işleminin uygulanması mutlak değer ile aynı sonuçları verecektir. Gösterimin standart sapmaya benzemesi amacıyla böyle bir sunum gerçekleştirilmiştir. Eşitlikte yer alan 252 değeri, bir yıldaki ortalama iş gününü temsil etmektedir. Paydada yer alan n ise aylık hesaplamalarda 20 ila 23 arasında değerler almakta iken; günlük hesaplamalarda 1'e eşittir. Bundan sonra sunulacak ampirik çalışmada aynı yöntem kullanılarak getiri ve tarihsel oynaklık serileri elde edilecektir.

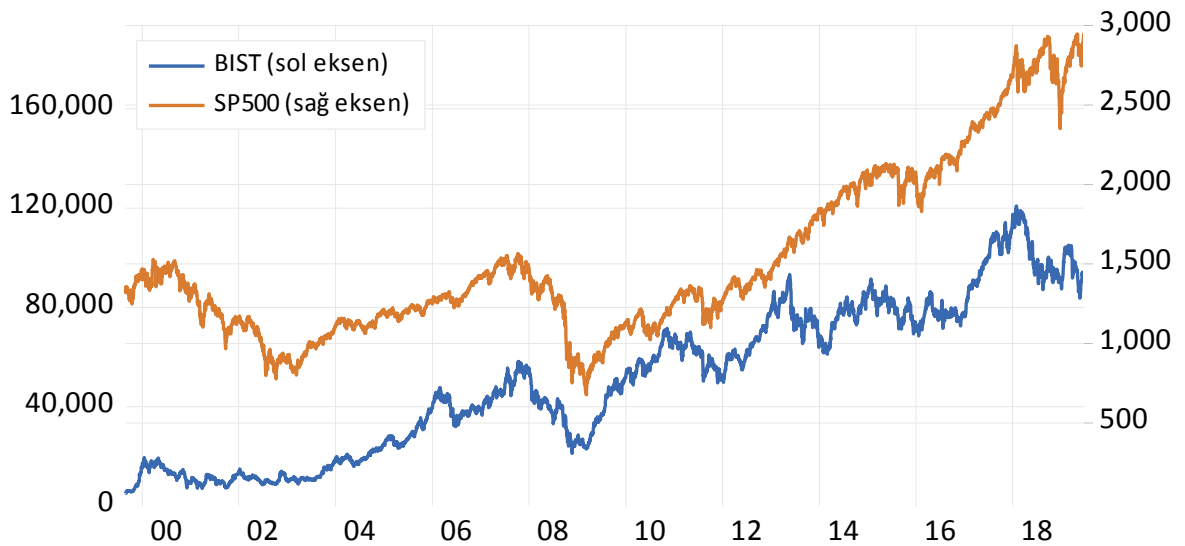
7.1. GELİŞMİŞ ÜLKE ÖRNEKLEMİ

Gelişmiş ülkelerin borsa endeksleri sadece yer aldığı ülkenin değil küresel eğilimleri de yansıtmaktadır. Ayrıca lider rolleri gereği gelişmekte olan ülkelere yayılım etkisi de sergilemekte ve global anlamda yatırımcı düşüncelerini içermektedir. Örneğin yaklaşık 23 trilyon dolarlık piyasa değerine sahip S&P 500 endeksini etkileyen haberler, yatırımcı düşünceleri, risk algısı vb indikatörler gelişmekte olan ülkelere olan akımlarında ve borsa

hareketlerinde etkiye neden olabilmektedir. Keza Türkiye'nin borsa endeksi BIST de bu hareketlerden etkilenmektedir.

Şekil 8 küresel ölçekte beraber hareket eden piyasa algısını kanıtlar niteliktedir. Küçük balığın büyüğü yiyemeyeceği varsayımı altında, gelişmiş borsa endeksindeki trend gelişmekte olan ülke pozisyonundaki Türkiye borsasına yansımaktadır. Bu ilişki kimi dönem ülke özel etkiler neticesinde ayrışma sergilese de genel bir uzun vadeli ilişkiden söz etmek mümkündür. Şekil 8, Ocak 1993 ile 20 Haziran 2019 tarihleri arasındaki dönemi kapsamakta ve her iki borsa endeksinin kapanış değerlerini ifade etmektedir.

Şekil 8 S&P 500 ve BIST Endeksi Tarihsel Gelişimi



Kaynak: Yazarın hesaplamaları

7.1.1. Veri

Daha önce de tartışıldığı ve literatür çalışmaları bölümünde sunulduğu üzere araştırmacılar modellerini farklı frekans uzunlukları altında test etmektedir. En yaygın olarak ise günlük, haftalık ve aylık tahminler tercih edilmektedir. Finans piyasaları için ise ağırlıklı bir ay ya da 22 iş günü sonraki volatilité tahminini önem arz etmektedir. Keza, örtük volatilité endeksleri hesaplamalarında sıklıkla vadesi bir ay sonra dolan opsiyonların ima ettiği volatilité hesaplanmaktadır. Örneğin VIX endeksi, S&P 500 borsa endeksi üzerine yazılmış call ve put opsiyonlarından vadesine 23 ila 37 gün kalanlarının opsiyon fiyatları kullanılarak hesaplanmaktadır. Farklı işlem fiyatlı (strike price) call ve put opsiyonlarının belirli ağırlıklar ile çarpılıp toplulaştırılmasıyla oluşturulmaktadır (CBOE, 2019). Bu çalışmada da literatüre paralel olarak modeller 1 aylık tahmin ufkunda test edilecektir.

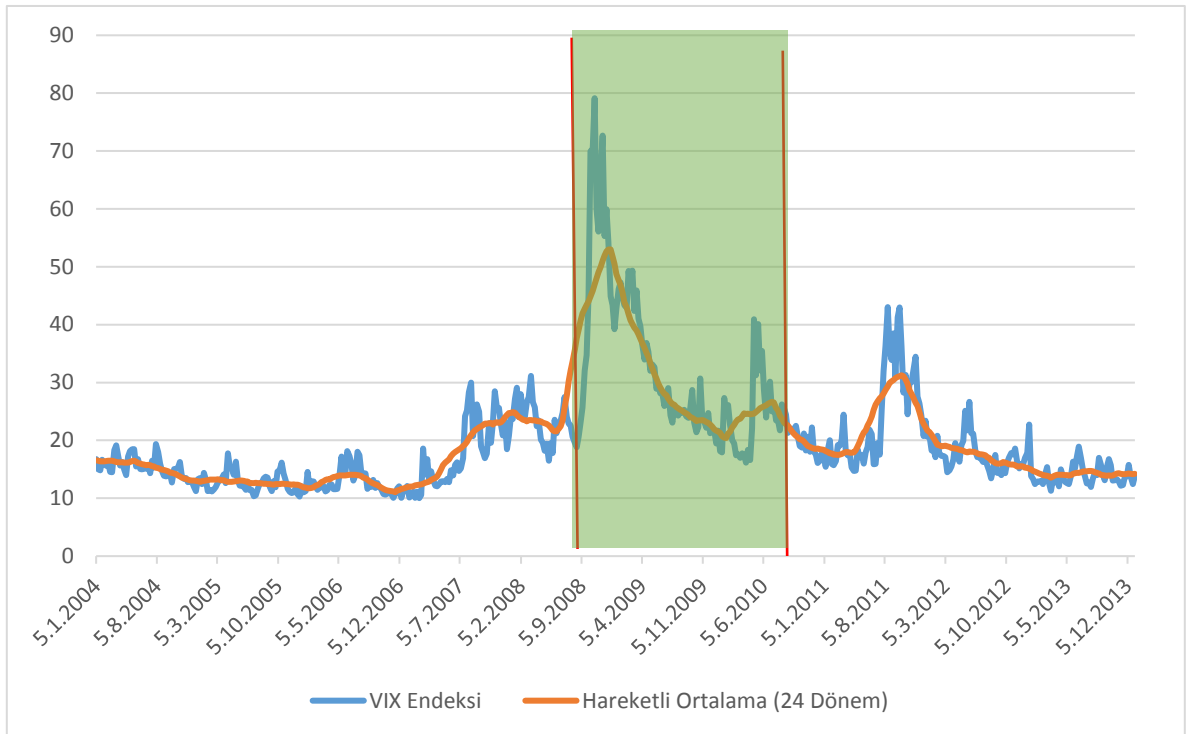
Thomson-Reuters Datastream veri tabanından sekiz gelişmiş borsa endeksine ilişkin elde edilen seriler 1980 ila 2020 yılları arasındaki dönemi kapsamaktadır. Ülkeler arasında borsa endekslerinin başlangıç tarihleri arasında farklılıklar gözlemlense de yeterli sayıda gözlem analizde içerilmektedir.

Analizde istatistikler metotlar arasındaki farklılık örneklem dışı performansla dayalı olarak sunulmaktadır. Bunun için örneklemin modellerin öğrenme sürecini geçirdiği ve test edildiği

olmak üzere ikiye ayrılması gerekmektedir. Bu amaç için sezgisel yöntemlerin yanı sıra bazı deterministik istatistiksel yöntemler kullanılabilir.

Küresel ölçekte kabul görmüş, örtük oynaklığı ifade eden VIX endeksi diğer adıyla korku endeksinin 2004-2013 dönemindeki seyri Şekil 9'da sunulmaktadır. Endekste 2004-2007 yılları arasındaki görece sakin seyir yerini 2008 yılı başı ile yukarı yönlü harekete, 2008 Eylül itibarıyla ise ralliye (yeşil alan) bırakmıştır.

Şekil 9 VIX Endeksi ile Dönemsel Ayrıştırma



Kaynak: <http://www.cboe.com/vix> ve yazarın hesaplamaları

Gelişmiş ülke örnekleme için çalkantılı dönemi ifade etmek amacıyla günlük bazda hesaplanan yıllıklandırılmış tarihsel oynaklık serileri Dickey Fuller (DF) Yapısal Kırılma testine tabi tutulmuştur. Bu sayede görsel öğelerin yanı sıra istatistiksel bir yöntem kullanılarak daha tutarlı sonuçların elde edilmesi amaçlanmaktadır.

Tablo 6 Yapısal Kırılma Testi ve Dönemsel Ayrıştırma

Borsa Endeksi	DF Kırılma Testi*	1980 Ocak– 2008 Eylül (Öğrenme Dönemi)		2008 Ekim – 2010 Ekim (Tahmin Dönemi)	
		Ortalama	Std. Sapma	Ortalama	Std. Sapma
Dow Jones(DJIA)	28/10/2008	1,09	8,10	3,30	9,63
FTSE 100	08/12/2008	1,08	3,72	3,07	8,73
Hand-Seng	28/10/2008	2,99	21,87	5,11	15,45
NASDAQ	13/10/2008	2,85	8,88	3,92	10,69
Nikkei 225	24/10/2008	1,59	5,07	4,76	14,41
RUSSEL 2000	01/12/2008	1,13	2,68	6,24	13,46
S&P 100	28/10/2008	1,23	7,73	3,66	10,45
S&P 500	28/10/2008	1,08	6,69	4,03	11,12

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

* Yapısal kırılmalı Dickey-Fuller testi sonucunda ortaya çıkan kırılma tarihini ifade etmektedir.

DF kırılma testi sonuçları genel olarak 2008 yılının Ekim ayını işaret etmekte ve bu tarih küresel finansal krizin başlangıç noktası ile tutarlılık arz etmektedir³. Öğrenme ve tahmin dönemini ifade eden iki örneklem arasındaki gerçekleşen oynaklık serileri arasındaki farklılık son derece belirgindir. Ortalama günlük oynaklık iki örneklem arasında yer yer Russel 2000 borsa endeksinde olduğu gibi altı katına kadar çıkabilmektedir.

Tablo 6 ve Şekil 9'da sunulan görsel ve istatistiksel testler ışığında veri setimiz 2008 yılının Eylül ayına kadar teste tabi tutulacak; 2008 Ekim ile 2010 Ekim arası dönem ise örneklem dışı tahmin sonuçlarının mukayesesi için kullanılmaktadır. Sonuç olarak yaklaşık 250 aylık veri ile test edilen modeller, 24 ay örneklem dışı tahmin ile gerçekleşme rakamları kullanılarak mukayese edilecektir. Bu mukayese için seçilen %10'luk oran makul olarak kabul edilebilir.

Test ve tahmin dönemi olarak örnekleme ikiye ayırma işleminden sonra veri setinin betimleyici istatistiklerinin değerlendirilmesi önem arz etmektedir. Bu amaçla oluşturulan Tablo 7, endekslerin günlük değişimlerinin test dönemindeki betimleyici istatistiklerini yansıtmaktadır.

Tablo 7 Tarihsel Günlük Getiri Betimleyici İstatistikleri (Ocak 1980 – Eylül 2008)

	Ort.	Ortnc.	Max.	Min.	Std. Sapma	Çarpık.	Basık.	Jarque-Bera Test	Veri Sayı.
Dow Jones	0,032	0,016	10,508	-25,632	1,076	-1,855	53,363	799369*	7523
NASDAQ	0,036	0,053	17,203	-16,341	1,708	-0,060	10,942	17717*	6739
S&P 100	0,028	0,011	10,655	-23,689	1,143	-1,487	39,353	356648*	6434
Russel 2000	0,027	0,071	8,861	-9,952	1,115	-0,393	9,499	9703*	5434
Nikkei 225	0,004	0,000	13,235	-16,135	1,312	-0,270	14,041	38305*	7523
FTSE 100	0,023	0,021	8,470	-13,029	1,077	-0,666	14,245	34621*	6480
HSI	0,037	0,000	17,247	-40,542	1,764	-2,167	51,961	757310*	7523
S&P 500	0,029	0,018	10,957	-22,900	1,074	-1,435	38,661	401206*	7523

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

*Jarque-Bera Test istatistiğinin %99 güven düzeyinde reddedildiğini ifade etmektedir.

Finansal verilerin normal dağılıma uygun bir dağılım sergileme ihtimali çok düşüktür. Keza Jarque Bera testinin sonuçları bu hipotezi destekler niteliktedir. Buna göre, serilerin normal dağılıma uygun olduğunu ifade eden yokluk hipotezinin reddedilmesi neticesinde normallik varsayımı da bozulmaktadır.

Günlük getiriler baz alındığında anılan dönem için en fazla ortalama getiri Hong-Kong ve Nasdaq borsalarında kaydedilmiştir. Buna karşılık en büyük varyans da bu borsalarda kaydedilmektedir.

Her ne kadar mutlak bir kesinlik arz etmese de normal dağılıma uygunluk açısından çarpıklığın (-2,2) aralığında, basıklığın ise (-3,3) aralığında olma şartı aranmaktadır (George

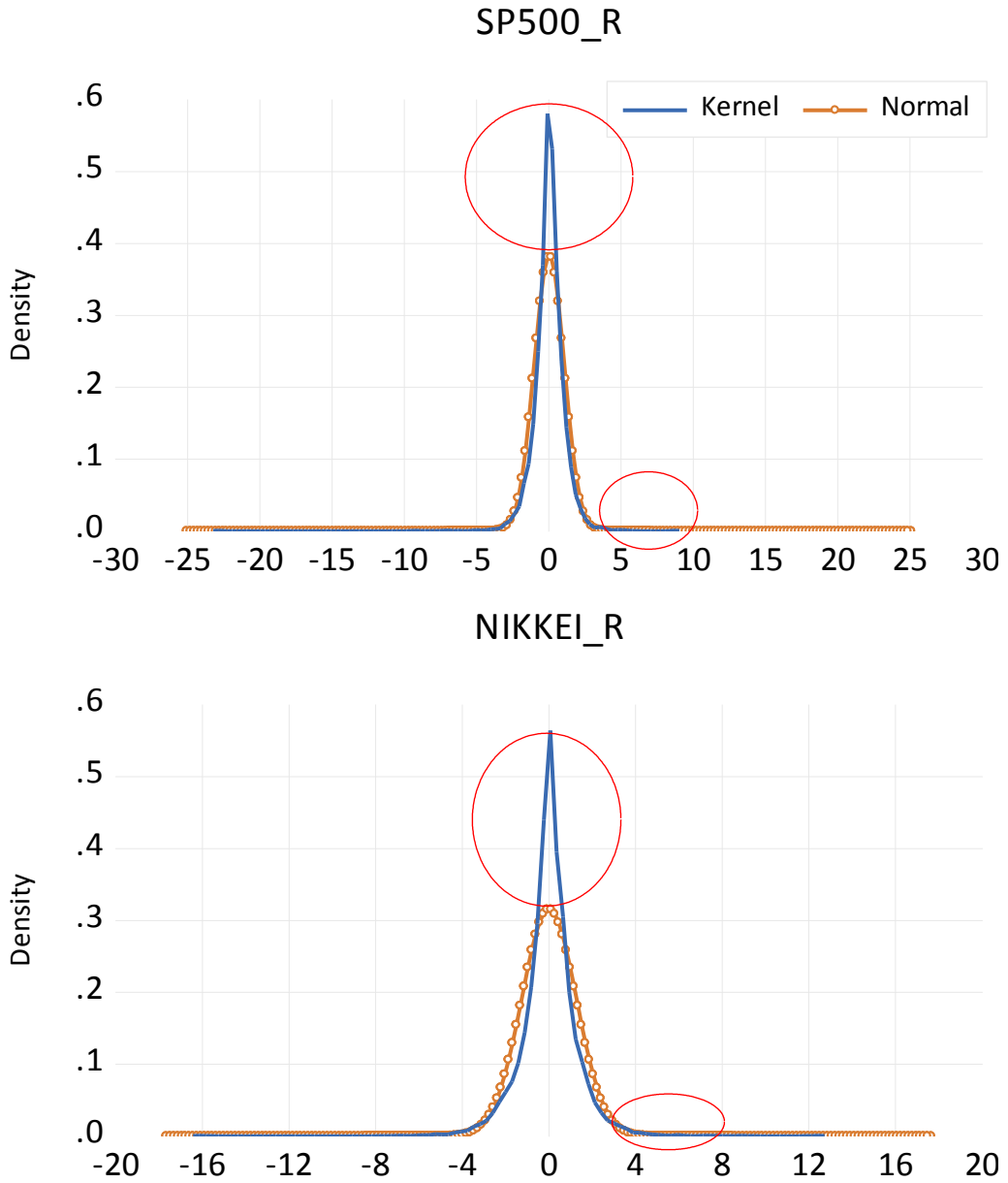
³ Kırılma testinin ayrıntılı sonuçları Ek 1'de yer almaktadır.

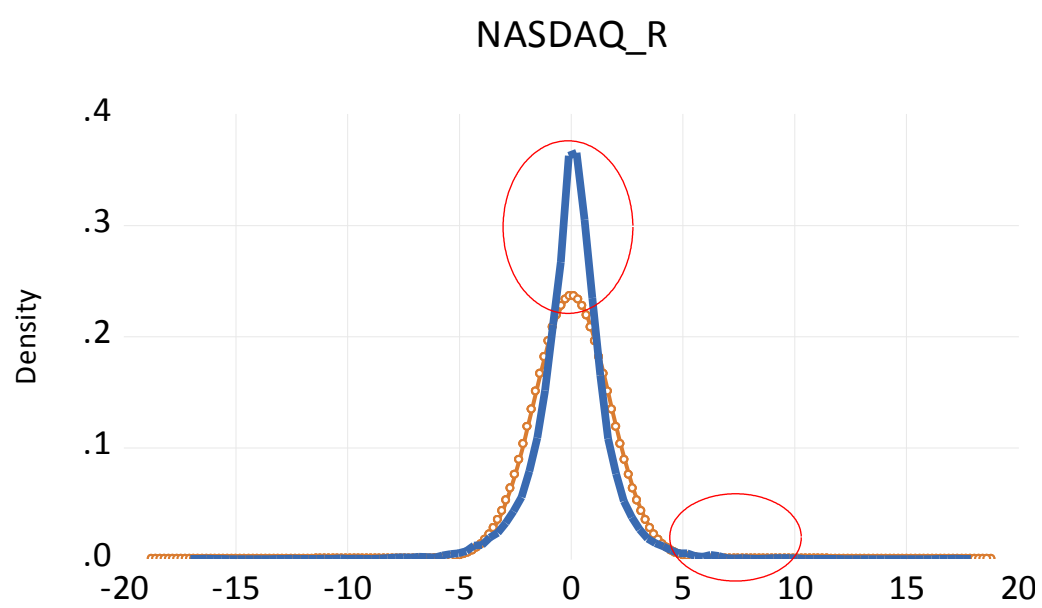
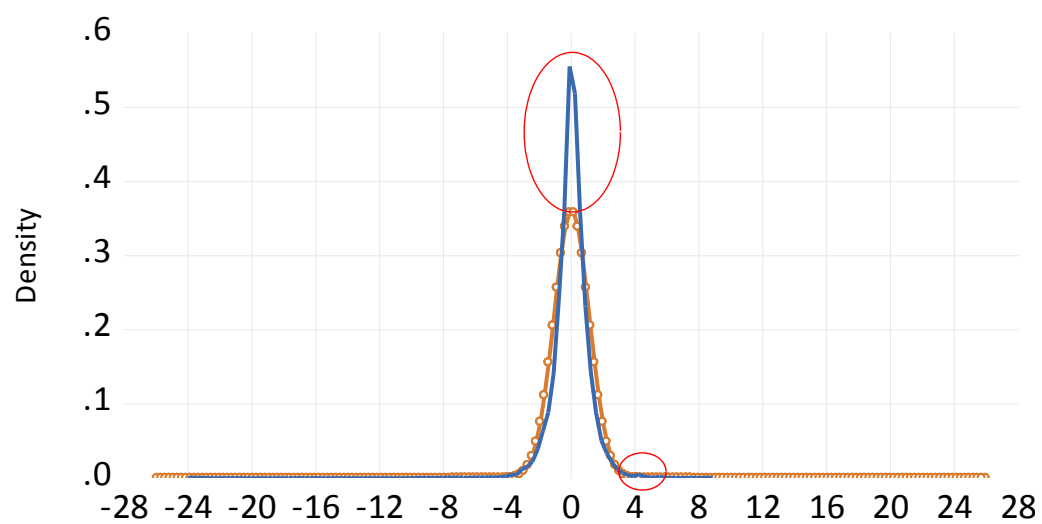
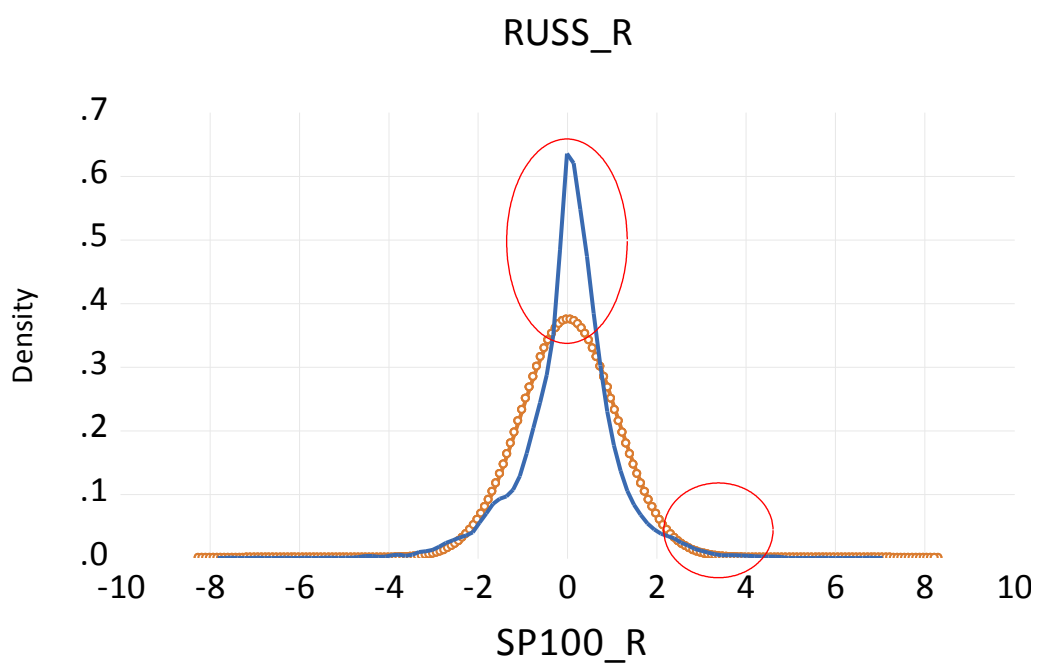
ve Mallery, 2010). Çarpıklık değerleri incelendiğinde getiri serilerinin çok net bir şekilde çarpıklık sergilemediği göze çarpmaktadır. Borsa endekslerinin tamamı negatif (soldan) çarpıklık emaresi gösterse de değerler sınırlar arasındadır.

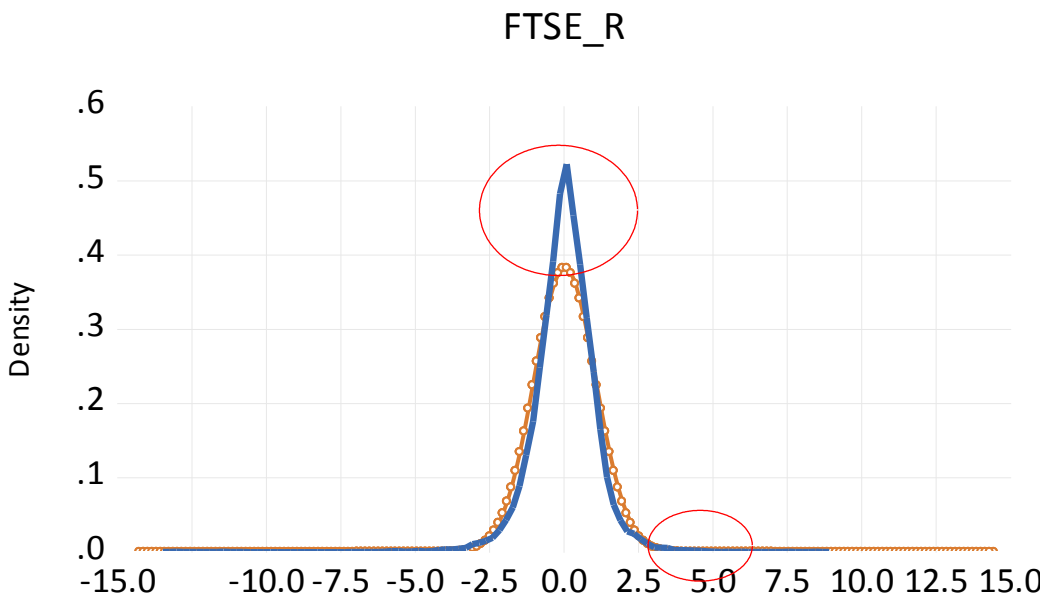
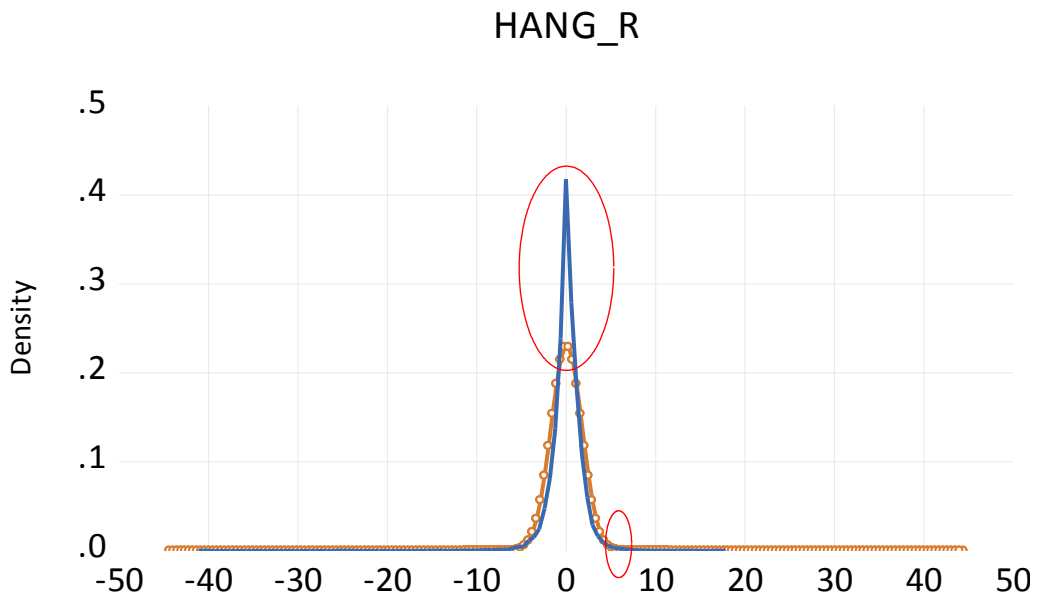
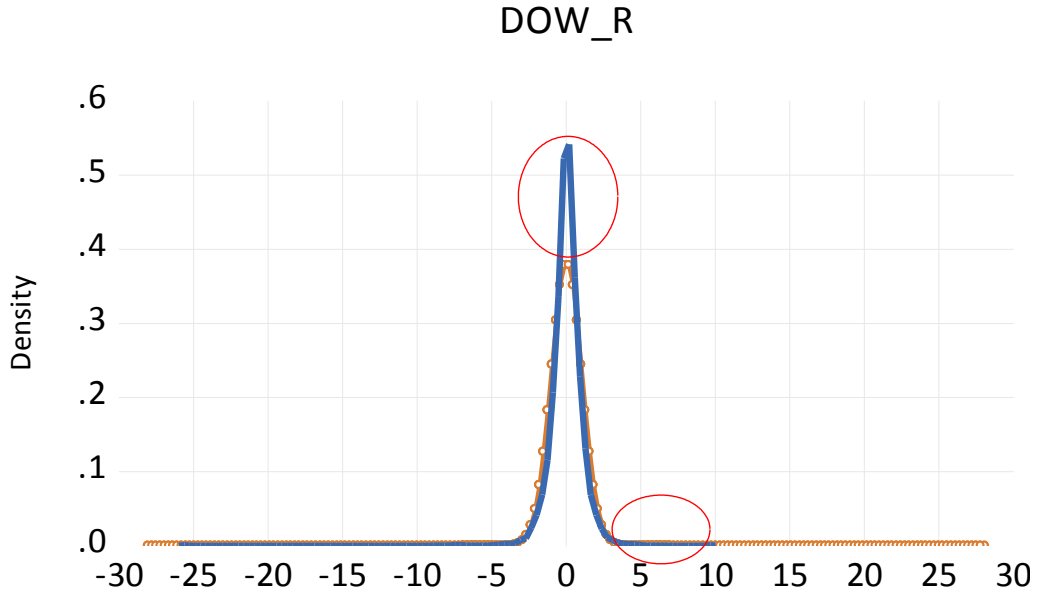
Varlık fiyatlarının sergilediği sivri dağılımlar (leptokurtosis) Engle (1982) çalışması sonucu ortaya atılan ARCH yöntemine ilham olmaktadır. Analizde yer alan örneklemin basıklık rakamları bu durumu bariz bir şekilde yansıtmaktadır. Bu durumda uç değerler dağılımın normal dağılıma göre daha sivri bir görünüm sergilemesine ve uç değerlerin dağılımı esneterek sıklıkla normal dağılıma kıyasla daha kalın kuyruğa (fat tail) neden olmaktadır.

Günlük getirilerin normal dağılımdan sapmalarını ve ilk bölümde ele alınan volatiliteye ilişkin kavramların grafiksel analizi için Kernel yoğunluk analizi yöntemine yer verilmiştir. Basit olarak bu yöntem serilerin dağılım grafiğini normal dağılım ile mukayese edilmesine olanak sağlamaktadır. Analiz sonuçları Şekil 10'da sunulmaktadır.

Şekil 10 Borsa Endeksi Getirilerinin Kernel Yoğunluk Analizi







Kaynak: Yazarın hesaplamaları

Turuncu ile ifade edilen saçılım normal dağılımı gösterecek şekilde, borsa endeks getirilerinin kernel yoğunluk dağılımları ise mavi ile ifade edilmektedir. Şekil 10'da yer alan her bir getiri serisi normal dağılıma göre daha sivri uçlu olduğunu kanıtlar niteliktedir. Ayrıca

dağılımların kuyruk değerleri normal dağılımın daha yukarısında yer alması kalın kuyruk olgusunu da doğrulamaktadır.

7.1.2 Metodoloji

Daha önce ayrıntılarıyla sunulan, Gysels vd. (2004) tarafından literatüre kazandırılan MIDAS modelinin en temel katkısı yüksek frekanslı verilerin model içinde tahmin edilen belirli bir ağırlık fonksiyonu yardımıyla regresyon denkleminde dâhil edilmesidir. Analizde yer alacak doğrusal tek değişkenli MIDAS regresyon modelinin basit gösterimi şu şekildedir:

$$GV_{t+1,t}^{MIDAS} = a_0 + a_1 \sum_{k=0}^{kmax} (B(k, \emptyset) GV_{t,t-k/m}^m) + \varepsilon_t \quad (53)$$

53 numaralı denklemde yer alan t düşük frekanslı verinin zaman aralığını ifade etmektedir. Özetle $GV_{t+1,t}$ 1 aylık veriler ile 1 dönem sonraki gerçekleşen volatilité tahmini anlamı taşımaktadır. Eşitlik (52)'de yer alana hesaplama adımları ile elde edilen aylık frekanstaki veriler eşitliğin solundaki bağımlı değişkeni ifade etmektedir. Benzer şekilde günlük (m) yüksek frekansında hesaplanan gerçekleşen oynaklık serisi ise eşitliğin sağında yer alan bağımsız değişken olarak modele katılmaktadır.

MIDAS modelini ortaya koyan araştırmacılar k gecikme uzunluğunun 50'den fazla olmasının sonuçları değiştirmeyeceğini ortaya koyduklarından bu çalışmada da gecikme uzunluğu en fazla (kmax) 50 olarak seçilecektir. Gecikme uzunluğu 50 seçildiği takdirde geçmiş (t-k) 50 günlük getirilerin mutlak değeri modele katılmış olarak düşünülebilir. Daha açıkça ifade edilecek olursa, örneğin S&P 500 endeksinin Mart 2010 volatilité tahmininde 50 günlük gecikmeli gerçekleşen volatilité değerleri kullanılmaktadır.

Modelde yer alan B ise gecikme sayısına (k) ve tahmin sonucu elde edilen \emptyset parametresine bağlı olarak oluşan ağırlık matrisini ifade etmektedir. Hatalar ise bağımlı değişken ile aynı zaman dilimine sahiptir. \emptyset ağırlık matrisinin hesaplanmasında farklı metodolojiler bulunmaktadır.

Yüksek frekanslı verinin gecikmeli değerlerini belirli bir ağırlık fonksiyonu çerçevesinde açıklayıcı değişken olarak kullanan MIDAS yönteminde ağırlık katsayıları gecikme uzunluğuna ve fonksiyona göre değişiklik arz etmektedir. Ghysels vd. (2006a) ve Alper vd. (2012) çalışmalarında oynaklık tahmini için beta polinom fonksiyonu kullanılmıştır. Ghysels vd. (2006a) beta yöntemi sonucu elde edilen $B(k, \emptyset)$ ağırlıklarının negatif olamama kısıtından dolayı volatilité tahmin çalışmaları için uygun olduğunu ifade etmektedir. Bu çalışmada da benzer bir tutum ile beta polinom yöntemi ile yüksek frekanslı verilerin düşük frekanslı veriyi tahmindeki $B(k, \emptyset)$ ağırlık fonksiyonu tahmin edilecektir.

Oynaklık tahmin literatüründe en sık kullanılan modellerin başında ARCH/GARCH modelleri ve türevleri yer almaktadır. Bu çalışmaların başında Ghysels vd. (2006b), Kourtis vd. (2016), Sharma ve Vipul (2015) ile Andersen vd (1999a) gelmektedir. Bu çalışmada

MIDAS modelinin volatilité tahmininde daha tutarlı çıktıları sunduğunu kanıtlamak amacıyla GARCH modelleri ile mukayesesi sunulmaktadır.

Ghysels vd. (2009), Hansen ve Lunde (2005) ile Namugaya vd. (2014) GARCH (1,1) modelinin diđer GARCH modellerinden daha kötü tahmin performansı ortaya koymadığını ileri sürmektedir. Benzer şekilde Alper vd. (2012) çalışmasında da tahmin performansında yöntemsel farklılıkları koymak adına GARCH (1,1) modelinin kullanılması uygun görülmüştür. Bu çalışmada da GARCH (1,1) modeli mukayese amacıyla kullanılacak modellerden biri olmaktadır.

Oynaklık modellemesinde GARCH iki adımlı bir analiz yöntemi olarak düşünülebilir. Yaygın olarak borsa endeksi getiri oranı ARIMA modeliyle, getirinin varyansı ise ARCH modelleriyle eş anlı olarak tahmin edilir. Bu çerçevede cumadan cumaya haftalık endeks getirileri için kurulan hataların normal (Gauss) dağılıma sahip olduğu ARMA(1,1)-GARCH(1,1) modelinin gösterimi şu şekildedir.

$$\hat{r}_t = b_0 + b_1 \hat{r}_{t-1} + b_2 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, h_t) \quad (54)$$

$$E_{t-1}(\varepsilon_t^2) = h_t = a_0 + a_1 h_{t-1} + a_2 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (55)$$

GARCH modeline getirilen eleştirilerden biri pozitif ve negatif şokları aynı ağırlıkta modele yansıtmasına yöneliktir. İlk bölümde de ele alındığı üzere pozitif ve negatif şokların volatilité üzerindeki kalıcılığı arasında asimetric bir ilişki yer almaktadır. Bu ilişkiyi yansıtmak ve daha güçlü sonuçlar elde etmek adına çalışmaya EGARCH (1,1) modeli dahil edilmiştir. Buna göre

$$\ln(\sigma_t^2) = h_t = \alpha_0 + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) + \omega \frac{\varepsilon_{t-1}}{|\sigma_{t-1}|} + \varphi \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{|\sigma_{t-1}|} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (58)$$

EGARCH modeline göre asimetric ilişki kaldıraç etkisini yansıtan ω katsayısı ile ifade edilmektedir. Eğer kurulan denklemde negatif ve anlamlı bir ilişki var ise borsa endeksindeki değer kaybı değer artışına kıyasla volatilitéyi daha fazla artırmaktadır.

Aylık tarihsel volatilitenin hesaplanmasında iki farklı alternatif yer almaktadır. Bunlardan ilki ay sonları borsa değerlerinin mukayesesi ile elde edilmektedir. Buna göre her bir ay sonundaki borsa endeks değeri bir önceki aya göre değişimi ile getiri serisi elde edilmektedir. İkinci yöntem ise her bir gün sonundaki değişimler ile günlük elde edilen getiri serisinin içinde bulunduğu ay için ortalama alınmasını önermektedir. İlk yöntem ay içindeki dalgalanmaları içermediği için çok fazla kabul görmemektedir. Bu nedenle bu çalışmada aylık volatilité serisinin elde edilmesinde ortalama yöntemine ağırlık verilecektir.

MIDAS denklemi ile elde edilen sonuçlar yıllıklandırma işlemini hali hazırda içermektedir. Hem günlük bazda hesaplanan bağımsız borsa değişkeni hem de aylık hesaplanan bağımlı borsa değişkenleri yıllıklandırılmış bir şekilde hesaba katılmıştır. Bu nedenle model sonucunda elde edilecek hata serileri için herhangi bir başka dönüşüm işlemine ihtiyaç

bulunmamaktadır. Buna göre MIDAS sonucunda elde edilecek tahmin hatalarının elde edilmesinde $e_{t+1}^{MIDAS} = RV_{t+1} - RV_{t+1,t}^{MIDAS}$ formülü kullanılmaktadır.

Öte yandan ortalama denkleminde bağımsız değişken olarak getiriye kullanan GARCH ve EGARCH modellerinin karşılaştırılabilir olması için dönüşüme ihtiyacı bulunmaktadır. Getiri serilerinin yıllık ölçekte ifade edilmesinden dolayı yıllıklandırma işlemine ve varyans denkleminin karesel formda ifade edilmesinden dolayı da karekök alınarak standart sapma dönüşümü yapılmasına ihtiyaç bulunmaktadır. Bu amaçla GARCH modelleri ile elde edilen varyans serisi karekökü alındıktan sonra yıllıklandırma işlemi için $\sqrt{\text{Bir yıldaki ortalama işlem günü sayısı (252)}}$ ifadesi ile çarpılmaktadır. Sonrasında ise tahmin hataları GARCH modeli için $e_{t+1}^{GARCH} = RV_{t+1} - RV_{t+1,t}^{GARCH}$ olacak şekilde; EGARCH modeli için ise benzer şekilde $e_{t+1}^{EGARCH} = RV_{t+1} - RV_{t+1,t}^{EGARCH}$ elde edilecektir.

7.1.3 Analitik Bulgular

Çalışmanın bu bölümünde volatilité tahmininde MIDAS modelinin GARCH modellerinden daha iyi tahmin performansı sergileyip sergilemediği test edilecektir. Bu test için ise 2008 yılında tüm dünyayı etkisi alan küresel finansal krizin de içinde bulunduğu dönem seçilmiştir. Bu sayede finansal tahminlerin zorlaştığı ve öngörü ufkunun daraldığı, oynaklığın hızla yükseldiği ve oynaklığın oynaklığının da arttığı türbülans döneminin iyi bir test dönemi olduğu düşünülmektedir.

Gelişmiş ülke alt örneklemini için küresel finansal krizi kapsayan 2008 Ekim - 2010 Ekim arası dönem 1 aylık öngörü ufkunda tahmin edilmiştir. Aylık gerçekleşen volatilité günlük olarak hesaplanan yıllıklandırılmış mutlak getiri serileri ile elde edilmiştir. Farklı frekansta verilerin analizine imkan sağlayan MIDAS modeli ile aylık bazda hesaplamalara dayalı GARCH ve EGARCH modellerinin 1 ay sonraki gerçekleşen oynaklık tahmin sonuçları EViews paket programı yardımıyla elde edilmiştir.

Aylık bazda hesaplanan getiri serilerini baz alan GARCH ve EGARCH yöntemlerinin öncül sonuçları MIDAS modelinin fazlasıyla gerisinde kalmaktadır. Bu amaçla söz konusu GARCH modellerinin baz aldığı frekansta değişiklik yapılmış ve modeller diğer her düzeltme işlemi aynı olması kaydıyla günlük ölçeğe çekilmiştir. Yani Eşitlik (54) ve (55)'de yer alan aylık hesaplamalar günlüğe indirgenmiş ve sonuçlar sonrasında ortalama alınarak toplulaştırılmıştır.

$$\hat{r}_d = b_0 + b_1 \widehat{r}_{d-1} + b_2 \varepsilon_{d-1} + \varepsilon_d \quad \varepsilon_d \sim N(0, h_d) \quad (56)$$

$$\sigma_{d|d-1}^2 = h_d = a_0 + a_1 h_{d-1} + a_2 \varepsilon_{d-1}^2 \quad (57)$$

GARCH ve EGARCH yöntemleri ile seçilen örneklem için bir gün sonraki tahminler ilk aşamada elde edildikten sonra gerçekleşen volatilité hesabında olduğu gibi eşit ağırlıklı ortalama yöntemiyle aylık bazda tahminler elde edilmiştir. Bu sayede aynı yöntem izlenerek hem bağımlı değişken olan aylık tarihsel oynaklık ve GARCH modelleri tahminleri elde

edilmiştir. MIDAS modelinde ise böyle bir dolaylı hesaplama adımına ihtiyaç bulunmamakta, model bu hesaplamaları belirli parametrelerle tahmin ederek sunabilmekte ve bu da yöntemin üstünlüğünü göstermektedir. Bu uygulama kolaylığının aynı zamanda gelişmiş ülke örnekleme için daha üstün tahmin performansı sergileyip sergilemediğinin testine ilişkin sonuçlar Şekil 11’de yer alan ısı diyagramında yansıtılmıştır.

Bu amaçla, Bölüm 3.2’de ayrıntılarıyla ele alınan tahmin hata istatistiklerinden literatürde en yaygın olarak kullanılan karesel hatanın ortalamasının karekök (RMSE) ve mutlak hatanın ortalaması (MAE) yöntemleri ele alınmıştır.

Şekil 11 Gelişmiş Borsa Endeksleri Oynaklık Tahmini Sonuçları

Borsa Endeksi	RMSE (Karesel Hatanın Ortalamasının Karekökü)			MAE (Mutlak Hatanın Ortalaması)		
	GARCH	MIDAS	EGARCH	GARCH	MIDAS	EGARCH
<i>Dow Jones(DJIA)</i>	7,66	0,99	5,36	6,34	0,74	4,64
<i>NASDAQ 100</i>	8,96	1,39	7,96	7,89	1,08	6,90
<i>S&P 100</i>	8,48	1,19	5,69	7,06	0,89	4,79
<i>Russel 2000</i>	9,00	2,06	5,23	7,45	1,43	4,61
<i>Nikkei 225</i>	11,36	2,26	8,31	8,62	1,08	7,13
<i>FTSE 100</i>	7,06	1,20	4,64	5,63	0,95	4,05
<i>Hang-Seng</i>	11,15	2,59	8,90	8,44	1,38	7,86
<i>S&P 500</i>	8,59	1,20	5,38	7,11	0,90	4,52

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

Not: GARCH ve EGARCH modelleri sırasıyla ARMA(1,1)-GARCH(1,1) ve ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) yöntemlerini ifade etmektedir.

Isı diyagramındaki en açık renk olan beyaz en düşük gözlemi, en koyu renk olan kırmızı ise en yüksek değerleri ifade etmektedir. Renklerin yakınlığı arttıkça gözlemler arasındaki fark da azalmaktadır.

Isı diyagramı her iki alternatif istatistiksel hata yöntemi açısından irdelendiğinde, MIDAS modelinin öne çıkan tahmin performansı göze çarpmaktadır. Buna göre, hem RMSE, hem de MAE hesaplamaları açısından en düşük hata performansı MIDAS yöntemi ile elde edilmiştir. MIDAS’ı ise EGARCH yöntemi takip etmektedir.

Nikkei 225, NASDAQ ve Hang-Seng borsa endeksleri için EGARCH ve GARCH yöntemleri arasındaki tahmin performansı görece birbirine yakın olsa da (daha yakın renkler), diğer borsa endekslerinde bu farklılık belirginleşmektedir. Buna göre asimetrik etkiyi modelleyebilen EGARCH yöntemi literatürde sıklıkla yer verilen GARCH metodundan seçilen örneklem için daha başarılı bir tahmin performansı sergilemiştir.

Tahmin hatalarının istatistiksel bir test ile sınanmaması araştırmacıları eksik bilgilerle yorum yapmasına yöneltebilir. Bölüm 3.3’te yer verilen testler Şekil 11 için hazırlanan tahmin hata istatistiklerinin birbiriyle olan farklılıklarının belirli bir güven aralığında testine olanak sağlamaktadır. Bu testler yöntemlerin ikili mukayesesine imkan vermekte ve Diebold-Mariano test sonuçları Tablo 8’de sunulmaktadır.

Tablo 8 Gelişmiş Ülke Borsa Endekslerinin Tahmin Hatalarının Diebold-Mariano Testi ile Analizi

Borsa Endeksi	Diebold Mariano Testi (Karesel Hata Bazlı)			Diebold Mariano Testi (Mutlak Hata Bazlı)		
	MIDAS ve GARCH	MIDAS ve EGARCH	EGARCH ve GARCH	MIDAS ve GARCH	MIDAS ve EGARCH	EGARCH ve GARCH
<i>Dow Jones(DJIA)</i>	-3,10*	-4,30*	-2,28**	-7,00*	-7,51*	-3,22*
<i>NASDAQ 100</i>	-4,26*	-4,01*	-3,45*	-8,70*	-7,93*	-4,51*
<i>S&P 100</i>	-3,17*	-4,13*	-2,44**	-7,20*	-6,64*	-3,74*
<i>Russel 2000</i>	-3,87*	-4,69*	-2,67*	-6,85*	-5,52*	-3,02*
<i>Nikkei 225</i>	-2,35**	-4,10*	-1,53	-6,36*	-9,54*	-1,61
<i>FTSE 100</i>	-2,66**	-3,66*	-2,07**	-5,59*	-6,43*	-2,88*
<i>Hang-Seng</i>	-2,08**	-4,11*	-1,10	-6,43*	-11,35*	-0,71
<i>S&P 500</i>	-3,11*	-4,12*	-2,52*	-7,04*	-6,77*	-4,12*

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

Not: GARCH ve EGARCH modelleri sırasıyla ARMA(1,1)-GARCH(1,1) ve ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) yöntemlerini ifade etmektedir.

* %99 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir.

** % 95 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir

*** %90 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir.

Tablo 8’de yer alan bilgiler MIDAS yönteminin gelişmiş ülke oynaklığının tahmininde tartışılmaz üstünlüğünü kanıtlamaktadır. Diebold-Mariano (DM) testi hem karesel hatayı hem de mutlak hatayı baz alan test istatistiklerini sunabilmektedir. Ayrıca bu testleri çift veya tek yönlü olarak ortaya koyabilmektedir. Bu çalışmada ise iki yönlü test istatistiği baz alınarak yöntemlerin tahmin performansları arasında fark yoktur yokluk hipotezi sınanmıştır.

Buna göre MIDAS ve GARCH, MIDAS ve EGARCH yöntemlerinin tahmin performansları arasındaki farklılık pek çok ülke borsasında % 99 olmak üzere en az % 95 güven düzeyinde anlamlılık arz etmektedir. Şekil 11’de Nikkei 225 ve Hang-Seng borsa endeksleri oynaklık tahmininde EGARCH ve GARCH modelleri arasındaki farkın çok büyük olmadığı ifade edilmişti.

DM test sonuçları bu çıktıyı belirli bir ölçüde kanıtlar niteliktedir. Teste göre Nikkei 225 ve Hang-Seng borsa endekslerinin aylık volatilitate tahmininde EGARCH ve GARCH yöntemleri arasında tahmin performansı açısından önemli bir farklılık tespit edilmemiştir. Ancak geri kalan borsa endeksleri için EGARCH yöntemi GARCH ile mukayese edildiğinde daha üstün sonuçların elde edilmesine ön ayak olmaktadır.

7.1.4. Sağlık Testi

Son yıllarda zaman serisi analizi yöntemlerinde sıklıkla karşılaşılan bir metot olan ardışık örneklem (recursive) ve kaydırmalı (rolling) örneklem yöntemi çalışmada sonuçların tutarlılığı test etmek amacıyla ele alınmıştır. Her iki yöntemin ardındaki mantık benzer olmakla birlikte 1 veya 1 kaç adım sonraki tahminlerin elde edilmesine olanak sağlanmaktadır. Yöntemin temelde iki önemli yenilik sunmaktadır. Bunlardan ilki zaman içinde değişen katsayıların (esneklik) gösterimi ve tahminlerde ele alınmasının sağlanması;

diğeri ise toplulaştırma ihtiyacı doğmadan birden fazla adım tahmini elde edilmesini sağlamasıdır.

Kaydırma yönteminde daha önceden sabit olarak belirlenen örneklem uzunluğu zaman içinde kaydırmak suretiyle son gözlemi de içine alacak şekilde yana kaydırılmaktadır. Ardışık örneklem yönteminde ise başlangıç ya da bitiş tarihi sabit kalmak kaydıyla birer birer gözlem eklenerek örneklem tamamlanmaktadır. Daha açık bir ifade için Tablo 9 hazırlanmıştır.

Elimizde 1990 Ocak ile 2010 Aralık arasında bir örneklem olduğu varsayalım. Kaydırma yönteminde alt örneklemin uzunluğu için (window olarak adlandırılmaktadır) 10 yıl seçilsin. Ardışık yöntemdeki alt örneklem uzunluğu ise ilk regresyonun alt örneklem uzunluğunu ifade etmektedir.

Tablo 9 Kaydırmalı ve Ardışık Örneklem Yönteminin Çalışma Adımları

Tahmin Denklemindeki Örneklemin Sınırları		Tahmin Ufku
Kaydırmalı Örneklem (10 yıllık veri sağa doğru kaydırılıyor)	Ardışık Örneklem (Başlangıçta yer alan 10 yıllık veri setine her adımda 1 ay ekleniyor)	1,2 ve 3 adım sonrası
1990M01-1999M12	1990M01-1999M12	2000M01,2000M02,2000M03
1990M02-2000M01	1990M01-2000M01	2000M02,2000M03,2000M04
1990M03-2000M02	1990M01-2000M02	2000M03,2000M04,2000M05
1990M04-2000M03	1990M01-2000M03	2000M04,2000M05,2000M06
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
1999M09-2010M08	1990M01-2010M08	2010M09,2010M10,2010M11
1999M10-2010M09	1990M01-2010M09	2010M10,2010M11,2010M12

Kaynak: Yazarın hesaplamaları

Tablo 9 birbirine benzer iki yaklaşımın adımsal olarak sunumunu içermektedir. Buna göre kaydırma yöntemi sabit alt örneklemin hareketine odaklanırken, ardışık olan ise her bir adımda örneklem uzunluğunun ve serbestlik derecesinin artışına göre dizayn edilmiştir.

Son yıllarda popülerliği artan bu yöntemlerin, tez çalışmasında yer alması literatür takibi açısından önem arz etmektedir. Bu amaçla çalışmada ardışık örneklem yöntemi

benimsenerek gelişmiş ülke örnekleme üç istatistiksel yöntemi içerecek şekilde tekrar teste tabii tutulmuştur. Ardışık yöntemin daha fazla veriyi içermesinden dolayı böyle bir seçimde bulunulmuştur.

MIDAS yöntemiyle tahmin sonuçlarının elde edilmesi daha önce 7.1.3 bölümünde sunulan ortalama yöntemi ile benzerlik arz etmektedir. Buna göre başlangıç örneklem uzunluğu olarak 12 yıl (144 ay) seçilmiş ve aylık gözlemler birer birer artırılarak bir adım sonrasındaki aylık tahminler elde edilmiştir.

GARCH ve EGARCH yönteminde ise tahmin performanslarının geliştirilmesi amacıyla yine günlük bazlı hesaplamalar üzerinden hareket edilmiştir. Bu noktada bir seçim yapılması gereği hasıl olmuştur. Bu seçim ise tahminlerin elde edilmesinde arzu edilen frekansın belirlenmesine yöneliktir. İlk seçenek, daha önceki analizlerle tutarlı olacak şekilde 1 gün sonraki tahminlerin elde edilmesi ve ortalama ile toplulaştırılmasını baz almaktadır. Diğer yöntem ise 22 işgünü (22 adım) yani bir ay sonraki tahminlerin elde edilmesini içermektedir. Her iki alternatif ile sonuçlar elde edilmiştir.

Hatırlanacağı üzere, bağımlı değişken olarak seçilen aylık tarihsel oynaklık günlük verilerin ortalaması alınarak hesaplanmıştır. Diğer alternatifi ise ay sonundaki kapanış rakamlarının mukayesesini baz almakta ve sapma artmaktaydı. Bu nedenle 1 gün sonraki tahminin toplulaştırılması ile elde edilen tahminler yine toplulaştırmaya elde edilen bağımlı değişken ile aynı yöntemi izlediği için daha tutarlı sonuçlar sunmaktadır. Bu nedenle sağlamlık testi için yalnızca bu metotla elde edilen çıktılar aktarılmaktadır⁴.

Şekil 12 Gelişmiş Borsa Endeksleri Oynaklık Tahmini Sağlamlık Testi (Ardışık Örneklem)

Borsa Endeksi	RMSE (Karesel Hatanın Ortalamasının Karekökü)			MAE (Mutlak Hatanın Ortalaması)		
	GARCH	MIDAS	EGARCH	GARCH	MIDAS	EGARCH
<i>Dow Jones(DJIA)</i>	7,66	1,06	5,34	6,30	0,75	4,57
<i>NASDAQ 100</i>	9,45	1,40	8,39	8,14	1,07	7,09
<i>S&P 100</i>	8,73	1,23	5,54	7,03	0,89	4,66
<i>Russel 2000</i>	8,88	2,21	5,61	7,42	1,54	4,97
<i>Nikkei 225</i>	10,61	2,28	8,49	8,27	1,14	7,10
<i>FTSE 100</i>	7,18	1,26	5,33	5,63	0,99	4,53
<i>Hang-Seng</i>	10,50	2,64	8,78	8,01	1,42	7,58
<i>S&P 500</i>	8,85	1,25	5,24	7,17	0,90	4,42

Kaynak: Yazarın hesaplamaları

Not: GARCH ve EGARCH modelleri sırasıyla ARMA(1,1)-GARCH(1,1) ve ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) yöntemlerini ifade etmektedir.

Isı diyagramındaki en açık renk olan beyaz en düşük gözlemi, en koyu renk olan kırmızı ise en yüksek değerleri ifade etmektedir. Renklerin yakınlığı arttıkça gözlemler arasındaki fark da azalmaktadır.

⁴ Aylık oynaklığı baz alan ardışık örneklem MIDAS modeli için başlangıç örneklem uzunluğu (window) 144 (ay) olarak seçilmiş iken günlük oynaklığı baz alan GARCH ve EGARCH modellerinde ise başlangıç uzunluğu 5000 (gün) olarak seçilmiştir.

Çalışmanın ilk bölümde sunulan ampirik bulgularının gerçekçiliğini ve sağlamlığını test etmek amacıyla son yıllarda popülerliği artan örneklem kaydırma yöntemlerinden ardışık örneklem seçilmiş ve oynaklık tahminleri tekrar elde edilmiştir. Sonuçlar ilk bölümde (7.1.3) elde edilen çıktılarla tutarlıdır. Bir ay sonraki oynaklık tahmininde MIDAS modeli en düşük hata istatistikleriyle en başarılı yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır. Onu sırasıyla asimetrik şokları ifade edebilen EGARCH ve ekonometrik literatürde yaygın olarak kullanılan GARCH yöntemleri izlemektedir. Hata istatistiklerindeki farklılığın anlamlılığını test etmek amacıyla tekrar DM testine başvurulmuş ve sonuçlar Tablo 10’da özetlenmiştir.

Tablo 10 Sağlamlık Testi: Gelişmiş Borsa Endekslerinin Tahmin Hatalarının Diebold-Mariano Testi ile Analizi

Borsa Endeksi	Diebold Mariano Testi (Karesel Hata Bazlı)			Diebold Mariano Testi (Mutlak Hata Bazlı)		
	MIDAS ve GARCH	MIDAS ve EGARCH	EGARCH ve GARCH	MIDAS ve GARCH	MIDAS ve EGARCH	EGARCH ve GARCH
<i>Dow Jones(DJIA)</i>	-3,04*	-4,49*	-2,04**	-6,89*	-7,03*	-2,54**
<i>NASDAQ 100</i>	-3,95*	-3,72*	-3,82*	-7,73*	-7,02*	-5,47*
<i>S&P 100</i>	-3,00*	-4,08*	-2,41**	-6,30*	-6,67*	-3,58*
<i>Russel 2000</i>	-4,06*	-4,70*	-2,54**	-6,83*	-5,43*	-2,74*
<i>Nikkei 225</i>	-2,53**	-4,01*	-1,19	-6,86*	-7,53*	-1,36
<i>FTSE 100</i>	-2,64**	-3,36*	-2,01***	-5,38*	-6,44*	-2,48**
<i>Hang-Seng</i>	-2,19**	-3,98*	-1,01	-6,52*	-9,40*	-0,60
<i>S&P 500</i>	-3,06*	-4,45*	-2,47**	-6,48*	-6,69*	-3,63*

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

Not: GARCH ve EGARCH modelleri sırasıyla ARMA(1,1)-GARCH(1,1) ve ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) yöntemlerini ifade etmektedir.

* %99 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir.

** % 95 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir

*** %90 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir.

Kırmızı ile ifade edilen gözlemler hariç olmak üzere tahmin yöntemlerinin hata istatistikleri arasındaki fark çoğunlukla %99 güven düzeyinde anlamlıdır. Hang-Seng ile Nikkei 225 borsa endeksleri oynaklık tahmininde her iki hata türünde de GARCH ile EGARCH model hataları arasındaki fark anlamlı bulunmamıştır. Ancak, 7.1.3 bölümünde sunulan sonuçlarla mukayese edildiğinde, özellikle karesel hatayı baz alan DM test sonuçları arasındaki anlamlılık düzeyi azalmaktadır. Yani yöntemler arasındaki farklı tahmin etme gücü zayıflamaktadır.

7.2. GELİŞMEKTE OLAN ÜLKE ÖRNEKLEMİ

Analizin ikinci kısmında sonuçların tutarlılığını test etmek ve daha güçlü sonuçlar elde etmek adına gelişmekte olan ülkelerin borsa endeksleri de uygulamaya dahil edilmiştir. Örneklem seçiminde aralarında Türkiye'nin de bulunduğu Borsa İstanbul (BIST), Johannesburg JSE (Güney Afrika), BOVESPA (Brezilya), CLX IGPA (Şili), BUX (Macaristan), IDX (Endonezya) ve FTSE KLCI (Malezya) endeksleri analize dahil edilmiştir. Borsa endeksleri seçiminde Türkiye'ye benzerlik ve piyasa değeri seçim kriterleri gözetilmiştir. Analizin ilk

kısımında metodoloji ve bazı kavramlar ayrıntılı bir şekilde sunulduğu için mükerrerlik arz etmemesi adına bu bölümde sonuçlar ve varsayımlar daha kısa ve öz bir şekilde sunulmaktadır.

7.2.1. Veri

Analizin ilk bölümünde olduğu gibi, modellerin test edilmesi amacıyla örneklemin öğrenme ve test dönemi olarak ikiye ayrılması gerekmektedir. Bu sayede, örneklem dışı performansı en iyi olan modelin seçimi sağlanabilmektedir. Bu amaçla ilk bölümde yer alan Dickey Fuller Kırılma testinin gelişmekte olan borsa örneklemine de uygulanması uygun görülmüştür.

Kırılma testi günlük gerçekleşen oynaklık serilerine uygulanmış ve gelişmekte olan ülkelerin borsalarındaki dalgalanmalardan dolayı gelişmiş borsa endeksleri kadar tutarlı sonuçlar elde edilememiştir. Tablo 11'in ikinci sütununda yer alan ve günlük bazdaki kırılmaları ifade eden test sonuçları, BOVESPA ve IGPA borsa endeksleri için gelişmiş ülke endeksinde ortaya çıkan ve küresel finansal krizin patlak verdiği dönemi işaret etmektedir. Borsa İstanbul Kasım ayını, JSE 2007 yılının son dönemini, IDX aynı yılın Ağustos ayı ortasını, KLCI ise Mart ayını işaret etmektedir.

Aynı test bu sefer aylık olarak hesaplanan oynaklık serilerine uygulanmış ve hem kendi için de hem de gelişmiş ülke örneklemini ile tutarlı sonuçlar elde edilmiştir. Küresel finansal kriz modellerin test edilme olanağı sunan türbülansın fazla öngörü ufkunun daraldığı dönemi ifade etmektedir. Bu nedenle hem aylık serilerin ima ettiği hem de içsel tutarlılığı sağlamak adına gelişmekte olan ülke örneklemini için de öğrenme döneminin son gözlemi olarak 2008 yılının Eylül ayı seçilmiştir.

Tablo 11 Yapısal Kırılma Testi ve Dönemsel Ayrıştırma

<i>Borsa Endeksi</i>	DF Kırılma Testi*	1980 Ocak– 2008 Eylül (Öğrenme Dönemi)		2008 Ekim – 2010 Ekim (Tahmin Dönemi)	
		Ortalama	Std. Sapma	Ortalama	Std. Sapma
BIST	24/11/2008-2008m10	7,83	19,38	3,85	8,73
JSE	12/12/2007-2008m10	1,47	4,49	2,90	6,32
BOVESPA	28/10/2008-2008m10	6,42	21,59	5,29	15,99
IGPA	13/10/2008-2008m10	0,57	1,51	1,00	4,11
BUX	27/08/2008-2008m10	2,72	10,43	6,09	15,63
IDX	15/08/2007-2008m10	2,41	7,92	3,24	9,66
KLCI	05/03/2007-2008m03	2,26	15,34	0,68	1,62

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

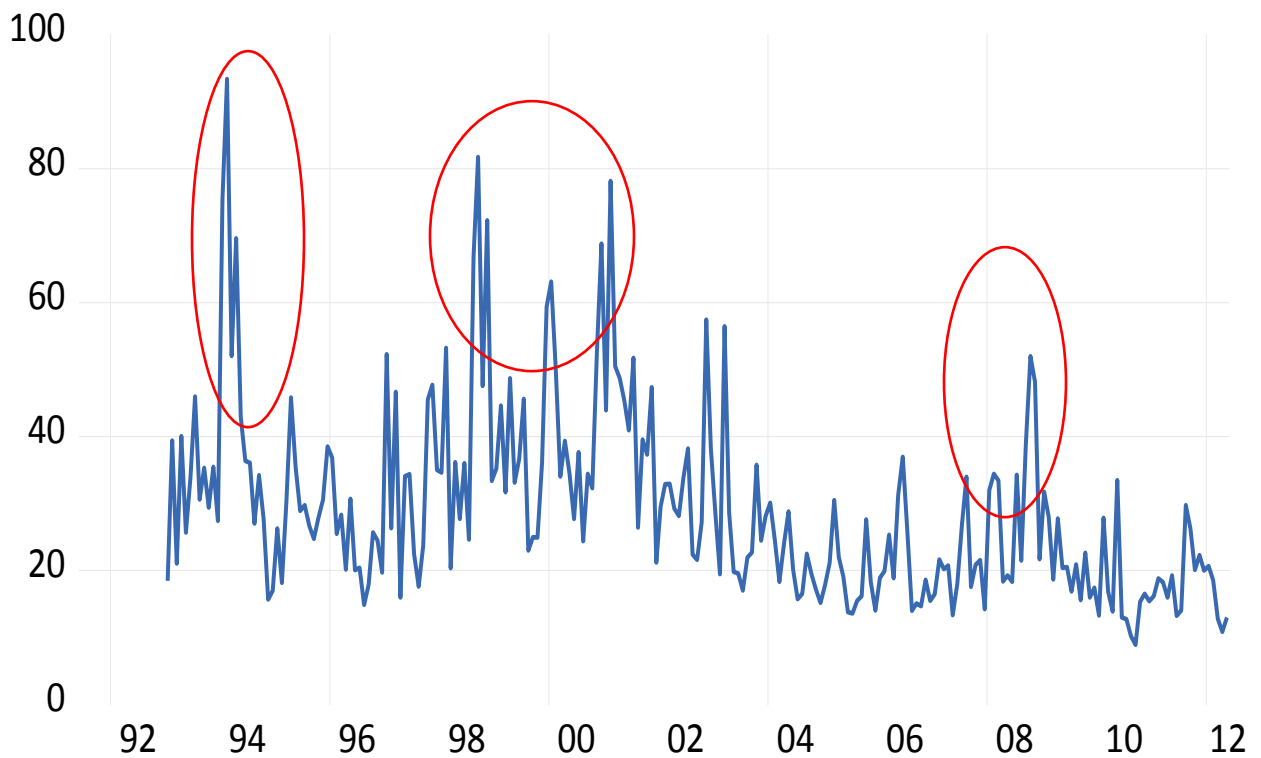
* Yapısal kırılmalı Dickey-Fuller testi sonucunda ortaya çıkan kırılma tarihini ifade etmektedir.

Gelişmekte olan ülkelerin durağan olmayan ekonomik görüntüleri ömürleri boyunca çalkantılı finansal piyasalara sahip olmalarına neden olmaktadır. Bu durum Tablo 11'in sonuçlarına da yansımıştır. Gelişmiş ülke örnekleminde iki alt dönem arasındaki farklılık son derece açık ve finansal kriz ve ardından gelen dönemin ima ettiği oynaklık yüksek iken; aynı yorumu başta Borsa İstanbul (BIST) olmak üzere Brezilya BOVESPA ve Malezya KLCI

borsa endeksleri için yapmak mümkün değildir. Geri kalan borsa endekslerinde ise finansal krizi içeren çalkantılı dönemde oynaklığın büyüklüğü ve standart sapması artmaktadır.

BİST'in beklentilerin dışında ortaya çıkan sonucunu daha açık bir şekilde ifade etmek amacıyla Şekil 13 hazırlanmıştır. Ekonomik krizlerle boğuşan Türkiye ekonomisinin borsası da bu oynak yapıyla paralellik arz etmektedir. Küresel finansal kriz pek çok ülke örneğinde tarihsel volatilitenin yüksek ölçümlerinin kaydedildiği yıl olsa da, Türkiye borsası yakın tarihte daha yüksek volatilitelere rakamları sergilemektedir. Bu durum Tablo 11'de yer alan ortalama rakamlarına bir ölçüde açıklık getirmektedir.

Şekil 13 Borsa İstanbul Yıllıklandırılmış Aylık Oynaklık



Kaynak: Yazarın hesaplamaları

Gelişmekte olan borsa endekslerinin günlük getirilerinin öğrenme dönemine ilişkin hazırlanan betimleyici istatistikleri Tablo 12'de sunulmaktadır. Gelişmiş borsa endekslerine kıyasla verilerin daha sınırlı olmasından dolayı örneklem genişliği daralmış ve gözlem sayısı 4106'ya gerilemiştir.

Tablo 12 Tarihsel Günlük Getiri Betimleyici İstatistikleri (Ocak 1993 – Eylül 2008)

	Ort.	Ortnc.	Max.	Min.	Std. Sapma	Çarpık.	Basık.	Jarque-Bera Test	Veri Sayı.
BIST	0,17	0,05	17,77	-19,98	2,79	-0,06	7,17	2979.3*	4106
BOVESPA	0,22	0,11	28,83	-17,21	2,52	0,52	12,28	14907.2*	4106
BUX	0,07	0,02	13,62	-18,03	1,65	-0,70	15,92	28890.2*	4106
IDX	0,05	0,00	13,13	-12,73	1,55	-0,06	11,79	13214.5*	4106
IGPA	0,04	0,00	5,17	-4,66	0,75	-0,11	8,10	4461.8*	4106
JSE	0,05	0,03	7,42	-12,69	1,21	-0,66	10,46	8266.2*	3457
KLCI	0,01	0,00	20,82	-24,15	1,50	0,45	46,90	329883*	4106

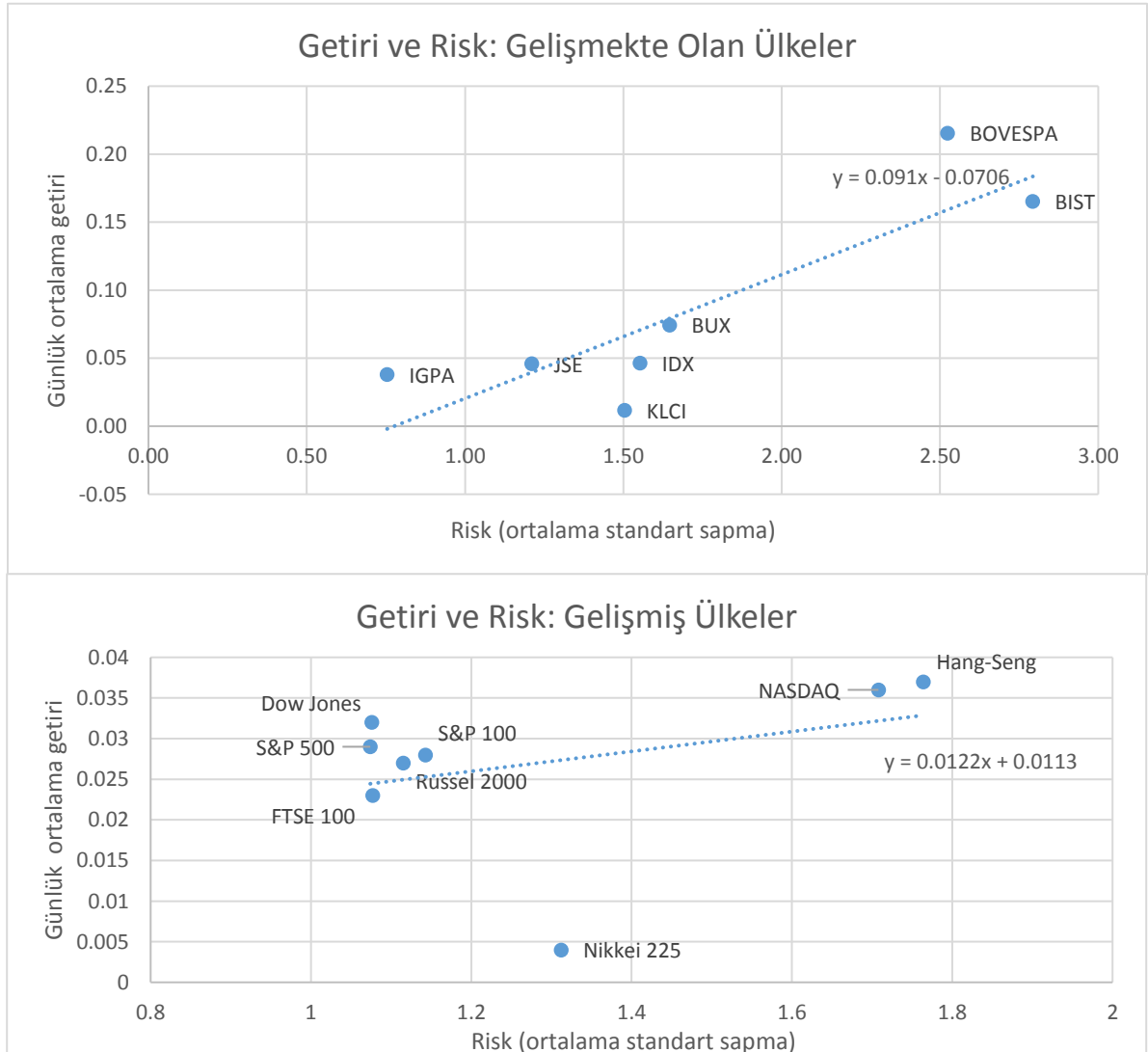
Kaynak: Yazarın hesaplamaları

Gelişmiş ülke örneğine benzer şekilde, getiri serilerinin normal dağılım sergilediği hipotezi Jarque-Bera test istatistiği ile reddedilmektedir. Çarpıklık katsayıları borsa getirileri için (-2,+2) aralığında yer almakta ve belirgin bir çarpıklık olmadığına işaret etmektedir. Öte yandan basıklık katsayıları dağılımın sivri uçlu olduğuna ilişkin bilgi vermektedir. Sivri uçlu eğilimin daha net görülmesi için çizilen kernel dağılım grafiklerine Ek 2’den ulaşılabilir.

Betimleyici istatistikler Brezilya ve Türkiye borsalarının diğer ülkelere ortalama getiri olarak pozitif olarak ayrıştığını ortaya koymaktadır. Ancak her getirinin risk ile birlikte geldiğini ifade eden modern portföy teorisi örnekte karşımıza çıkmakta ve BIST ile BOVESPA endekslerinin standart sapmaları yani riskleri de diğer ülkelere farklılaşmaktadır.

1952 yılında Markowitz daha sonra kendisine nobel ödülü kazandıracak modern portföy teorisini ortaya koymuştur. Teori yatırımcıların düşük risk ile en fazla getiriyi amaçladıklarını ve belirli bir risk altında en yüksek getiriye sahip olan portföylerin etkin portföyler olarak adlandırılacağını ifade etmektedir (Karan, 2013). Risk ve getiriyi aynı anda düşünmeye iten bu yaklaşımın her iki örnekte geçerliliğini test etmek amacıyla Şekil 14 hazırlanmıştır. Hali hazırda, Tablo 7 ve 12 bu pozitif ilişkiye istinaden bilgi sunsa da ayrıntılı bir şekilde irdelenmesi adına grafik hazırlanmıştır.

Şekil 14 Modern Portföy Teorisinin Gelişmiş ve Gelişmekte Olan Borsalarda Sınanması



Kaynak: Yazarın hesaplamaları

Şekil 14’de yer alan grafikler Tablo 7 ve 12’de yer alan ortalama ve standart sapma getiri serileri oluşturulmuştur. Bu nedenle hesaplamalarda kullanılan örneklem genişlikleri farklılık arz etmektedir. Statik bir bakış açısını yansıtsa da Şekil 14 getiri ve risk arasındaki pozitif ilişkiyi ortaya koymaktadır. Daha önce belirtildiği üzere Türkiye ve Brezilya borsası anılan dönem için diğer ülkelerden (bakış açısına göre) pozitif ayrılmaktadır. Dikkat çeken bir diğer nokta ise iki örnekleme de yer alan eğim doğrusunun ciddi şekilde farklılaşmasıdır. Buna göre, teoriye paralel olarak gelişmekte olan ülke borsalarında birim riskteki artış daha fazla getiri sunmaktadır. Bu da artan riskle birlikte artan getiri eğrisinin de eğimini dikleşmesine neden olmaktadır.

7.2.2. Analitik Bulgular

Gelişmiş ülke örnekleminde kullanılan aynı metodolojiye yer verileceğinden bu bölümde analitik bulgular sunulmaktadır. Buna göre gelişmekte olan ülkelerin yer aldığı örnekleme benzer şekilde günlük ve aylık, getiri ve oynaklık serileri elde edilmiş ve bu seriler MIDAS, GARCH ve EGARCH yöntemleriyle teste tabi tutulmuştur.

Şekil 15 Gelişmekte Olan Borsa Endeksleri Oynaklık Tahmini Sonuçları

Borsa Endeksi	RMSE (Karesel Hatanın Ortalamasının Karekökü)			MAE (Mutlak Hatanın Ortalaması)		
	GARCH	MIDAS	EGARCH	GARCH	MIDAS	EGARCH
<i>BIST</i>	11,98	1,78	11,69	11,03	1,35	10,58
<i>BOVESPA</i>	12,31	3,02	11,41	10,80	2,09	10,19
<i>BUX</i>	9,28	1,84	7,07	8,06	1,30	6,66
<i>IDX</i>	9,66	1,61	7,94	8,04	1,02	7,00
<i>IGPA</i>	4,28	0,81	3,16	3,57	0,61	2,78
<i>JSE</i>	6,59	1,27	4,97	5,78	0,85	4,55
<i>KLCI</i>	4,92	1,30	4,89	4,34	0,91	4,19

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

Not: GARCH ve EGARCH modelleri sırasıyla ARMA(1,1)-GARCH(1,1) ve ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) yöntemlerini ifade etmektedir.

Isı diyagramındaki en açık renk olan beyaz en düşük gözlemi, en koyu renk olan kırmızı ise en yüksek değerleri ifade etmektedir. Renklerin yakınlığı arttıkça gözlemler arasındaki fark da azalmaktadır.

Gelişmiş ülke örnekleme sonuçlarıyla paralel şekilde MIDAS yöntemi GARCH modellerinden gelişmekte olan ülke borsa endekslerinin oynaklık tahmininde daha düşük hata istatistiği sonuçları sunmaktadır. İlk bölümden farklı olarak, GARCH yöntemleri arasındaki farklılık bu örnekleme daha az belirgin olup hata istatistikleri birbirine yakın değerler almaktadır.

Tahmin ve gerçekleşme farkını ifade eden hata istatistiklerinin anlamlı farklılığını test etmek amacıyla ilk bölümle uyumlu olarak DM testi ele alınmış ve sonuçlar

Tablo 13 Gelişmekte Olan Borsa Endeksleri Tahmin Hatalarının Diebold-Mariano Testi ile Analizi

Borsa Endeksi	Diebold Mariano Testi (Karesel Hata Bazlı)			Diebold Mariano Testi (Mutlak Hata Bazlı)		
	MIDAS ve GARCH	MIDAS ve EGARCH	EGARCH ve GARCH	MIDAS ve GARCH	MIDAS ve EGARCH	EGARCH ve GARCH
BIST	-4,92*	-4,81*	-1,03	-9,47*	-8,62*	-1,43
BOVESPA	-3,71*	-4,25*	-1,74***	-7,98*	-8,18*	-1,89***
BUX	-3,38*	-6,65*	-1,50	-8,19*	-9,20*	-1,56
IDX	-3,43*	-4,91*	-2,00***	-7,83*	-9,90*	-2,09**
IGPA	-3,34*	-4,61*	-1,60	-6,49*	-6,04*	-1,85***
JSE	-3,90*	-6,41*	-2,00***	-9,43*	-9,36*	-2,52**
KLCI	-4,16*	-3,84*	-0,26	-10,14*	-8,54*	-1,23

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

Not: GARCH ve EGARCH modelleri sırasıyla ARMA(1,1)-GARCH(1,1) ve ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) yöntemlerini ifade etmektedir.

* %99 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir.

** % 95 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir

*** %90 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir.

Şekil 15'te sunulan MIDAS ile GARCH ve MIDAS ile EGARCH yöntemleri tahmin hata istatistikleri % 99 güven düzeyinde anlamlı bulunmuştur. Gelişmekte olan borsa endeksini baz alan ölçümlerde de MIDAS modelinin diğer yöntemlere olan tartışmasız üstünlüğü kanıtlanmaktadır. Öte yandan Borsa İstanbul, BUX, IGPA ve KLCI borsa endekslerinin tahmin istatistikleri arasındaki fark GARCH modelleri arasında önemsiz iken; geri kalan borsa endeksleri tahmin performansları arasındaki farklar ise ancak %90 güven düzeyinde anlamlı kabul edilebilmektedir. Dolayısıyla asimetrik ilişkiyi yansıtan EGARCH modeli yaygın kullanımı olan GARCH modeline göre bu alt örnekleme açık bir üstünlük kuramamaktadır.

7.2.3. Sağlık Testi

Analizin ilk bölümünde olduğu gibi sonuçların sağlamlığını test etmek adına son yıllarda zaman serisi analizinde öne çıkan yöntem olan ardışık örneklem yöntemi ile borsa endeksleri oynaklık serileri analiz edilmiştir. Benzerlik arz etmesi adına, aylık frekansta hesaplamayı baz alan bağımlı değişken (aylık volatilité) MIDAS yöntemi vasıtasıyla 1 ay sonraki oynaklık örneklem birer gözlem kaydırılarak hesaplanmıştır. Başlangıç örneklem uzunluğu yine 144 ay seçilmiştir.

GARCH ve EGARCH yöntemleri ise ilk bölüm ile tutarlılık sağlanması adına günlük volatilité baz alınarak analize dahil edilmiştir. Başlangıç örneklem uzunluğu 5000 gün olarak seçilmiş ve birer gün kaydırılarak önce günlük oynaklık tahminleri edilmiş, ardından ise aylık ortalamalar alınarak aylık oynaklık tahminleri türetilmiştir. Güney Afrika (JSE) borsa endeksinin açılış tarihi akranlarına kıyasla daha geç bir zamanı işaret etmektedir (Tablo 12 gözlem sayısı). Bu nedenle yeterli verileri sunamamasından kaynaklı olarak JSE borsa endeksi için ardışık örnekleme yöntemi ile hesaplamalar türetilmemiş ve bu nedenle

sağlamlık testinde bu ülke verisi analizden çıkarılmıştır. Analiz sonuçları Şekil 16'da sunulmaktadır.

Şekil 16 Gelişmekte Olan Borsa Endeksleri Oynaklık Tahmini Sağlamlık Testi (Ardışık Örneklem)

Borsa Endeksi	RMSE (Karesel Hatanın Ortalamasının Karekökü)			MAE (Mutlak Hatanın Ortalaması)		
	GARCH	MIDAS	EGARCH	GARCH	MIDAS	EGARCH
<i>BIST</i>	11,55	1,78	11,34	10,56	1,34	10,18
<i>BOVESPA</i>	12,03	3,00	11,24	10,54	2,09	10,03
<i>BUX</i>	9,18	1,87	7,73	7,97	1,32	7,32
<i>IDX</i>	9,62	1,98	8,17	7,87	1,28	7,13
<i>IGPA</i>	4,01	0,82	3,07	3,34	0,60	2,70
<i>KLCI</i>	4,78	1,41	4,83	4,17	0,92	4,18

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

Not: GARCH ve EGARCH modelleri sırasıyla ARMA(1,1)-GARCH(1,1) ve ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) yöntemlerini ifade etmektedir.

Isı diyagramındaki en açık renk olan beyaz en düşük gözlemi, en koyu renk olan kırmızı ise en yüksek değerleri ifade etmektedir. Renklerin yakınlığı arttıkça gözlemler arasındaki fark da azalmaktadır.

Isı diyagramına göre, en açık rengi yanıştan MIDAS tahmini hata istatistikleri hem karesel hatanın ortalamasının karekökünü hem de mutlak hatayı baz alan hesaplamalarda en düşük sonuçları yansıtmaktadır. GARCH ve EGARCH yöntemlerinin tahmin sonuçları yakın kırmızı renklerin de ifade ettiği üzere belirgin bir şekilde farklılaşmamaktadır. Tahmin sonuçlarının istatistiksel tutarlılığı ise Tablo 14'de sunulmaktadır.

Tablo 14 Sağlamlık Testi: Gelişmekte Olan Borsa Endekslerinin Tahmin Hatalarının Diebold-Mariano Testi ile Analizi

Borsa Endeksi	Diebold Mariano Testi (Karesel Hata Bazlı)			Diebold Mariano Testi (Mutlak Hata Bazlı)		
	MIDAS ve GARCH	MIDAS ve EGARCH	EGARCH ve GARCH	MIDAS ve GARCH	MIDAS ve EGARCH	EGARCH ve GARCH
<i>BIST</i>	-4,84*	-4,79*	-0,79	-9,04*	-8,26*	-1,29
<i>BOVESPA</i>	-3,63*	-4,19*	-1,56	-7,82*	-8,10*	-1,56
<i>BUX</i>	-3,52*	-6,80*	-1,09	-7,85*	-9,85*	-0,73
<i>IDX</i>	-3,38*	-4,65*	-1,88***	-6,90*	-8,62*	-1,65
<i>IGPA</i>	-3,42*	-4,71*	-1,49	-6,40*	-5,94*	-1,65
<i>KLCI</i>	-4,21*	-4,13*	0,51	-9,90*	-9,46*	0,08

Kaynak: Yazarın Hesaplamaları

Not: GARCH ve EGARCH modelleri sırasıyla ARMA(1,1)-GARCH(1,1) ve ARMA(1,1)-EGARCH(1,1) yöntemlerini ifade etmektedir.

* %99 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir.

** % 95 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir

*** %90 güven düzeyinde tahmin performanslarının farklı olduğunu ima etmektedir.

Gelişmekte olan ülke ekonomilerinin borsalarını baz alan örneklem için 7.2.2 bölümünde sunulan sonuçların sağlamlığını irdelemek adına ardışık örneklem yöntemi kullanılmıştır. Şekil 16'da yer alan sonuçların belirli bir güven aralığında anlamlılığını test etmek amacıyla yine DM testine başvurulmuştur. DM test sonuçlarına göre, MIDAS modeli ile elde edilen tahmin hatalarının diğer yöntemlerden olan farklılıkları hem karesel hata hem de mutlak hata

bazında ayrışmaktadır. Bu sayede MIDAS modelinin oynaklık tahmininde en iyi sonuçları sunan model olduđunu söylemek mümkündür. EGARCH ve GARCH modellerinin ise birbirine yakın hata paylarına sahip olduđu ifade edilmiştir. Bu yakınlık sađamlık testinde daha bariz bir şekilde görölmektedir. Yalnızca karesel hatayı baz alan ve IDX borsa endeksinde EGARCH ve GARCH yöntemleri % 90 güven düzeyinde birbirinden farklı tahmin sonuçları üretmektedir. Geri kalan örneklem için bu iki yöntem arasında küresel finansal krizi takip eden dönem için kayda deđer bir farklılık bulunmamaktadır.

8. BÖLÜM

GENEL DEĞERLENDİRME VE SONUÇ

Bu çalışma finansal piyasalarda sıklıkla ifade edilen volatilité kavramının ne olduđunu, neyi ifade ettiđini, nasıl hesaplandığını, hangi kavramlara dokunduđunu ortaya koyarak başlamaktadır. Oynaklık denince akla hemen standart sapma işlemi gelse de diđer hesaplama araçlarının neler olduđu ve birbirlerine karşı üstünlükleri literatürde yer alan tanımlamalarıyla sunulmaktadır.

Özellikle menkul kıymet getiri serilerinin sahip oldukları özellikler neticesinde volatilitéye iz düşen kavramlar yine ilk bölümde yer almaktadır. Bu kavramlara daha sonra analizlerde yer verilmiş ve uygulamaya olan yansımaları sunulmuştur.

Takip eden ikinci bölümde ise oynaklığın tahmininde kullanılan 4 temel yaklaşım güncel uluslararası yazının sunduđu tanımlamalarla aktarılmaktadır. Bu metotlar arasındaki farklılıklar, görece üstünlükler yine bu bölümde sunulmaktadır. Buraya kadar olan bölüm ekonometrik yazında yer alan matematiksel ifadelerin yazına dökülmüş kısmını yansıtmakta, finansal okuryazarlığı desteklemek adına sadeleştirilmiş formlara yer verilmektedir. Literatür karşılaştırılmasına ise ayrıntılı bir şekilde başka bir bölümde değinilmektedir.

Takip eden bölümde oynaklığın nasıl ifade edilmesi gerektiğine ilişkin bilgilerin yanı sıra, istatistiksel modellerin karşılaştırılmasında ele alınan metotlar ele alınmaktadır. Çalışmanın uygulama kısmının borsa endekslerine dayanmasından ötürü, geniş literatür bir adım daraltılmış ve borsa endeksleri oynaklığında ele alınan yaklaşımlar özet bir şekilde beşinci bölümde sunulmuştur. Pek çok menkul kıymetin oynaklığı çalışmada sunulan yöntemler ile hesaplanabilir ve tahmin edilebilir. Bu menkul kıymetlere örnek olarak kurlar, hisse senetleri, borsa endeksleri, yatırım fonları vs. verilebilir. Borsa endeksleri ise literatürde en sık karşılaşılan ve kimi araştırmacı bakımından ekonomik aktiviteye ilişkin bilgi sunması bakımından önem atfedilen menkul kıymetlerin başında gelmektedir. Korku endeksi olarak adlandırılan ve risk iştahının bir göstergesi olan VIX endeksi dünyanın en büyük borsalarından S&P 500 endeksine üzerine yazılmış opsiyonların ima ettiđi oynaklığı yansıtmaktadır. Bu nedenle çalışmanın ampirik kısmında ve literatür mukayesesine borsa endekslerine odaklanılmıştır.

Çalışma oynaklığa ilişkin literatürde yer alan kavramlara ilişkin ayrıntılı bilgiler sunmaktadır. Bu kavramların ışığında, finansal piyasada volatilité tahmininde ele alınan yöntemlere ve borsa endekslerini baz alan uygulamalara yer vermektedir. Oynaklık tahmininde sıklıkla başvuru olan yöntem olarak GARCH metodu öne çıkmaktadır. Asimetrik

ilişkiyi hesaba katabilen EGARCH modeli ise GARCH yöntem ailesinin bir alt metodu olarak ifade edilebilir.

2000’li yılların ortasında ilk defa literatüre kazandırılan MIDAS regresyon yöntemi ise farklı frekansta verilerin analizine imkân tanımaktadır. Zaman serisi analizinde yeni bir kapı açan bu yöntemin uygulama alanlarından biri ise volatilité tahminine yöneliktir. Uluslararası yazında bu alanda çalışmalar yer alsa da Türkiye’nin yazını bu konuda fazla çalışma sunamamaktadır. Yöntemin uygulanması ulusal literatürde makroekonomik tahminlere dönük olup, finansal yazına ilişkin herhangi bir çalışmaya erişilememiştir. Bu nedenle çalışmada hem MIDAS modelinin finansal yazına kazandırılması, hem de finans dünyasında büyük önem arz eden oynaklık tahmini çerçevesinde yöntemsel üstünlüğünü test etmek amacıyla ampirik bölüm hazırlanmıştır⁵.

2008 yılının son çeyreğinde küresel piyasaları ve ekonomileri derinden sarsan kriz, oynaklığın hem düzey olarak yukarı tırmandığı hem de oynaklığın kendi sapmasının arttığı bir dönemi işaret etmektedir. Dalgalanmaların boyunun ve uzunluğunun arttığı bu dönem araştırmacılar tarafından istatistiksel yöntemlerin testleri amacıyla sıklıkla kullanılmaktadır. Bu çalışmada da yöntemlerin tahmin gücünü test etmek amacıyla dalgalı bir seyir izleyen finansal piyasalar ele alınmıştır. Ayrıca modelin test dönemine karar vermek adına istatistiksel kırılım testlerinden de faydalanılmıştır.

Örneklemin seçimi konusunda kapsayıcılık kriterleri göz önünde bulundurulmuştur. Bu çerçevede, gelişmiş ülke ekonomilerinin borsa endekslerinin yanı sıra aralarında Türkiye’nin de yer aldığı gelişmekte olan ülke ekonomilerinin ulusal borsa endekslerinin aylık oynaklık tahminleri istatistiksel yöntemlerle elde edilmiştir.

Literatürde tarihsel oynaklığı ifade etmek amacıyla farklı metotlar ele alınmaktadır. Bunların başında, günlük getirinin karesi ve mutlak getirinin kullanılması gelmektedir. Poon (2005) çalışmasında açıkça ifade edildiği üzere, karesel formda oluşturulan serilerin varyansının dördüncü kuvvete denk geldiği düşünüldüğünde volatilitenin sapmalarının çok fazla büyüdüğü ifade edilmektedir. Sonuç olarak, tarihsel volatilitéyi ifade etmek üzere getirinin karesel formunun kullanılması gürültülü sonuçların elde edilmesine neden olmaktadır.

Öte yandan Taylor, (1986), McKenzie, (1999), Davidian ve Carroll (1987) getirinin mutlak değerinin getirinin karesine kıyasla volatilitéyi daha iyi açıkladığını iddia etmektedir. Forsberg ve Ghysels (2007) ise mutlak değer yönteminin oynaklık tahmininde kullanılması en uygun yöntem olduğunu iddia etmektedir. Çalışmada tarihsel oynaklığı hesaplamak için literatürde yer alan uyarılar dikkate alınmış ve mutlak değer yöntemi benimsenmiştir.

Pek çok zaman serisi modellerinde olduğu gibi, oynaklık otokorelasyona maruz bir olgudur. Yani herhangi bir t anındaki oynaklık kendinden önce gelen bir zamandaki oynaklıktan

⁵ Analizde kullanılan Eviews paket programı kodlarına Ek 3’ten ulaşılabilir.

etkilenebilmektedir. Bu durum oynaklık kümelenmesi fenomenini doğrular nitelik taşımakta ve tahminlerde bu etkinin içerilmesi önem arz etmektedir. Oynaklık ile ilgili olan ve bu çalışmada içerilen bir diğer olgu ise getiri ve volatilité arasındaki asimetrik ilişkiyi ele almaktadır. Özetle negatif şokların ya da getirilerin olduđu dönemde volatilité pozitif getirilere kıyasla daha yüksek ölçülmektedir. Bu etkiyi modele dahil edebilmek adına EGARCH yöntemi analize dahil edilmiştir.

Oynaklık serileri çok geniş kapsamda bir veri ağı için hesaplanabilir. Poon ve Granger (2005) çalışmasında alternatif yöntemler menkul kıymet ayrımı yapılmadan tartışılmaktadır. Bu çalışmada ise oynaklığın her bir menkul kıymette farklı özellikler gösterebilmesi ihtimalini de düşünerek, yazın çalışması borsa endekslerini hedef alan çalışmaları içerecek şekilde daraltılmıştır.

Bu çalışmada borsa endekslerindeki oynaklığı konu edinen 56 makale irdelenmiştir. Buna göre örtük oynaklık modelleri hem tarihsel hem de GARCH modellerine oynaklık tahmin performansı açısından üstünlük kurmaktadır. Ancak bu yöntemin ele alındığı çalışma sayısının her iki alternatif yöntemle göre daha az olduđu gerçeği göz ardı edilmemelidir. Daha teorik olan stokastik oynaklık modelleri de benzer şekilde GARCH ve tarihsel yöntemlere kıyasla daha iyi tahmin sonuçları sunmakta, ancak bu performansı örtük oynaklık modellerine karşı gösterememektedir.

Literatür çalışmalarında tarihsel yöntemler ile GARCH ve türevleri arasındaki çekişme dikkat çekmekte ve iki yöntemin birbirine üstünlük kuramadığı gözlenmektedir. Tez çalışmasında ele alınan literatür sonuçları Poon ve Granger (2005) çalışması ile benzerlik göstermektedir. Yani borsa endeksi oynaklığına indirgenen literatür ile bu ayrımı ortaya koymayan yöntemlerin tahmin performansı belirgin bir şekilde ayrılmamaktadır. Bu ikili arasındaki çekişmeye çalışmada tarihsel yöntemi ifade edecek şekilde MIDAS yöntemi eklenmiştir.

Oynaklık tahminleri günlük, haftalık, birkaç gün sonrası, aylık ya da daha uzun vadeyi içerecek şekilde araştırmalara konu olmaktadır. Ancak literatür taramasının özetlendiği Tablo 4'ten de görüleceği üzere araştırmalara konu olan frekans sıklıkla aylık tahminleri içermektedir. Bu durum temel nedenleri arasında opsiyon hesaplamalarına konu olan menkul kıymetin sıklıkla 1 aylık oynaklığının tahmin edilme ihtiyacından kaynaklanabilmektedir. Keza VIX başta olmak üzere pek çok örtük oynaklık endeksi 1 ay sonraki oynaklığı ima etmektedir. Araştırmacılar ve finansal kesim tarafından daha fazla rağbet göreceği düşünüldükçe bu çalışmada da tahmin ufku 1 ay olarak belirlenmiştir.

Çalışmanın uygulama bölümü istatistiksel ve ekonometri yazınında son dönemlerde kullanılan çağdaş yöntemleri yansıtmaktadır. Çalışmanın temel amacı da oynaklık tahmininde literatürde yer alan tanımlamaların ve yaklaşımların sunumunun ardından son

dönemlerde kullanımı yaygınlaşan MIDAS yönteminin ulusal literatüre kazandırılması ve üstünlüklerinin ortaya konmasıdır.

Bu amaçla oluşturulan gelişmiş ve gelişmekte olan ülke örnekleri için elde edilen aylık oynaklık tahminleri MIDAS yöntemi ile literatüre kullanım sıklığı en fazla olan GARCH yöntemi ile sınılanmıştır. Ghysels vd. (2009) ile Namugaya vd. (2014) diğer GARCH(p,q) modellerinin GARCH(1,1) modelinden daha iyi performans gösteremediğini ifade etmektedir. Benzer bir sonuç 330 GARCH modelini inceleyen Hansen ve Lunde (2005) çalışmasında da sunulmakta ve GARCH (1,1) modelinin diğer modellerden başarısız olmadığı savunulmaktadır.

Çalışmada gelişmişlik seviyesine göre iki gruba ayrılan borsa endeksleri küresel finansal krizin ardından gelen dönem için test edilmiş ve MIDAS yönteminin diğer metotlardan daha üstün olup olmadığına ilişkin hazırlanan temel hipotez sınılanmıştır. Diğer alt hipotez ise literatürde sunulan GARCH modelinin asimetric ilişkiyi yansıtan EGARCH modelinden daha iyi performans sergileyip sergilemediğine yöneliktir. Çalışmada test edilen diğer bir hipotez ise yöntemlerin tahmin başarısının iki farklı örneklem altında farklılaşmasının sınılanmasını içermektedir.

Kurulan modeller sonucunda, ilk kurulan hipotez şüphe götürmeyecek şekilde doğruluğu kanıtlanmıştır. Buna göre, MIDAS modeli hem gelişmiş hem de gelişmekte olan borsa endeksleri örneklerinde GARCH ve EGARCH yöntemlerine göre 1 aylık oynaklık tahmininde kesin bir üstünlük ortaya koymaktadır. Bu üstünlüğü hem karesel hem de mutlak hatayı baz alan DM testleri ile %99 güven düzeyinde kanıtlanmıştır.

EGARCH ve GARCH yöntemleri arasındaki çekişmede ise ilk yöntem ikinciye kıyasla her iki örnekte de düşük hata sonuçları sunmaktadır. Ancak DM testlerinde bu farklılığın MIDAS yönteminde olduğu gibi açık bir şekilde kanıtlandığını söylemek pek mümkün değildir. Gelişmiş ülke örneğinde EGARCH'ın üstünlüğü Hang-Seng ve Nikkei borsa endeksleri haricinde kanıtlanmış olsa da gelişmekte olan ülke örneği için kesin bir üstünlükten söz edilemez. Keza borsa endekslerinin yarısı için tahmin performansları arasındaki farklılık anlamlı bulunamamış, geri kalan sonuçlar ise ancak % 90 anlamlılık düzeyinde farklı olduğu sonucuna erişilmiştir.

Çalışmada elde edilen ilk ampirik bulgular her alt örneklem için sağlamlık testine tabi tutulmuştur. Bu amaç için, değişken örneklem uzunlukları altında model sonuçlarını elde eden ardışık örneklem yöntemi seçilmiştir. Sabit bir başlangıç dönemine her bir adımda seçilen adım sayısı kadar örneklem genişletilmekte ve bu sayede değişen katsayılarla birlikte her bir adımda yeni bir model kurulmaktadır. Bu sayede zaman içinde sabit olarak kabul edilen tahmin katsayıları her bir adımda değişmekte ve farklı sonuçlar elde edilmektedir. Değişen katsayılar yardımıyla da adım sayısına bağlı olarak tahminler oluşturulmaktadır.

Sağlamlık testleri genel sonucu pekiştirici çıktılar sunmaktadır. MIDAS yöntemi oynaklık tahmininde her iki alt örneklem için de en başarılı tahmin sonuçlarını ortaya koymaktadır. EGARCH ve GARCH arasındaki çekişme ise gelişmiş ülke örnekleme için daha az belirgin hale gelmiştir. Hang-Seng ve Nikkei borsaları dışında kalan endekslerde tahmin performansları arasındaki anlamlılık daha geniş bir güven aralığında kabul edilebilmektedir. Gelişmekte olan borsa endeksi örnekleminde ise EGARCH ve GARCH yöntemleri arasındaki performans farklılığı neredeyse sıfırlanmıştır.

Literatürde görece yeni kabul edilen MIDAS yöntemi köprü modellerinin sabit parametre tahminine alternatif bir yöntem olarak değerlendirilebilir. Genel olarak GSYH başta olmak üzere makroekonomik tahminlerde yaygın kullanılan bu yöntemin finansal piyasalara uyarıldığı çalışma sayısı çok fazla imkan sunmamaktadır. Literatürde bu alanda yapılan çalışmaların başında Ghysels vd. (2004) makalesi gelmekte ve yöntemin finansal piyasalardaki ilk uyarılmasını içermektedir. Dow Jones endeksinin haftalık risk-getiri oranları günlük getiri ile tahmin edilmeye çalışmıştır. Ghysels vd. (2006) çalışmasında ise haftalık borsa endeksi volatilitesi günlük endeks getirisi kullanılarak modellenmiştir. Akabinde gelen Ghysels vd. (2009) ile Chen ve Ghysels (2011) çalışmalarında Amerikan hisse senetleri getirilerinin volatilitate tahmininde MIDAS diğer yöntemlere göre çok daha üstün performans sergilemektedir.

MIDAS ve GARCH tipi modellerin mukayese edildiği en güncel Alper vd. (2012) çalışmasında ise aralarında Türkiye'nin de bulunduğu 10 gelişmekte olan ülkenin borsa endeksleri analiz edilmiştir. 1 ve 2 haftalık öngörü ufkunda piyasanın çalkantılı ve durgun olduğu iki farklı dönem altında MIDAS modelinin küresel finansal krizin yaşandığı çalkantılı dönemde daha düşük hatalı tahmin sonuçlarını ima ettiği ve GARCH modelinden üstün olduğu ifade edilmiştir. Son zamanlarda güncel olarak literatüre kazandırılan Körs ve Karan (2021) çalışmasında da benzer sonuçlar ortaya konmaktadır. Gelişmiş ülke örneklemine odaklanan çalışmada MIDAS yöntemi hem GARCH modellerine hem de örtük oynaklık endekslerine göre daha başarılı tahmin performansı sergilemektedir. Çalışmada ayrıca asimetric oynaklık etkisi de irdelenmekte ve APARCH ve EGARCH yöntemleri GARCH modeline göre açık bir üstünlük kuramamaktadır.

Çalışmanın genel sonuçları literatür ile tutarlıdır. Yüksek frekanslı verileri analiz etme imkanı sunan MIDAS modeli GARCH modellerinden daha başarılı performans göstermektedir. Daha önce ifade edildiği gibi iki farklı örneklem altında analizlerin sunulması, diğer çalışmaların aksine yüksek sapmalı oynaklık tahminine neden olduğu düşünülen getirinin karesi yerine mutlak değer yönteminin ele alınması, asimetric ilişkiyi yansıtılabilen EGARCH metodunun yer verilmesi bu çalışmayı diğerlerinden ayıran temel farklılıkları yansıtmaktadır. Bu farklılık altında sonuçların bütünleyici olması MIDAS yönteminin üstünlüğünün pekiştirmektedir.

Modellerin başarı sınaması için istatistik, makine öğrenmesi, ekonometri genel olarak uygulamalı bilimler yazını pek çok alternatif sunmaktadır. Örneklem içi tahmini mukayese etmek amacıyla AIC, SIC, HQ, açıklama oranı (r kare – düzeltilmiş r kare), likelihood vb. pek çok yöntem kullanılabilir. Bu yöntemler örneklem için seçilen dönem için gerçekleşme ile modellerin ima ettiği tahmin değerlerinin örtüşmesine dayanarak oluşturulmaktadır. Alternatifi olan örneklem dışı yöntemlerde ise örneklem test ve tahmin olarak ikiye ayrılmakta; test dönemi model parametrelerinin belirlenmesinde kullanılmakta, test dönemi ise örneklem dışı tahminlerin elde edilerek gerçekleşme rakamlarıyla mukayesede kullanılmaktadır. Bu yöntem neticesinde modellerin başarısını karşılaştırmak için ise sıklıkla tahmin hatalarının karekökünün ortalaması, tahmin hatalarının karekökünün ortalamasının karekökü, tahmin hatalarının mutlak değerinin ortalaması vb. yaklaşımlar ele alınmaktadır. Eğer amaç geleceğe ilişkin daha güçlü tahminlerin elde edildiği modelin ortaya konması ise araştırmacılar sıklıkla ikinci yöntemi tercih etmektedir.

İşte bu noktada literatürde yer alan pek çok çalışma, sonuçlarını tamamlamadan sunmakta ve modeller için karar verme aşamasında sadece tahmin hata istatistiklerine yer vermektedir. Oysa ortalamada farklılaşan tahmin hata istatistiklerinin test dönemi için istatistiksel anlamlılığının ortaya konulması gerekmektedir. Bu amaç doğrultusunda çalışmada DM testi kullanılmış ve hem tahmin hatalarının karekökünün ortalamasının karekökü hem de tahmin hatalarının mutlak değerinin ortalaması tahmin hata istatistikleri sunulmuştur. Bu haliyle çalışmanın güçlü istatistiksel tutarlı ampirik çalışmaların ortaya konması adına ne tarz adımların atılması gerektiğini ortaya koyduğu düşünülmektedir.

Belirsizlik her finansal modelin özünde yer alan bir kavramdır. Pek çok temel belirleyicilerinin yanında, insan psikolojisi ve değişen makroekonomik çevrenin bugüne indirgenmiş olası etkilerini de içinde barındırmaktadır. Oynaklık belirsizliğin direk bir ölçütü olmasa da, genel kabul olarak risk ile bağdaştırılmaktadır. Bu haliyle volatilité tahmini risk düzeltilmesi yapılmış getirilerin elde edilmesinde, varlıkların portföy dağılımının belirlenmesinde, oynaklık hedefleme stratejilerinde ve hatta opsiyon gibi kimi menkul kıymetin fiyatlanmasında önemli bir yer tutmaktadır.

Finansal piyasalardaki pek çok değişkeninin tahmini zor olsa da, sahip olduğu karakteristiklerden ötürü oynaklığın tahmin edilebilirlik ihtimali artmaktadır. Oynaklığa ilişkin yazında yer alan kavramları geniş bir çerçevede değerlendiren çalışma, volatilité tahmininde öne çıkan yöntemleri ampirik bulgularla desteklemeyi amaçlamaktadır. Bu amaca hizmet etmesi amacıyla seçilen ekonometrik yazının yeni ögesi olan MIDAS yöntemi oynaklık tahmininde araştırmacıların kullanabileceği, uygulaması kimi yöntemlere göre daha kolay olan bir araç olarak görülmektedir.

9. EKLER

EK 1: DICKEY FULLER YAPISAL KIRILMA TESTLERİ

Null Hypothesis: SP500_RV has a unit root
Trend Specification: Intercept only
Break Specification: Intercept only
Break Type: Innovational outlier

Break Date: 10/28/2008
Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
Lag Length: 9 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.562117	< 0.01
Test critical values:		
1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: DOW_RV has a unit root
Trend Specification: Intercept only
Break Specification: Intercept only
Break Type: Innovational outlier

Break Date: 10/28/2008
Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
Lag Length: 11 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.150118	< 0.01
Test critical values:		
1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: NASDAQ_RV has a unit root
Trend Specification: Intercept only
Break Specification: Intercept only
Break Type: Innovational outlier

Break Date: 10/13/2008
Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
Lag Length: 10 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10.32754	< 0.01
Test critical values:		
1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: SP100_RV has a unit root
 Trend Specification: Intercept only
 Break Specification: Intercept only
 Break Type: Innovational outlier

Break Date: 10/28/2008
 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
 Lag Length: 9 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
 maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.696780	< 0.01
Test critical values: 1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: RUSS_RV has a unit root
 Trend Specification: Intercept only
 Break Specification: Intercept only
 Break Type: Innovational outlier

Break Date: 12/01/2008
 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
 Lag Length: 10 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
 maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.527394	< 0.01
Test critical values: 1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: NIKKEI_RV has a unit root
 Trend Specification: Intercept only
 Break Specification: Intercept only
 Break Type: Innovational outlier

Break Date: 10/24/2008
 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
 Lag Length: 7 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
 maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13.31173	< 0.01
Test critical values: 1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: FTSE_RV has a unit root
 Trend Specification: Intercept only
 Break Specification: Intercept only
 Break Type: Innovational outlier

Break Date: 12/08/2008
 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
 Lag Length: 8 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
 maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.63922	< 0.01
Test critical values:		
1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: HANG_RV has a unit root
 Trend Specification: Intercept only
 Break Specification: Intercept only
 Break Type: Innovational outlier

Break Date: 10/28/2008
 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
 Lag Length: 9 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
 maxlag=31)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10.96184	< 0.01
Test critical values:		
1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: KLCI_RV has a unit root
 Trend Specification: Intercept only
 Break Specification: Intercept only
 Break Type: Innovational outlier

Break Date: 3/05/2007
 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
 Lag Length: 2 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
 maxlag=26)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-19.86214	< 0.01
Test critical values:		
1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: IDX_RV has a unit root
 Trend Specification: Intercept only
 Break Specification: Intercept only
 Break Type: Innovational outlier

Break Date: 8/15/2007
 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
 Lag Length: 3 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
 maxlag=26)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-17.57057	< 0.01
Test critical values: 1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: BUX_RV has a unit root
 Trend Specification: Intercept only
 Break Specification: Intercept only
 Break Type: Innovational outlier

Break Date: 10/29/2008
 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
 Lag Length: 5 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
 maxlag=26)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13.56884	< 0.01
Test critical values: 1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: IGPA_RV has a unit root
 Trend Specification: Intercept only
 Break Specification: Intercept only
 Break Type: Innovational outlier

Break Date: 10/13/2008
 Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic
 Lag Length: 4 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
 maxlag=26)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-14.87981	< 0.01
Test critical values: 1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: BOVESPA_RV has a unit root

Trend Specification: Intercept only

Break Specification: Intercept only

Break Type: Innovational outlier

Break Date: 10/28/2008

Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic

Lag Length: 9 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
maxlag=26)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.757321	< 0.01
Test critical values:		
1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: JSE_RV has a unit root

Trend Specification: Intercept only

Break Specification: Intercept only

Break Type: Innovational outlier

Break Date: 12/08/2008

Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic

Lag Length: 10 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
maxlag=26)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6.730803	< 0.01
Test critical values:		
1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

Null Hypothesis: BIST_RV has a unit root

Trend Specification: Intercept only

Break Specification: Intercept only

Break Type: Innovational outlier

Break Date: 11/24/2008

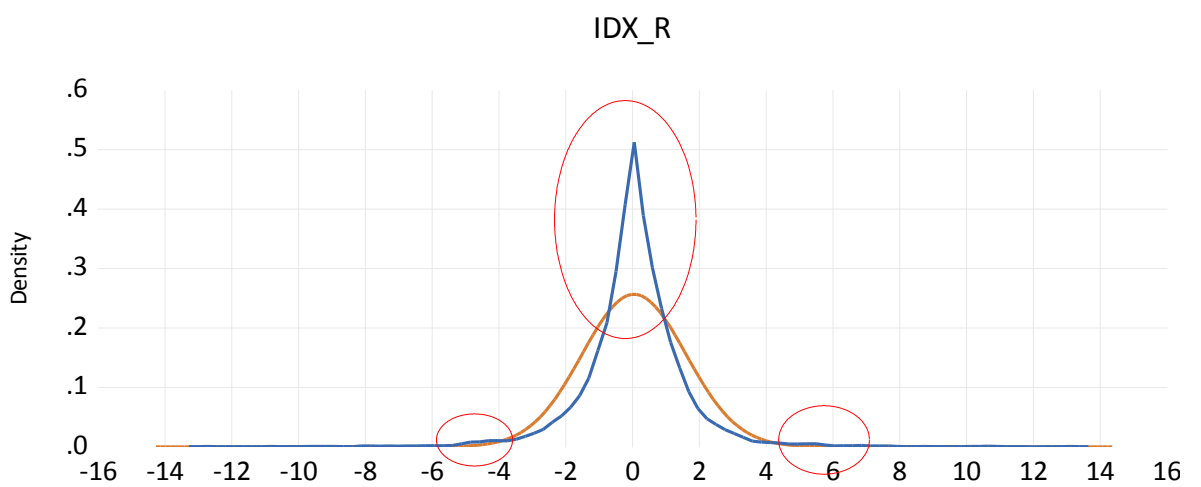
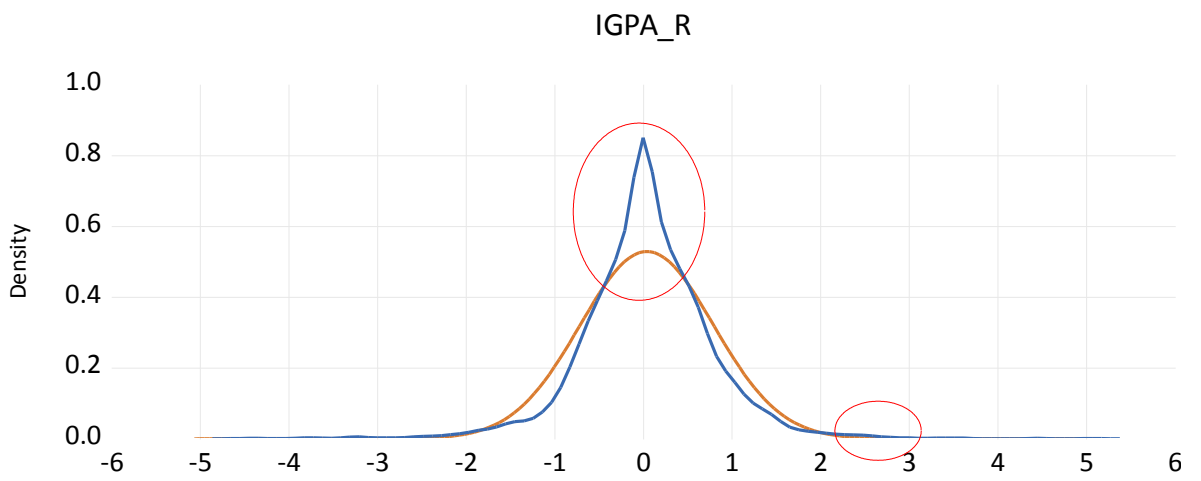
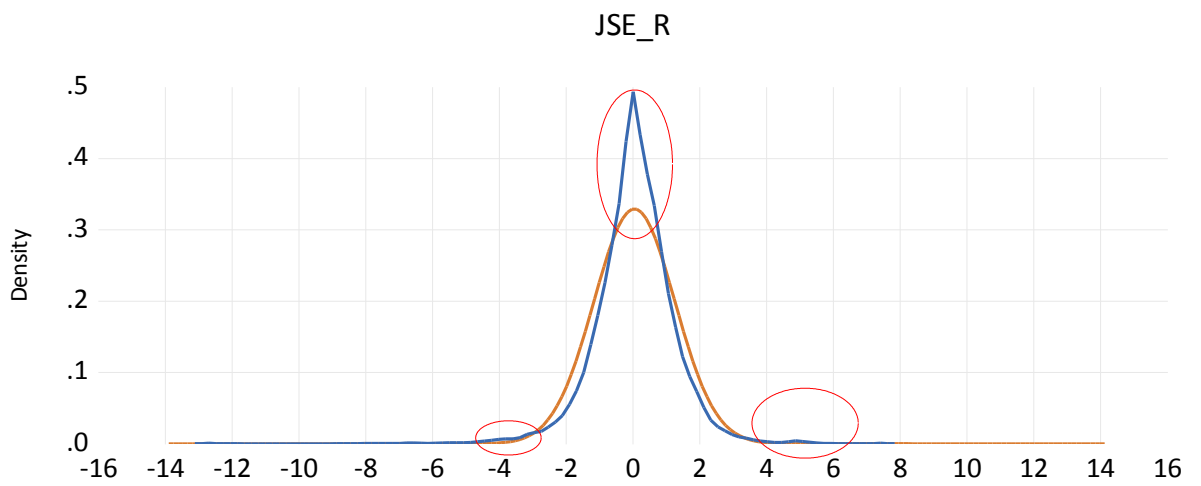
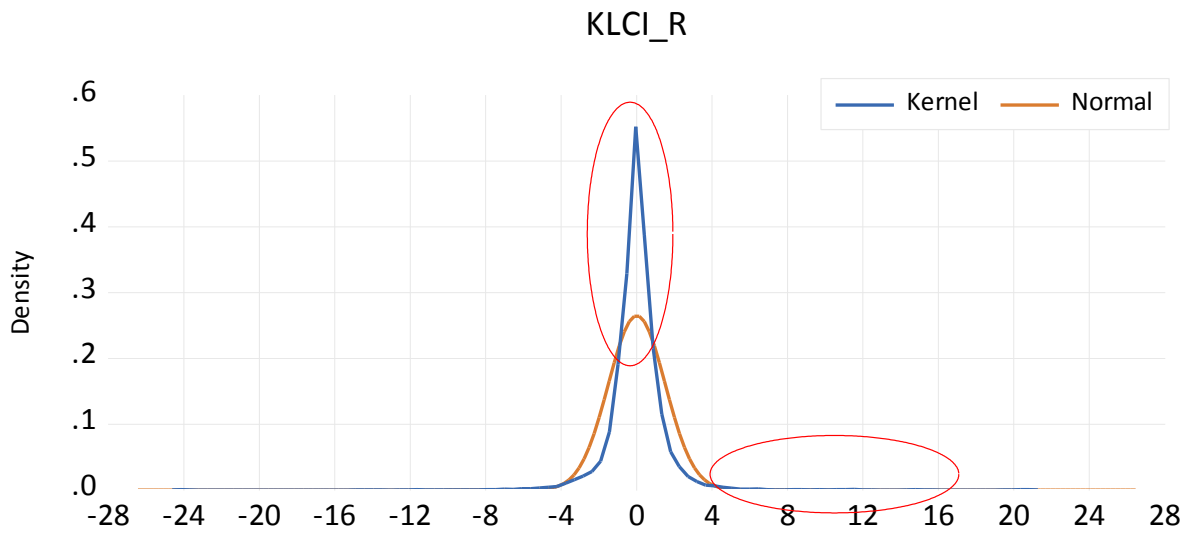
Break Selection: Minimize Dickey-Fuller t-statistic

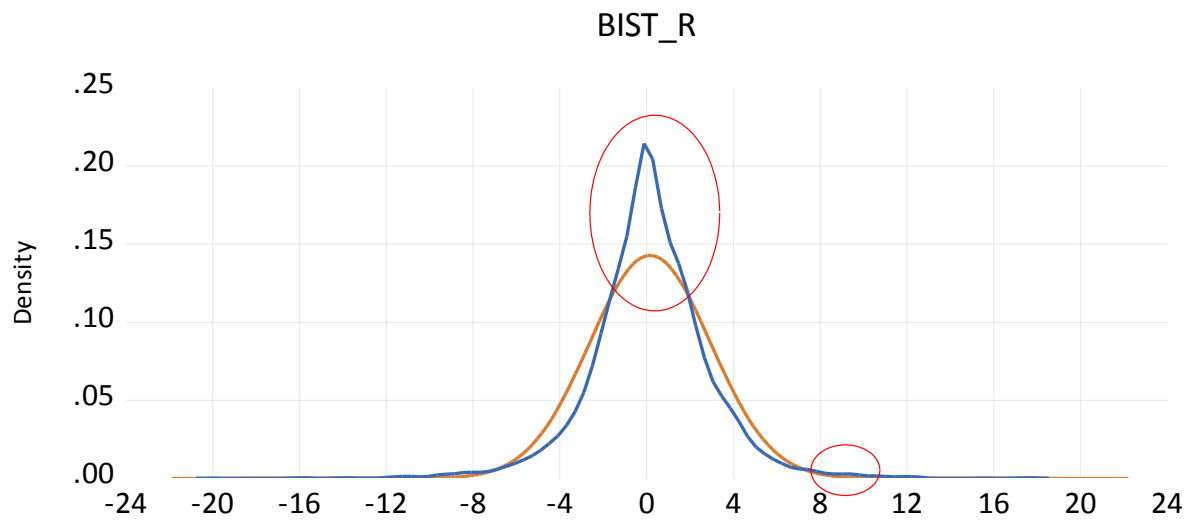
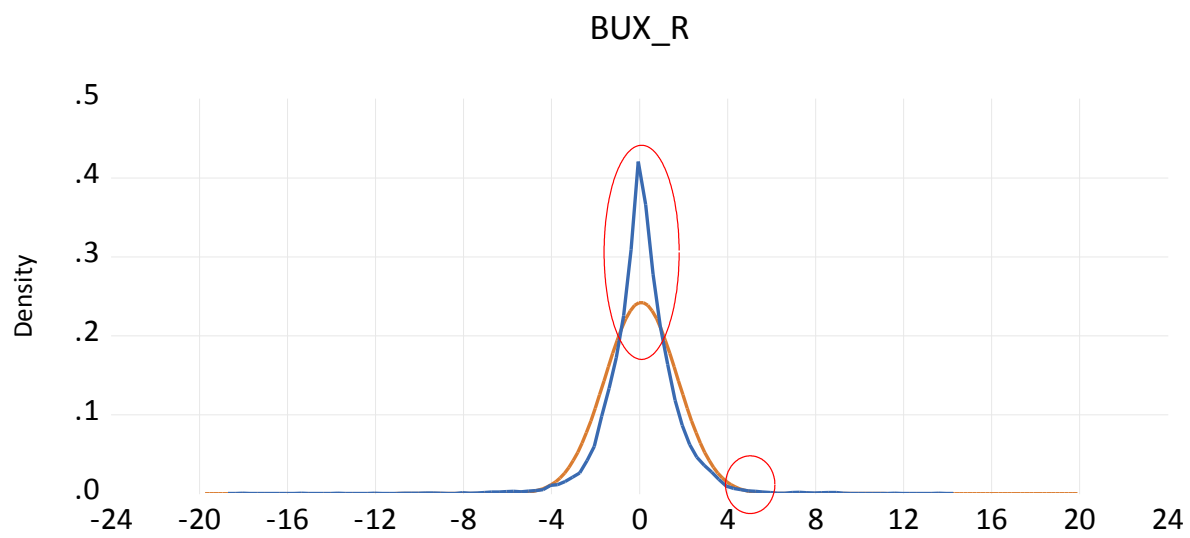
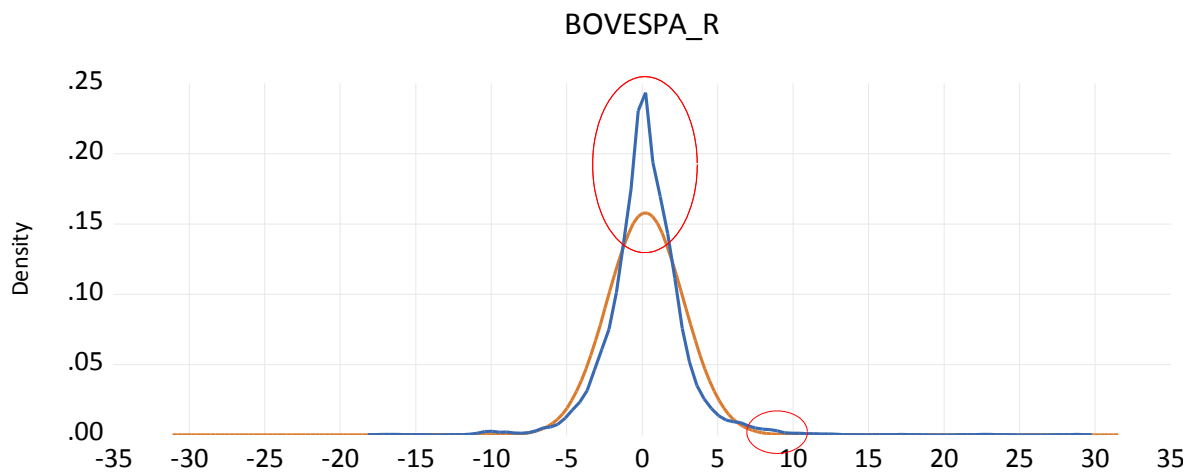
Lag Length: 3 (Automatic - based on Schwarz information criterion,
maxlag=26)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-18.94822	< 0.01
Test critical values:		
1% level	-4.949133	
5% level	-4.443649	
10% level	-4.193627	

*Vogelsang (1993) asymptotic one-sided p-values.

EK 2: GELİŞMEKTE OLAN BORSA KENDEL DAĞILIM GRAFİKLERİ





EK 3: ANALİZDE KULLANILAN EVIEWS KODLARI

Analizlerin ilk kısmı olan 7.1.3 ve 7.2.2 bölümlerinde kullanılan Eviews kodları aşağıda sunulmaktadır. Verilerin hazırlanmasında kullanılan kodlar hem bu bölüm hem de sağlamlık testlerinde aynı şekildedir.

Verilerin hazırlanması:

i. *Günlük verileri baz alarak*

smpl @all

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klci

genr {%y}_r = 100 * log({%y}/{%y}(-1))
next

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klci

genr {%y}_rv = @sqrt(252 * ({%y}_r)^2)
next

ii. *Aylık veriler günlük verilerin ortalamalarının başka bir sekmeye kopyalanması ile elde edilmiştir.*

Kırılma Testi

smpl 2000m01 @last

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klci

{%y}_rv.buroot
next

Analiz:

pageselect m

‘’MIDAS Modeli

smpl 1988m01 2008m09

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klci

equation eq1_{%y}
eq1_{%y}.midas(fixedlag=50, midwgt=beta) {%y}_rv c @ d\{%y}_rv
next

'''MIDAS tahmini

smpl 2008m10 2010m10

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klc

eq1_{%y}.fit(f=na, e, g) {%y}_rvf

next

pageselect d

''''''GARCH Modelleri günlük tahmin alıp aylağa çevirilmekte

smpl @first 2008m09

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klc

equation eq_{%y}_arch

eq_{%y}_arch.arch {%y}_r c ar(1) ma(1)

next

smpl 2008m10 2010m10

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klc

eq_{%y}_arch.fit(e, g) {%y}_rf @garch {%y}_rvol

next

''''''''''EGARCH Modeli' günlük tahmin alıp aylağa çevirilmekte

smpl @first 2008m09

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klc

equation eq_{%y}_egarch

eq_{%y}_egarch.arch(egarch) {%y}_r c ar(1) ma(1)

next

smpl 2008m10 2010m10

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klc

eq_{%y}_egarch.fit(e, g) {%y}_rf @garch {%y}_rvole

next

''''''''GARCH ve EGARCH modelleri günlük getiri serisi yıllıklandırılmadığı için
yıllıklandırma dönüştürme işlemi yapılmalı

smpl 2008m10 2010m10

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klc

genr {%y}_rv_egarch = @sqrt(({%y}_rvole) * 252)

next

smpl 2008m10 2010m10

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klc

genr {%y}_rv_garch = @sqrt(({%y}_rvol) * 252)

next

....."Model Mukayese".....

smpl 2008m10 2010m10

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klc

scalar rmse_midass_{%y} = @rmse({%y}_rv, {%y}_rvf)

scalar rmse_garch_{%y} = @rmse({%y}_rv, {%y}_rv_garch)

scalar rmse_egarch_{%y} = @rmse({%y}_rv, {%y}_rv_egarch)

next

smpl 2008m10 2010m10

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist jse bovespa igpa bux idx klc

scalar mae_midass_{%y} = @mae({%y}_rv, {%y}_rvf)

scalar mae_garch_{%y} = @mae({%y}_rv, {%y}_rv_garch)

scalar mae_egarch_{%y} = @mae({%y}_rv, {%y}_rv_egarch)

next

""""""""model mukayese-DM test

smpl 2008m10 2010m10

for %y bist bovespa bux idx igpa jse klc dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500

{%y}_rv.fcasteval(trim=5) {%y}_rv_egarch {%y}_rv_garch

Next

smpl 2008m10 2010m10

for %y bist bovespa bux idx igpa jse klc dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500

{%y}_rv.fcasteval(trim=5) {%y}_rvf {%y}_rv_garch

Next

smpl 2008m10 2010m10

for %y bist bovespa bux idx igpa jse klc dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500

{%y}_rv.fcasteval(trim=5) {%y}_rvf {%y}_rv_egarch

next

Analizlerin ikinci kısmı olan sağlamlık testlerinde ise ardışık örneklem yöntemi 1 adım sonraki tahminleri verecek şekilde dizayn edilmiştir. GARCH modelleri için günlük veriler, MIDAS için ise aylık veri bağımlı değişken olarak seçilmiştir.

i. MIDAS ardışık (roll) modeli

```

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klci
series  {%y}_rvmidas

next

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klci
equation eqmidas_{%y}

next

' örneklem genişliği
!window =144

' çalışma kitabının uzunluğunun belirlenmesi
!length = @obsrange

' adım sayısının belirlenmesi
!step = 1

!nrolls = @floor((!length-!window)/!step)

' move sample !step obs at a time
for li = 1 to !length-!window+1-!step step !step

' set sample to estimation period
smpl @first @first+!i+!window-2

MIDASS

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klci
equation eqmidas_{%y}

eqmidas_{%y}.midas(fixedlag=50, midwgt=beta) {%y}_rv c @ d\{%y}_rv

next

smpl @first+!i+!window-1 @first+!i+!window-2+!step

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klci
eqmidas_{%y}.forecast(f=na, e, g, ga) {%y}_temp

```

next

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klc

{%y}_rvmidas = {%y}_temp

Next

Next

ii. *GARCH ve EGARCH Modelleri*

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klc

equation eq_{%y}_garch_roll

next

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klc

series {%y}_rvgarch

next

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klc

equation eq_{%y}_egarch_roll

next

for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klc

series {%y}_rvegarch

next

' örneklem genişliği

!window = 5000

' çalışma kitabının uzunluğunun belirlenmesi

!length = @obsrange

' adım sayısının belirlenmesi

!step = 1

!nrolls = @floor((!length-!window)/!step)

'örneklemin bir adım kaydırılması

```
for !i = 1 to !length-!window+1-!step step !step
```

' tahmin örnekleminin kaydırılması

```
smpl @first @first+!i+!window-2
```

..... "GARCH

```
for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klci
```

```
equation eq_{%y}_garch_roll
```

```
eq_{%y}_garch_roll.arch {%y}_r c ar(1) ma(1)
```

```
next
```

```
smpl @first+!i+!window-1 @first+!i+!window-2+!step
```

```
for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klci
```

```
eq_{%y}_garch_roll.fit(e, g) {%y}_rf @garch {%y}_temp_garch
```

```
next
```

....."EGARCH

```
for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klci
```

```
equation eq_{%y}_egarch_roll
```

```
eq_{%y}_egarch_roll.arch(egarch) {%y}_r c ar(1) ma(1)
```

```
next
```

```
smpl @first+!i+!window-1 @first+!i+!window-2+!step
```

```
for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klci
```

```
eq_{%y}_egarch_roll.fit(e, g) {%y}_rf2 @garch {%y}_temp_egarch
```

```
next
```

```
for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klci
```

```
{%y}_rvegarch= {%y}_temp_egarch
```

```
next
```

```
next
```

'garch aylık dönüşüm için

```
smp1 2008M10 2010M10
```

```
for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klc
```

```
    genr {%y}_garchroll = ((@sqrt{%y}_rvgarch)) * @sqrt(252)
```

```
next
```

```
'egarch aylık dönüşüm için
```

```
smp1 2008M10 2010M10
```

```
for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klc
```

```
    genr {%y}_egarchroll = ((@sqrt{%y}_rvegarch)) * @sqrt(252)
```

```
next
```

```
....."Model Mukayese".....
```

```
smp1 2008m10 2010m10
```

```
for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klc
```

```
    scalar rmse_midass_{%y} = @rmse({%y}_rv, {%y}_rvmidas)
```

```
    scalar rmse_garch_{%y} = @rmse({%y}_rv, {%y}_garchroll)
```

```
    scalar rmse_egarch_{%y} = @rmse({%y}_rv, {%y}_egarchroll)
```

```
next
```

```
smp1 2008m10 2010m10
```

```
for %y dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500 bist bovespa igpa bux idx klc
```

```
    scalar mae_midass_{%y} = @mae({%y}_rv, {%y}_rvmidas)
```

```
    scalar mae_garch_{%y} = @mae({%y}_rv, {%y}_garchroll)
```

```
    scalar mae_egarch_{%y} = @mae({%y}_rv, {%y}_egarchroll)
```

```
next
```

```
'DM testi
```

```
smp1 2008m10 2010m10
```

```
for %y bist bovespa bux idx igpa klc dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500
```

```
    {%y}_rv.fcasteval(trim=5) {%y}_rvmidas {%y}_egarchroll
```

```
Next
```

```
smp1 2008m10 2010m10
```

```
for %y bist bovespa bux idx igpa klc dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500
```

```
    {%y}_rv.fcasteval(trim=5) {%y}_rvmidas {%y}_garchroll
```

```
Next
```

```
smpl 2008m10 2010m10
```

```
for %y bist bovespa bux idx igpa klcj dow nasdaq sp100 russ nikkei ftse hang sp500
```

```
    {%y}_rv.fcasteval(trim=5) {%y}_egarchroll {%y}_garchroll
```

```
Next
```


Kaynakça

- Alper, C., Fendoglu, S., & Saltoglu, B. (2012). MIDAS volatility forecast performance under market stress: Evidence from emerging stock markets. *Economics Letters*, 117 (2012) 528–532.
- Aastveit, K. A., Foroni, C., & Ravazzolo, F. (2017). Density forecasts with MIDAS models. *Journal of Applied Econometrics*, 32(4), 783-801.
- Abdul, T., Lixin, S., Muhammad, A., & Xiaguang, W. (2015). Modeling and forecasting of stock index volatility with APARCH models under ordered restriction. *Statistica Neerlandica*, 08 Vol. 69; Iss. 3.
- Ahmed, F., Ali, R., & Umer, S. (2017). Modelling Stock Indexes Volatility of Emerging Markets.
- Akgiray, V. (1989). Conditional heteroskedasticity in time series of stock returns: evidence and forecasts. *Journal of Business*, 62, 55–80.
- Alford, A., & Boatsman, J. (1995). Predicting long-term stock return volatility: Implications for accounting and valuation of equity derivatives. *Accounting Review*, 70, 4, 599–618.
- Alford, A., & Boatsman, J. (1995). Predicting Long-Term Stock Return Volatility: Implications for Accounting and Valuation of Equity Derivatives. *Acc. Rev*, 70:4, pp. 599–618.
- Alizadeh, S., Brandt, M., & Diebold, F. (2002). Range-based estimation of stochastic volatility models. *Journal of Finance*, 57, 1047-1091.
- Alper, C. E., Fendoglu, S., & Saltoglu, B. (2008). Forecasting stock market volatilities using MIDAS regressions: An application to the emerging markets. *Technical report, MPRA Paper No. 7460*.
- Andersen, T., & Bollerslev, T. (1998). Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models Do Provide Accurate Forecasts. *International Economic Review*, 39, 885–905.
- Andersen, T., Bollerslev, T., & Lange, S. (1999). Forecasting Financial Market Volatility: Sample Frequency vis-à-vis Forecast Horizon. *J. Empirical Finance*, 6:5, pp. 457–77.
- Andersen, T., Bollerslev, T., Diebold, F., & Ebens, H. (2001a). The distribution of realized stock return volatility. *Journal of Financial Economics*, vol. 61, no. 1, pp. 43–76.

- Andersen, T., Bollerslev, T., Diebold, F., & Labys, P. (2001b). The distribution of realized exchange rate volatility. *Journal of the American Statistical Association*, vol. 96, no. 453, pp. 42–55.
- Anderson, H., Nam, K., & Vahid, F. (1999). Asymmetric nonlinear smooth transition GARCH models. P. Rothman(ed.) içinde, *Nonlinear Time Series Analysis of Economic and Financial Data* (s. 191–207.). Boston:Kluwer.
- Andrade, P., Fourel, V., Ghysels, E., & Idier, J. (2014). The financial content of inflation risks in the euro area. *International Journal of Forecasting*, 30(3), 648-659.
- Arag'ó, V., & E., S. (2010). Re-examining the risk-return relationship: The influence of financial crisis (2007–2009). *Technical report, Discussion Paper, Universitat Jaume I, Spain*.
- Armesto, M., Engemann, K., & Owyang, M. (2010). Forecasting with Mixed Frequencies. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 92(6), pp. 521-36.
- Awartani, B., & Corradi, V. (2005). Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models: the role of asymmetries. *International Journal of Forecasting*, 21-1.
- Bandi, F., & Russell, J. (2004). Separating microstructure noise from volatility. *Working paper, University of Chicago*.
- Barndorff-Nielsen, O., & Shephard, N. (2002). Estimating quadratic variation using realized variance. *Journal of Applied Econometrics*, vol. 17, no. 5, pp. 457–477.
- Barsoum, F., & Stankiewicz, S. (2015). Forecasting GDP growth using mixed-frequency models with switching regimes. *International Journal of Forecasting*, 31(1), 33-50.
- Bauwens, L., Hafner, C., & Laurent, S. (2012). *Handbook of volatility models and their applications (Vol. 3)*. John Wiley & Sons.
- Bauwens, L., Rime, D., & Sucarrat, D. (2005). exchange rate volaitlity and mixture of distribution hypothesis. L. Bauwens, W. Pohlmeier, & D. Veredas içinde, *High Frequency FInancial Econometrics* (s. 7-29).
- Bentes, S. (2015). A Comparative Analysis Of The Predictive Power Of Implied Volatility Indices And GARCH Forecasted Volatility. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 424, 105-112.
- Bildirici, M., Oktay, S., & Aykaç, E. (2007). "İMKB'DE Getiri Değişkenliğinin Hesaplanmasında ARCH/GARCH Ailesi Modellerin Kullanılması. *Türkiye Ekonometri ve İstatistik Kongresi 24-25 Mayıs 2007*.

- BIS. (2020, Mayıs 19). <https://www.bis.org/bcbs/history.htm>. BIS: <https://www.bis.org/bcbs/history.htm> adresinden alındı
- Black, F. (1976). Studies of stock price volatility of changes. *American Statistical Association Journal*, 177–181.
- Blair, B., Poon, H., & Taylor, S. (2001). Forecasting S&P 100 volatility: The incremental information content of implied volatilities and high frequency index returns. *Journal of Econometrics*, 105, 5–26.
- Bluhm, H., & Yu, J. (2000). Forecasting volatility: Evidence from the German stock market. *Working paper, University of Auckland*.
- Bollen, B., & Inder, B. (2002). Estimating daily volatility in financial markets utilizing intraday data. *Journal of Empirical Finance*, 9, 551–562.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307–327.
- Brace, A., & Hodgson, A. (1991). Index futures options in Australia – An empirical focus on volatility. *Accounting and Finance*, 31, 2, 13–31.
- Brailsford, T., & Faff, R. (1996). An evaluation of volatility forecasting techniques. *Journal of Banking and Finance*, 20, 3, 419–438.
- Brandt, M., & Diebold, F. (2006). A no-arbitrage approach to range-based estimation of return covariances and correlations. *Journal of Business*, 79, 61-74.
- Brandt, M., & Jones, C. (2006). Volatility forecasting with range-based EGARCH models. *Journal of Business and Economic Statistics*, 24, 470-486.
- Brooks, C. (1998). Predicting stock market volatility: Can market volume help? *Journal of Forecasting*, 17, 1, 59–80.
- Brooks, C. (2014). *Introductory econometrics for finance*. United Kingdom: Cambridge University Press.
- Brown, D. P., & Ferreira, M. A. (2003). The information in the idiosyncratic volatility of small firms. *Working paper, University of Wisconsin and ISCTE*.
- Cai, J. (1994). A Markov model of switching-regime ARCH. *Journal of Business and Economic Statistics*, 12, 309–316.
- Campbell, J., & Hentschel, L. (1992). No news is good news: An asymmetric model of changing volatility in stock returns. *Journal of Financial Economics*, 31, 281-318.

- Campbell, J., Andrew, L., & MacKinlay, C. (1997.). *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Canina, L., & Figlewski, S. (1993). The informational content of implied volatility. *Review of Financial Studies*, 6, 3, 659–681.
- Cao, C., & Tsay, R. (1992). Nonlinear time-series analysis of stock volatilities. *Journal of Applied Econometrics*, 1, S165–S185.
- CBOE. (2019). Cboe Volatility Index White Paper. <https://www.cboe.com/micro/vix/vixwhite.pdf>.
- Chen, M.-Y. (2013). *Time Series Analysis: Conditional Volatility Models*. National Chung Hsing University.
- Chen, X., Ghysels, E., & Wang, F. (2009a). On the role of intra-daily seasonality in HYBRID GARCH models. . *Technical report, Journal of Time Series Econometrics*.
- Chen, X., Ghysels, E., & Wang, F. (2009b). The HYBRID GARCH class of models. *Technical report, Working Paper, UNC*.
- Chong, Y., & Hendry, D. (1986). Econometric evaluation of linear macro-economic models. *Review of Economic Studies*, 53, 671-690.
- Christensen, B., & Prabhala, N. (1998). The relation between implied and realized volatility. *Journal of Financial Economics*, 50, 2, 125–150.
- Christie, A. (1982). The stochastic behaviour of common stock variances: value, leverage, and interest rate effect. *Journal of Financial Economics*, 10, 407–432.
- Christodoulakis, G., & Satchell, S. (1998). Hashing GARCH: A re-assessment of volatility forecast and performance. J. v. Knight içinde, *Forecasting Volatility in the Financial Markets, Butterworth* (s. 168–192).
- Claessen, H., & Mittnik, S. (2010). Forecasting stock market volatility and the informational efficiency of the DAX-index options market. *European Journal of Finance*.
- Clements, M. P., & Galvão, A. B. (2008). Macroeconomic forecasting with mixed-frequency data: Forecasting output growth in the United States. *Journal of Business & Economic Statistics*, 26(4), 546-554.
- Clements, M. P., & Galvão, A. B. (2009). Forecasting US output growth using leading indicators: An appraisal using MIDAS models. *Journal of Applied Econometrics*, 24(7), 1187-1206.

- Clements, M., Galvssimao, A., & Kim, J. (2008). Quantile forecasts of daily exchange rate returns from forecasts of realized volatility. *Journal of Empirical Finance*, 15, 729–750.
- Corrado, C., & Truong, C. (2007). FORECASTING STOCK INDEX VOLATILITY: COMPARING IMPLIED VOLATILITY AND THE INTRADAY HIGH–LOW PRICE RANGE. *The Journal of Financial Research*, Vol. XXX, No. 2 • Pages 201–215.
- Corsi, F. (2009). A simple approximate long-memory model of realized volatility. *Journal of Financial Econometrics*, 7, 174–196.
- Cumby, R., Figlewski, S., & Hasbrouck, J. (1993). Forecasting volatilities and correlations with EGARCH models. *Journal of Derivatives*, 1, 51–63.
- Danielsson, J. (1994). Stochastic volatility in asset prices: Estimation with simulated maximum likelihood. *Journal of Econometrics*, 64, 375–400.
- Davidian, M., & Carroll, R. (1987). Variance function estimation. *Journal of American Statistical Association*, 82, 1079–1091.
- Day, T., & Lewis, C. (1992). Stock Market Volatility and the Information Content of Stock Index Option. *Journal of Econometrics*, 52(1), 267–287.
- Diebold, F., & Mariano, R. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, 253–263.
- Dimson, E., & Marsh, P. (1990). Volatility forecasting without data-snooping. *Journal of Banking and Finance*, 14, 2–3, 399–421.
- Ding, Z., Granger, C., & Engle, R. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1: 83–106.
- Ding, Z., Granger, W., & Engle, R. (1993). Along memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1, 83–106.
- Duan, C., & Lin, J. (2014). The Predictive Power Of Volatility Models: Evidence from the ETF Market. *Investment Management and Financial Innovations*, 11(2), 100–110.
- Duffie, D., & Singleton, K. (1993). Simulated moments estimation of Markov models of asset prices. *Econometrica*, 61, 929–952.
- Durbin, J., & Koopman, S. (2000). Time series analysis of non-Gaussian observations based on state space models from both classical and Bayesian perspectives. *Journal of Royal Statistical Society Series*, 62, 1, 3–56.

- Ebeid, S., & Bedeir, K. (2004). Volatility Modeling and Forecasting of the Egyptian Stock Market Index using ARCH Models.
- Ederington, L., & Guan, W. (1999). The information frown in option prices. *Working paper, University of Oklahoma.*
- Ederington, L., & Guan, W. (2002). 2002) Is implied volatility an informationally efficient and effective predictor of future volatility? *Journal of Risk*, 4, 3.
- Elliott, G., Granger, C., & Timmermann, A. (2006). *Handbook of Economic Forecasting Vol 1*. North-Holland.
- Enders, W. (2014). *Applied Econometric Time Series*. Wiley.
- Engle, R. F., Ghysels, E., & Sohn, B. (2008). On the economic sources of stock market volatility. . *Discussion Paper NYU and UNC.*
- Engle, R., Lilien, D., & Robins, R. (1987). Estimating time varying risk premia in the term structure: the GARCH-M models. *Econometrica*,, 55, 391–407.
- Ferreira, M. (1999). Forecasting interest rate volatility from the information in historical data. *Working paper, Department of Finance, University of Wisconsin-Madison.*
- Figlewski, S. (1997). Forecasting Volatility. *Finan. Markets, Inst. Instruments*, 6:1, pp. 1–88.
- Figlewski, S., & Green, T. (1999). Market risk and model risk for a financial institution writing options. *Journal of Finance*, 54, 4, 1465–1999.
- Fleming, J. (1998). The quality of market volatility forecasts implied by S&P 100 index option prices. *Journal of Empirical Finance*, 5, 4, 317–345.
- Fleming, J., Ostdiek, B., & Whaley, R. (1995). Predicting stock market volatility: A new measure. *Journal of Futures Market*, 15, 3, 265–302.
- Fornari, F., & Mele, A. (1996a). Modeling the changing asymmetry of conditional variances. *Economics Letters*, 50, 197–203.
- Fornari, F., & Mele, A. (1996b). Sign- and volatility-switching ARCH models: theory and applications to international stock markets. *Journal of Applied Econometrics*, 12, 49–65.
- Foroni, C., Guérin, P., & Marcellino, M. (2018). Using low frequency information for predicting high frequency variables. *International Journal of Forecasting*, 34(4), 774–787.

- Foroni, C., Marcellino, M., & Schumacher, C. (2015). Unrestricted mixed data sampling (MIDAS): MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*, 178(1), 57-82.
- Forsberg, L., & Ghysels, E. (2007). Why do absolute returns predict volatility so well? *Journal of Financial Econometrics*, 5, 31–67.
- Franses, P., & Dijk, D. V. (1996). Forecasting stock market volatility using (nonlinear) Garch models. *Journal of Forecasting*, 15, 3, 229–235.
- Franses, P., & Ghysels, H. (1999). Additive outliers, GARCH and forecasting volatility. *International Journal of Forecasting*, 15, 1–9.
- Frennberg, P., & Hansson, B. (1996). An evaluation of alternative models for predicting stock volatility. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 5, 117–134.
- Fung, W., & Hsieh, D. (1991). Empirical analysis of implied volatility: Stocks bonds and currencies. *Working paper, Department of Finance, Fuqua School of Business*.
- Galvão, A. B. (2013). Changes in predictive ability with mixed frequency data. *International Journal of Forecasting*, 29(3), 395-410.
- Garman, M., & Klass, M. (1980). On the estimation of security price volatilities from historical data. *Journal of Business*, 53, 67-78.
- Ghysels, E., & Ozkan, N. (2015). Real-time forecasting of the US federal government budget: A simple mixed frequency data regression approach. *International Journal of Forecasting*, 31(4), 1009-1020.
- Ghysels, E., & Sinko, A. (2011). Volatility forecasting and microstructure noise. *Journal of Econometrics*, 160, 257–271.
- Ghysels, E., & VALKANOV, R. (tarih yok). Forecasting Volatility with MIDAS.
- Ghysels, E., Kvedaras, V., & Zemlyš-Balevičius, V. (2020). Mixed data sampling (MIDAS) regression models. *Handbook of Statistics*, Volume 42, 2020, Pages 117-153.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P., & Valkanov, R. (2005). There is a risk-return tradeoff after all. *Journal of Financial Economics*, 76, 509–548.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P., & Valkanov, R. (2006a). Predicting volatility: getting the most out of return data sampled at different frequencies. *Journal of Econometrics*.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P., & Valkanov, R. (2002). The MIDAS touch: mixed data. *UNC and UCLA Discussion Paper*.

- Ghysels, E., Sinko, A., & Valkonov, R. (2006b). MIDAS regressions: further results and new directions. *Econometric Reviews*, 26, 53–90.
- Ghysels, E., Valkonov, R., & Rubia, A. (2009). Multi-period forecasts of volatility: direct, iterated, and mixed-data approaches. *UNC-Chapel Hill, Chapel Hill. Working Paper*.
- Giacomini, R., & White, H. (2006). Tests of Conditional Predictive Ability. *Econometrica*, Vol. 74, No. 6 (Nov., 2006), pp. 1545-1578.
- Glosten, L., Jagannathan, R., & Runkle, D. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, 48, 1779–1801.
- González-Rivera, G. (1998). Smooth transition GARCH. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 3, 61–78.
- Götz, T. B., Hecq, A., & Urbain, J. P. (2014). Forecasting mixed-frequency time series with ECM-MIDAS models. *Journal of Forecasting*, 33(3), 198-213.
- Granger, C. (1999). *Empirical Modeling in Economics. Specification and Evaluation*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Gray, S. (1996). Modeling the conditional distribution of interest rates as a regimeswitching process. *Journal of Financial Economics*, 42, 1, 27–62.
- Guérin, P., & Marcellino, M. (2013). Markov-switching MIDAS models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 31(1), 45-56.
- Guliyev, H. (2018). *Karma Frekanslı Verilerde Midas Regresyon Modellerinin Uygulanması: Türkiye'nin Ekonomik Büyüme Tahmini*. Antalya: Akdeniz Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Ekonometri Ana Bilim Dalı Yüksek Lisans Tezi.
- Güloğlu, B., & AKman, A. (2007). Türkiye'de Döviz Kuru Oynaklığının SWARCH Yöntemi İle Analizi. *Finans Politik & Ekonomik Yorumlar*, 44(512), 43-51.
- Günay, M. (2020). Nowcasting Turkish GDP with MIDAS: Role of Functional Form of the Lag Polynomial. *Working Paper No: 20/02, Central Bank of the Republic of Turkey*.
- Güngör, A. (2019). *Hisse Senedi Piyasaları Arasındaki Volatilite Yayılımı Ve Makroekonomik Temelleri: Dcc-Midas Yaklaşımı*. İstanbul: Yıldız Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İktisat Ana Bilim Dalı İktisat Doktora Programı Doktora Tezi.

- Güriş, S., & Saçaklı, İ. (2011). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Hisse Senedi Getiri Volatilitesinin Klasik ve Bayesyen GARCH Modelleri İle Analizi. *rakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 13, 153-172.
- Hagerud, G. (1997). A new non-linear GARCH model. *PhD thesis, IFE, Stockholm School of Economics*.
- Hamilton, J., & Susmel, R. (1994). Autoregressive conditional heteroskedasticity and changes in regimes. *Journal of Econometrics*, 64, 307–333.
- Hansen, P., & Lunde, A. (2005). A FORECAST COMPARISON OF VOLATILITY MODELS: DOES ANYTHING BEAT A GARCH(1,1)? *JOURNAL OF APPLIED ECONOMETRICS*, 20: 873–889 (2005).
- Harvey, A., Ruiz, E., & Shephard, N. (1994). Multivariate stochastic variance models. *Review of Economic Studies*, 61, 247–264.
- Harvey, D., Leybourne, S., & Newbold, P. (1997). Testing the Equality of Prediction Mean Squared Errors. *International Journal of Forecasting*, 13: 281-91.
- Heynen, R., & Kat, H. (1994). Volatility prediction: A comparison of stochastic volatility, GARCH(1,1) and EGARCH(1,1) models. *Journal of Derivatives*, 2.50-65.
- Hol, E., & Koopman, S. (2002). Forecasting the variability of stock index returns with stochastic volatility models and implied volatility. *Working paper, Free University Amsterdam*.
- Hull, J. (2009). *Options, Futures, And Other Derivatives*. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Print.
- Hull, J., & White, A. (1987). The pricing of options on assets with stochastic volatilities. *Journal of Finance*, 42, 2, 281–300.
- Hull, J., & White, A. (1988). An analysis of the bias in option pricing caused by a stochastic volatility. *Advances in Futures and Options Research*, 3, 27.
- Hwang, S., & Satchell, S. (1999). Modelling Emerging Market Risk Premia using Higher Moments . *International Journal of Finance and Economics*, 4 (4), 271-296.
- J.M, W. (2016). *Introductory econometrics. A modern approach*. Cengage Learning.
- Jacquier, E., Polson, N., & Rossi, P. (1994). Bayesian analysis of stochastic volatility models: reply. *Journal of Business and Economic Statistics*, 12, 4, 413–417.
- Karatzas, I., & Shreve, S. (1988). *Brownian Motion and Stochastic Calculus*. New York: Springer.

- Kim, H. H., & Swanson, N. R. (2018). Methods for backcasting, nowcasting and forecasting using factor-MIDAS: With an application to Korean GDP. *Journal of Forecasting*, 37(3), 281-302.
- Kim, S., Shephard, N., & Chib, S. (1998). Stochastic volatility: likelihood inference and comparison with ARCH models. *Review of Economic Studies*, 65, 361–393.
- Klaassen, F. (1998). Improving GARCH volatility forecasts. *Empirical Economics*, 27, 363–394.
- Koopman, S., Jungbacker, B., & Hol, E. (2004). Forecasting Daily Variability of the S&P 100 Stock Index Using Historical, Realised and Implied Volatility Measurements. *Tinbergen Institute Discussion Paper*, TI 2004-016/4.
- Koopman, S., Jungbacker, B., & Hol, E. (2005). Forecasting daily variability of the S&P 100 stock index using historical, realised and implied volatility measurements. *Journal of Empirical Finance*, Vol. 12; Iss. 3.
- Körs, M., & Karan, M. (2021). Stock exchange volatility forecasting under market. *International Journal of Finance and Economics*, 1–12. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2421>.
- Kraus, A., & Litzenberger, R. (1976). Skewness Preference and the Valuation of Risky Assets. *Journal of Finance*, 21(4), 1085-1094.
- Kurz-Kim, J. R. (2019). A note on the predictive power of survey data in nowcasting euro area GDP. *Journal of Forecasting*, 38(6), 489-503.
- Kuzin, V., Marcellino, M., & Schumacher, C. (2011). MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. *International Journal of Forecasting*, 27(2), 529-542.
- Kuzin, V., Marcellino, M., & Schumacher, C. (2013). Pooling versus model selection for nowcasting GDP with many predictors: Empirical evidence for six industrialized countries. *Journal of Applied Econometrics*, 28(3), 392-411.
- Kuzu, S. (2018). Orsa İstanbul Endeksi (Bist 100) Getiri Volatilesinin Arch Ve Garch Modeli İle Tahmin Edilmesi. *Muhasebe Ve Vergi Uygulamaları Dergisi*, 608-624 . .
- Latane, H., & Rendleman, R. (1976). Standard Deviations Of Stock Price Ratios Implied In Option Prices. *The Journal of Finance*, 31(2), 369-381.
- Lee, K. (1991). Are the GARCH models best in out-of-sample performance? *Economics Letters*, 37, 3, 305–308.

- Leon, A., Nave, J., & Rubio, G. (2007). The relationship between risk and expected return in Europe. *Journal of Banking and Finance*, 31, 495–512.
- Liu, H.-C., & Hung, J.-C. (2010). Forecasting S&P-100 stock index volatility: The role of volatility asymmetry and distributional assumption in GARCH models. *Expert Systems with Applications*, 37 (2010) 4928–4934.
- Lopez, J. (2001). Evaluating the predictive accuracy of volatility models. *Journal of Forecasting*, 20, 2, 87–109.
- Lopez, J. (2001). Evaluating the predictive accuracy of volatility models. *Journal of Forecasting*, 20, 2, 87–109.
- Louzis, D., Sisinis, S.-X., & Refenes, A. (2011). Stock index realized volatility forecasting in the presence of heterogeneous leverage effects and long range dependence in the volatility of realized volatility. *Applied Economics*, 44:27, 3533-3550.
- Lundin, J., & Toom, T. (2014). Forecasting U.S. unemployment rate a MIDAS approach with initial claims as leading indicator. *working paper*.
- Mandelbrot, B. (1951). When can price be arbitrated efficiently? A limit to validity of the random walk and martingale models. *Review of Economics and Statistics*, 53, 225-236.
- Marcellino, M., & Schumacher, C. (2010). MIDAS for nowcasting and forecasting with ragged-edge data: A model comparison for German GDP. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 72(4), 518-550.
- Marra, S. (2015). *Predicting Volatility*. New York, NY 10112: Lazard Asset Management.
- McKenzie, M. (1999). Power transformation and forecasting the magnitude of exchange. *International Journal of Forecasting*, 15, 49–55.
- McMillan, D., Speight, A., & Gwilym, O. (2000). Forecasting UK stock market volatility. *Journal of Applied Economics*, 10, 435–448.
- Namugaya, J., Weke, P., & Charles, W. (2014). Modelling Volatility of Stock Returns: Is GARCH(1,1). *International Journal of Sciences: Basic and Applied Research*, Volume 16, No 2, pp 216-223.
- Nelson, D. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach. *Econometrica*, 59, 347–370.
- Noh, J., R.F., E., & Kane, A. (1994). Forecasting volatility and option prices of the S&P 500 index. *Journal of Derivatives*, 2, 17–30.

- Özden, Ü. (2008). İMKB BİLEŞİK 100 ENDEKSİ GETİRİ VOLATİLİTESİNİN ANALİZİ. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi* , Yıl:7 Sayı:13 Bahar 2008 S.339-350 .
- Pagan, A., & Schwert, G. (1990). Alternative models for conditional models for conditional stock volatility. *Journal of Econometrics*, 45, 1–2, 267–290.
- Pagan, A., & Schwert, G. (1990). Alternative Models for Conditional Stock Volatility. *J. Econometrics*, 45:1–2, pp. 267–90.
- Parkinson M. (1980). The extreme value method for estimating the variance of the rate of return. *Journal of Business*, 53, 61–65.
- Pati, P., Barai, P., & Rajib, P. (2017). Forecasting stock market volatility and information content of implied volatility index. *Applied Economics*.
- Pitt, M., & Shephard, N. (1997). Likelihood analysis of non-Gaussian measurement time series. *Biometrika*, 84, 653–667.
- Poon, S. H. (2005). *A practical guide to forecasting financial market volatility*. John Wiley & Sons.
- Poon, S., & Granger, C. (2005). Practical Issues in Forecasting Volatility. *Financial Analysts Journal*, Volume 61, Number 1, CFA Institute, s. 45-56.
- Poon, S.-H., & Granger, C. W. (2003). Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. *Journal of Economic Literature*, Vol. XLI (June 2003) pp. 478–539.
- Poteshman, A. (2000). Forecasting future volatility from option prices. *Working paper, University of Illinois at Urbana-Champaign*.
- Rogers, L., & Satchell, S. (1991). Estimating variance from high, low and closing prices. *Annals of Applied Probability*, 1, 504-512.
- Sentana, E. (1995). Quadratic ARCH models. *Review of Economic Studies*, 62, 639–6.
- Seo, M., Sungchul, L., & Geonwoo, K. (2019). Forecasting the Volatility of Stock Market Index Using the Hybrid Models with Google Domestic Trends. *Fluctuation and Noise Letters*.
- Sharma , P., & Vipul, V. (2015). Forecasting stock market volatility using Realized GARCH model: International Evidence. *The Quarterly Review of Economics and Finance*.
- Shu, Z., & Zhang, J. (2006). Testing range estimators of historical volatility. *Journal of Futures Markets*, 26, 297-313.

- Sill, D. (1993). Predicting stock-market volatility. *Business Review (Federal Reserve Bank of Philadelphia)*, Jan./Feb., 15–27.
- Sinko, A. (2008). *Some Applications of Mixed Data Sampling Regression Models*. Chapel Hill: Dissertation Thesis, University of North Carolina.
- Smith, P. (2016). Google's midas touch: Predicting uk unemployment with internet search data. *Journal of Forecasting*, 35(3), 263-284.
- Srinivasan, P., & Ibrahim, P. (2010). Forecasting Stock Market Volatility of Bse-30 Index Using Garch Models. *Asia-Pacific Journal of Management Research and Innovation*, 07 Vol. 6; Iss. 3.
- Şen-Doğan, B., & Midiliç, M. (2019). Forecasting Turkish real GDP growth in a data-rich environment. *Empirical Economics*, 56(1), 367-395.
- Taylor, J. (2004). Volatility forecasting with smooth transition exponential smoothing. *International Journal of Forecasting*, 20, 273–286.
- Taylor, S. (1986). *Modelling Financial Time Series*.
- Taylor, S. (1987). Forecasting of the volatility of currency exchange rates. *International Journal of Forecasting*, 3, 159–170.
- Terence, C., & Markellos, R. (2008). *The Econometric Modelling of Financial Time Series*. Cambridge University Press.
- Theil, H. (1966). *Applied Economic Forecasting*. Amsterdam: North-Holland.
- Timmermann, A. (2006). Forecast Combinations. *Handbook of Economic Forecasting (Chapter 4)*. içinde Elsevier.
- Tse, T., & Tung, S. (1992). Forecasting volatility in the Singapore stock market. *Asia Pacific Journal of Management*, 9, 1, 1–13.
- Tse, Y. (1991). Stock return volatility in the Tokyo Stock Exchange. *Japan and the World Economy*, 3, 285–298.
- Tsui, A. K., Xu, C. Y., & Zhang, Z. (2018). Macroeconomic forecasting with mixed data sampling frequencies: Evidence from a small open economy. *Journal of Forecasting*, 37(6), 666-675.
- Walsh, D., & Tsou, G. (1998). Forecasting index volatility: Sampling integral and non-trading effects. *Financial Economics*, 8, 5, 477–485.

- West, K. (1996). Asymptotic inference about predictive ability. *Econometrica*, 64-1067–1084.
- Yamak, N., Samut, S., & Koçak, S. (2018). Farklı Frekanslı Veriler Altında Ekonomik Büyüme Oranının Tahmini. *Ekonomi Bilimleri Dergisi*, Cilt 10, No 1.
- Yamak, R., Erdem, H., & Samut, S. (2017). Parasal Büyüklükler Altında Ekonomik Büyüme Oranının Tahmini:. 18. *Uluslararası Ekonometri ve Yönelem Araştırması ve İstatistik Sempozyumu*, (s. 137). Karadeniz Teknik Üniversitesi.
- Yu, J. (2002). Forecasting volatility in the NewZealand Stock Market. *Applied Financial Economics*, 12,193-202.