

AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

Eray AKGÜN

TÜRKİYE RİSK PRİMİ GÖSTERGELERİNDE
DALGACIK BAZLI PARÇALI DURAĞANLIK ANALİZİ ve
VOLATİLİTE MODELLERİ

Ekonometri Ana Bilim Dalı

Doktora Tezi

Antalya, 2016

AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

Eray AKGÜN

TÜRKİYE RİSK PRİMİ GÖSTERGELERİNDE
DALGACIK BAZLI PARÇALI DURAĞANLIK ANALİZİ ve
VOLATİLİTE MODELLERİ

Danışman

Doç. Dr. Mehmet MERT

Ekonometri Ana Bilim Dalı

Doktora Tezi

Antalya, 2016

T.C.
Akdeniz Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürlüğüne,

Eray AKGÜN'ün bu çalışması, jürimiz tarafından Ekonometri Ana Bilim Dalı Doktora Programı tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan : Prof. Dr. Murat KARAÖZ (İmza)

Üye (Danışmanı) : Doç. Dr. Mehmet MERT (İmza)

Üye : Prof. Dr. Can Deniz KÖKSAL (İmza)

Üye : Doç. Dr. Murat Alper BAŞARAN (İmza)

Üye : Prof. Dr. Erkan OKTAY (İmza)

Tez Başlığı: Türkiye Risk Primi Göstergelerinde Dalgacık Bazlı Parçalı Durağanlık Analizi ve Volatilite Modelleri

Onay: Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.

Tez Savunma Tarihi : 15/06/2016

Mezuniyet Tarihi : 14/07/2016

(İmza)

Prof. Dr. Zekeriya KARADAVUT

Müdür

AKADEMİK BEYAN

Doktora Tezi olarak sunduđum “Türkiye Risk Primi Göstergelerinde Dalgacık Bazlı Parçalı Durađanlık Analizi ve Volatilite Modelleri” adlı bu çalışmanın, akademik kural ve etik deđerlere uygun bir biçimde tarafımda yazıldıđını, yararlandıđım bütün eserlerin kaynakçada gösterildiđini ve çalışma içerisinde bu eserlere atıf yapıldıđını belirtir; bunu şerefimle dođrularım.

Eray AKGÜN

İmzası

İÇİNDEKİLER

ŞEKİLLER LİSTESİ	v
TABLOLAR LİSTESİ	vii
KISALTMALAR LİSTESİ.....	x
ÖZET	xii
SUMMARY	xiii
ÖNSÖZ	xiv
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

FİNANSAL VERİLERİN TEMEL ÖZELLİKLERİ

1.1 Finansal Verilerin Tanımlayıcı Özellikleri	4
1.1.1 Normal Dağılım Özelliğinin İncelenmesi	4
1.1.2 Leptokörtik Dağılım Özelliği	4
1.1.3 Otokorelasyon	5
1.1.4 Değişen Varyans.....	6
1.1.5 Yapısal Volatilite Kırılması.....	7
1.1.6 Asimetriklik.....	8
1.1.7 Volatilite Kümelenmesi.....	9
1.1.7.1 BDS Testi.....	10
1.2 Ülke Risk Primi Göstergeleri.....	12
1.2.1 Kredi İflas Takası (Credit Default Swap – CDS) Primi.....	12
1.2.2 Devlet İç Borçlanma Senetleri (DİBS).....	13
1.2.2.1 Bütçe Finansmanında Kullanılan Devlet İç Borçlanma Senetleri	13
1.2.2.2 İhale Sistemiyle İhraç Edilen Devlet İç Borçlanma Senetleri	13
1.2.2.3 “TAP” Sistemi ile İhraç Edilen Devlet İç Borçlanma Senetleri	14
1.2.2.4 Doğrudan Satış Yöntemi ile İhraç Edilen Devlet İç Borçlanma Senetleri.....	15
1.2.2.5 Halka Arz Yöntemi ile İhraç Edilen Devlet İç Borçlanma Senetleri.....	15
1.2.3 Uluslararası Sermaye Hareketlerini Etkileyen Faktörler.....	15
1.2.3.1 Makro-Ekonomik Faktörler	16
1.2.3.2 Mikro-Ekonomik Faktörler	16
1.2.3.3 Sosyal Faktörler	17

1.2.3.4 Teknoloji Transferi.....	17
1.2.3.5 Bilgi Açığı	17
1.2.3.6 Vergi Açığı.....	17
1.2.4 Volatilite Endeksi (VIX).....	18

İKİNCİ BÖLÜM

VOLATİLİTE (OYNAKLIK) MODELLERİ

2.1 Volatilite Kavramı	19
2.2 Volatilitenin Ölçümü	21
2.2.1 Tarihsel Volatilite.....	21
2.2.2 Implied (Zımnı) Volatilite.....	21
2.2.3 Aşırı Değer Volatilite Tahmincileri	21
2.2.4 Parametrik Olmayan Volatilite Tahmincisi.....	23
2.3 Volatilitenin Tahmininde Koşullu Değişen Varyans Modelleri.....	23
2.3.1 Üssel Ağırlıklandırılmış Hareketli Ortalama Modeli (EWMA)	23
2.3.2 Koşullu Değişen Varyans Modelleri	24
2.3.2.1 Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri	25
2.3.2.1.1 ARCH Modeli	26
2.3.2.1.2 ARCH Modelinin Dezavantajları	27
2.3.2.1.3 ARCH Etkisinin Testi (ARCH LM Testi).....	28
2.3.2.1.4 Genelleştirilmiş ARCH (GARCH) Modeli	29
2.3.2.2 Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri.....	29
2.3.2.2.1 Üstel GARCH (EGARCH) Modeli	30
2.3.2.2.2 Eşik Değerli ARCH (TARCH – Threshold ARCH) Modeli.....	32
2.3.2.3 Koşullu Değişen Varyans Modellerinde Tahmin Yöntemi Seçimi	34
2.3.2.3.1 En Küçük Kareler (EKK) Yöntemi	34
2.3.2.3.2 Maksimum Olabilirlik Yöntemi	35
2.3.2.3.3 Quasi - Maksimum Olabilirlik Yöntemi.....	35
2.4 Volatilitenin Tahmininde Koşullu Değişen Varyans Modelleri için Yazın Taraması	35
2.5 Takvim Anomalileri ve Koşullu Değişen Varyans Modelleri.....	36

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

PARÇALI DURAĞANLIK ANALİZİ

3.1 Uzun Dönemli Bellek Kavramı ARFIMA(p,d,q).....	37
3.2 Geweke ve Porter-Hudak (GPH) Yarı-Parametrik Tahmin Yöntemi	38
3.3 Modifiye Edilmiş Log – Periodogram (MLP) Tahmin Yöntemi	39
3.4 Parçalı Durağanlık Analizi Yazın Taraması.....	39

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

DALGACIK ANALİZİ

4.1 Ölçek Parametresi.....	48
4.2 Konum Parametresi	48
4.3 Sürekli Dalgacık Dönüşümü (CWT).....	51
4.3.1 Morlet Dalgacığı	51
4.3.2 Mexican Hat Dalgacığı.....	52
4.4 Kesikli Dalgacık Dönüşümü (DWT).....	52
4.4.1 Haar Dalgacığı.....	53
4.4.2 Daubechies Dalgacığı.....	54
4.4.3 Symlet Dalgacığı.....	55
4.4.4 Coiflet Dalgacığı	55

BEŞİNCİ BÖLÜM

DALGACIK BAZLI PARÇALI DURAĞANLIK ANALİZİ

ALTINCI BÖLÜM

DALGACIK BAZLI VOLATİLİTE MODELLERİ

YEDİNCİ BÖLÜM

UYGULAMA

7.1 Verilerin Özellikleri.....	61
7.2 Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testleri (Bai Perron)	69
7.3 Parçalı Durağanlık Analizi Parametrik Yöntem Uygulaması.....	71
7.4 Parçalı Durağanlık Analizi Yarı – Parametrik Yöntem Uygulaması	71
7.5 Dalgacık Bazlı Parçalı Durağanlık Analizi Uygulaması	72

7.6 Volatilite Modelleri Uygulaması	72
7.6.1 Değişkenlerimizin Simetrik ve Asimetrik Modellerle Tahmini ve En İyi Modelin Belirlenmesi.....	75
7.7 Dalgacık Teorisi Ayrıştırma Uygulaması.....	76
7.8 Dalgacık Bazlı Volatilite Modeli Uygulaması	76
SONUÇ	101
KAYNAKÇA.....	103
ÖZGEÇMİŞ	113

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1 Simetrik – Asimetrik GARCH Modellerinin Haber Etkisi (Kaynak: Çifter, A. 2010.)... 8	8
Şekil 2.1 Andersen vd. (2002) Volatilite Modelleri Sınıflandırması	20
Şekil 2.2 Huang (2011) Volatilite Modelleri Sınıflandırması	20
Şekil 4.1 Kısa-Zaman Fourier Dönüşümü	42
Şekil 4.2 Dalgacık Dönüşümü (Kaynak: Misiti, vd. 2009.)	45
Şekil 4.3 Ölçek Fonksiyonu ve Ana Dalgacık Fonksiyonu (Kaynak: Crowley, P.M. 2007.)	47
Şekil 4.4 Konum Parametresinin Dalgacık Dönüşümüne Etkisi (Kaynak: Matlab Wavelet User Guide)	49
Şekil 4.5 Kesikli Dalgacık Sürecinde Kaydırma İşlemi (Kaynak: Gürsakal, S. 2009.)	50
Şekil 4.6 Morlet Dalgacığı	52
Şekil 4.7 Mexican Hat Dalgacığı.....	52
Şekil 4.8 Haar Dalgacığı.....	54
Şekil 4.9 Daubechies Dalgacığı.....	54
Şekil 4.10 Symlet Dalgacığı	55
Şekil 4.11 Coiflet Dalgacığı	55
Şekil 7.1 Düzeyde Değişkenlerin Zaman Serisi Grafikleri	62
Şekil 7.2 Doğal Logaritması Alınmış Düzeyde Değişkenlerimizin Zaman Serisi Grafikleri	62
Şekil 7.3 Getiri Serilerimizin Grafikleri ve Volatilite Kümelenmesi	63
Şekil 7.4 LOGBİST100 Serisi Yapısal Kırılmalı Birim Kök Grafiği	69
Şekil 7.5 LOGCDS Serisi Yapısal Kırılmalı Birim Kök Grafiği	69
Şekil 7.6 LOGDİBS Serisi Yapısal Kırılmalı Birim Kök Grafiği	70
Şekil 7.7 LOGVIX Serisi Yapısal Kırılmalı Birim Kök Grafiği	70
Şekil 7.8 Daubechies2-Seviye7 Ayırıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları LOGBİST100 Ayırıştırması (Pointed)	77
Şekil 7.9 Daubechies2-Seviye7 Ayırıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları RCDS Ayırıştırması (Pointed)	81
Şekil 7.10 Daubechies2-Seviye7 Ayırıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları RDİBS Ayırıştırması (Pointed)	84

Şekil 7.11 Daubechies2-Seviye7 Ayırıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları RVIX Ayırıştırması (Pointed)	87
Şekil 7.12 Daubechies7-Seviye5 Ayırıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları LOGBİST100 Ayırıştırması (Smooth)	90
Şekil 7.13 Daubechies7-Seviye5 Ayırıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları RCDS Ayırıştırması (Smooth)	93
Şekil 7.14 Daubechies7-Seviye5 Ayırıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları RDİBS Ayırıştırması (Smooth)	96
Şekil 7.15 Daubechies7-Seviye5 Ayırıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları RVIX Ayırıştırması (Smooth)	98

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 2.1 Mazıbaş (2004) Volatilite Modelleri Sınıflandırılması.....	21
Tablo 4.1 Günlük Veri için Frekans Bantlarının Karşılık Geldiği Frekanslar	50
Tablo 7.1 Düzey Serilerine Ait Tanımlayıcı İstatistikler	61
Tablo 7.2 Getiri Serilerine Ait Tanımlayıcı İstatistikler.....	63
Tablo 7.3 H_0 : Volatilite Kümelenmesi Yoktur Boş Hipotezinin Sınaması ve BDS Test Sonuçları	64
Tablo 7.4 İşaret Sapma Testi Sonuçları.....	65
Tablo 7.5 Değişkenlerimizdeki ARCH Etkisini Araştırmak için ARCH LM Testi Sonuçları.....	66
Tablo 7.6 Değişkenlerimizin Birim Kök Testleri Sonuçları	66
Tablo 7.7 ARFIMA Modeli d Parametresi Sonuçları.....	71
Tablo 7.8 Yarı Parametrik Yöntemlerin d Parametresi Sonuçları.....	71
Tablo 7.9 Dalgacık Bazlı Parçalı Durağanlık Analizi d Parametresi Sonuçları.....	72
Tablo 7.10 Söz Konusu Ele Alınan Modeller, Anlamli Olması Gereken Parametreleri, Parametre Kısıtları Ve Durağanlık Koşulu.....	74
Tablo 7.11 Volatilite Modelleri Sonuçları.....	75
Tablo 7.12 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	77
Tablo 7.13 ARCH Etkisinin Araştırılması; H_0 : ARCH Etkisi Yoktur Hipotezinin Test Edilmesi	78
Tablo 7.14 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü LOGBİST100 Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları	78
Tablo 7.15 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	79
Tablo 7.16 ARCH Etkisinin Araştırılması; H_0 : ARCH Etkisi Yoktur Hipotezinin Test Edilmesi	79
Tablo 7.17 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü LOGBİST100 Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları	80
Tablo 7.18 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	81
Tablo 7.19 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü RCDS Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	82
Tablo 7.20 Yüksek Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	82
Tablo 7.21 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü RCDS Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	83

Tablo 7.22 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	84
Tablo 7.23 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü RDİBS Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	85
Tablo 7.24 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	85
Tablo 7.25 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü RDİBS Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	86
Tablo 7.26 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	87
Tablo 7.27 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü RVIX Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	88
Tablo 7.28 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	88
Tablo 7.29 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü RVIX Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	89
Tablo 7.30 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	90
Tablo 7.31 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü LOGBİST100 Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları	91
Tablo 7.32 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	91
Tablo 7.33 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü LOGBİST100 Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları	92
Tablo 7.34 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	93
Tablo 7.35 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RCDS Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	94
Tablo 7.36 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	94
Tablo 7.37 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RCDS Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	95
Tablo 7.38 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	96
Tablo 7.39 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RDİBS Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	97
Tablo 7.40 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	97
Tablo 7.41 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RDİBS Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	97
Tablo 7.42 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	98

Tablo 7.43 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RVIX Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	99
Tablo 7.44 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri.....	99
Tablo 7.45 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RVIX Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları.....	100

KISALTMALAR LİSTESİ

ABD	Amerika Birleşik Devletleri
ADF	Augmented Dickey Fuller
APARCH	Asimetrik Güçlü Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
ARCH	Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
ARCH-M	Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
ARFIMA	Otoregresif Parçalı Bütünleşik Hareketli Ortalama
ARMA	Otoregresif Hareketli Ortalamalar
BDS Test	Brock, Dechert, Scheinkman Testi
BİST-100	Borsa İstanbul 100 Endeksi
CBOE	Chicago Board of Exchange
CDS	Credit Default Swap (Kredi İflas Takası Primi)
CWT	Sürekli Dalgacık Dönüşümü
DAX	Alman Menkul Kıymetler Endeksi
Db	Daubechies
DİBS	Devlet İç Borçlanma Senetleri
DPT	Devlet Planlama Teşkilatı
DWT	Kesikli Dalgacık Dönüşümü
EGARCH	Exponential (Üstel) Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
EKK	En Küçük Kareler
EMBI	Emerging Markets Bond Index
EWMA	Üssel Ağırlıklandırılmış Hareketli Ortalama
FIBOR	Frankfurt Interbank Offered Rate
FIGARCH	Parçalı Bütünleşik Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
FTSE	Financial Times Stock Exchange
GARCH	Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
GARCH-M	Genelleştirilmiş Ortalamada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
GJR	Glosten, Jagannathan ve Runkle
GPH	Geweke-Porter-Hudak
GSMH	Gayri Safi Milli Hasıla

HYGARCH	Hiperbolik Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
ICSS	Tekrarlı Kümülatif Kareler Toplamı
IMF	International Money Fon
JB	Jarque-Bera
KPSS	Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin
LIBOR	London Interbank Offered Rate
LM	Lagrange Çarpanı
LOMODORS	Lo's Modifiye Edilmiş Ranj Sapma Oranı
MLP	Modifiye Edilmiş Log-Periodogram
MODWT	Maximal Overlap Kesikli Dalgacık Dönüşümü
NIC	News Impact Curve (Haber Etkisi Eğrisi)
NIKKEI	Tokyo Menkul Kıymetler Endeksi
PP	Phillips-Perron
RBİST100	Borsa İstanbul 100 Endeksi Getiri Serisi
RCDS	Kredi İflas Takası Primi Getiri Serisi
RDİBS	Devlet İç Borçlanma Senetleri Getiri Serisi
RMSE	Ortalama Hata Kare
ROBLPR	Robinson Log-Periodogram
RVIX	Volatilite Endeksi Getiri Serisi
SEKK	Standart En Küçük Kareler
STFT	Short Time Fourier Transformation
TAP	Musluk Sistemi
TARCH	Threshold (Eşiklendirilmiş) Otoregresif Koşullu Değişen Varyans
TCMB	Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası
TÜFE	Tüketici Fiyat Endeksi
VIX	Volatilite Endeksi

ÖZET

Finansal araçların ve finansal piyasaların hızlı yayılımı ile yakından ilişkili olarak son 30 yılda sürekli ve istikrarlı bir gelişme gösteren ülkeler, uluslararası piyasalarda büyük miktarda menkul kıymet ihraç eder konuma gelmiştir. Bununla birlikte ülkelerin risk göstergelerinde önemli ölçüde dalgalanmalar kaydedilmeye başlanmıştır. Sermaye hareketlerindeki bu oynaklık ile ilgili daha hassas ve etkin tahminler elde etme amacı ile geliştirilen volatilité modelleri son yıllarda matematiksel dönüşümlerle geliştirilmektedir. Buradan yola çıkarak çalışmada, dalgacık teorisi ile geliştirilen dalgacık bazlı parçalı durağanlık analizi ve volatilité modelleri yeni bir yaklaşım ile ele alınmıştır. 2013 – 2015 yılları arasında günlük olarak Türkiye risk gösterge değerlerinin öncelikle klasik uzun hafıza yapısı ve klasik volatilité modelleri ile asimetric etkileri belirlenmiştir. Daha sonra dalgacık bazlı ayırıştırma ile parçalı bütünleşik uzun hafıza yapısı ve her bir ölçek bantı için volatilité modellerinin asimetric etkileri detaylı bir şekilde analiz edilmiştir. Çalışmanın son bölümünde ise dalgacık bazlı ayırıştırma ile daha etkin uzun hafıza yapısı ve oynaklık tahminlerinin asimetric yapısı olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Finansal Zaman Serileri, Volatilité Modelleri, Uzun Hafıza Modelleri, Dalgacık Teorisi

SUMMARY

WAVELET BASED FRACTIONAL INTEGRATED STABILITY ANALYSIS AND VOLATILITY MODELS IN RISK PREMIUM INDICATORS OF TURKEY

The countries showing sustained and steady development of the last 30 years which closely associated with the rapid spread of financial instruments and financial markets, has export to state a large amount of securities in the international market. However, in risk indicators of country have started to be recorded significant fluctuations. The volatility models developed with the purpose of obtaining more precise and efficient estimates about these fluctuations in capital flows are developed with mathematical transformation in recent years. By this way in study have been considered wavelet based fractional integrated stability analysis and volatility models based on with a new approach of wavelet theory. Firstly, the risk indicator values of Turkey have been identified classical long memory structure and asymmetric affects in volatility model on a daily basis between years of 2013 – 2015. Later, wavelet based fractional integrated stability analysis and asymmetric effect of volatility models for each scale band is analyzed in detail based on wavelet decomposition. It was found more effective long memory structure and asymmetric structure of volatility estimates based on wavelet decomposition in the last part of the study.

Keywords: Financial Time Series, Volatility Models, Long Memory Models, Wavelet Theory

ÖNSÖZ

Doktora çalışmamdaki etkili ve uzun soluklu süreçte akademik desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen başta danışmanım Doç. Dr. Mehmet MERT' e, Prof. Dr. Murat KARAÖZ' e ve bölümdeki diğer yakın çalışma arkadaşlarıma en içten teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca çalışmam boyunca takdir ve desteklerini benimle paylaşan, moral ve motivasyonumu korumamı sağlayan kıymetli aileme, arkadaşlarıma, hocalarıma ve sevdiğime teşekkür ederim.

Eray AKGÜN
Antalya, 2016

GİRİŞ

Finansal araçların ve finansal piyasaların hızlı yayılımı ile yakından ilişkili olarak son 30 yılda sürekli ve istikrarlı bir gelişme gösteren ülkelerin, küresel çaplı piyasaların dikkatini çekmekte ve menkul kıymet ihraç etme isteğini arttırmaktadır. Bu beklentilerin artmasına rağmen ihraç edilen menkulün fiyatlamasına yönelik uzun süre sınırlı sayıda incelemede bulunulmuştur. Bu durum 2000 yılından sonra ülke risk primlerinde azalmaya ve ilginin artmasına sebep olmuştur. Bununla ilgili finansal yazında risk primlerindeki küçülmeyi açıklamak için iki ana akım oluşmuştur. 1. görüş piyasaların etkin ve verimli çalıştığı yaklaşımına sahiptir. Bu sebeple primlerdeki azalma finansal ve makroekonomik göstergelerde yaşanan pozitif gelişmeler ile açıklanabilmektedir. Ancak 2. görüş ise siyasi belirsizlik ve kriz dönemlerinde yaşanan üst düzey beklentinin ülke risk primi göstergelerindeki oynaklığı ifade etmek için küresel finans piyasalarındaki dalgalanmalara ve yatırımcının risk iştahına odaklanmaktadır. 2008 küresel krizinin etkisi ile başlayan ve bütün dünyada ve özellikle Orta Doğu da yaygınlaşan siyasi ve ekonomik krizlerin başladığı son dönemler, küresel finans piyasalarındaki volatilitenin gelişmekte olan açık ekonomilere etkisinin beklentisi sadece yatırımcılar için değil aynı zamanda kanun koyucular açısından dikkatle izlenmektedir.

Finansal piyasalarda ortaya çıkan şiddetli dalgalanmalar ile bu dalgalanmaların büyüklüğünün tespiti için birçok araştırmacı yeni ve etkili teknikler geliştirmiştir. Mandelbrot (1963), finansal piyasalarda işlem gören varlık getiri ve fiyatlarındaki etkili ve yüksek değişimler yüksek değişimleri, küçük miktartlı değişimleri de düşük miktartlı değişimlerin izlediğini, başka bir deyişle volatilitate kümelenmelerinin (volatility clustering) ortaya çıktığını göstermektedir. Daha açıkça, finansal serilerin en önemli temel özelliği olan durağan olmayıp hareketli olma (zaman içinde değişme) özelliğinin varlığını göstermektedir.

Yüksek volatilitate, finansal kurumlarda istikrarsızlığın meydana gelmesine neden olabileceği gibi, ciddi reel ekonomik maliyetler de yaratabilir. Bu gibi nedenlerden dolayı finansal zaman serileri, volatilitate olarak ifade edilen düzensiz dalgalanmalardan etkilenmektedir. Oynaklığın yapısını tespit edebilmek ve ortaya çıkacak riskten kaçınmak için, etkili ve anlamlı öngörü beklentisi oluşturmak için finansal zaman serilerine ilişkin araştırmalar ileri sürülmüştür.

Finansal zaman serilerininin hareketli yapısının daha iyi tespiti ve zamanla ortaya çıkan oynaklığın etkin tahminleri için Engle (1982), Bollerslev (1986) ve Nelson (1991) tarafından

finansal ekonometri alanında yeni ileri seviyede modeller geliştirilmiştir. Bu sebepler doğrultusunda Engle (1982) Otoregressif Koşullu Değişen Varyans (ARCH) modelini ortaya atarak literatüre önemli bir katkı yapmıştır. Bu tahmin modeli Bollerslev (1986) tarafından geliştirilerek Genelleştirilmiş ARCH (GARCH) ismindeki çalışmasını ortaya koymuştur.

Ayrıca son on beş yıl içerisinde gelişen multidisipliner çalışmalar ile literatürde genellikle elektrik-elektronik mühendisliğinin çalışma alanı olan Fourier dönüşümü ve Fourier dönüşümünden geliştirilen Dalgacık (Wavelet) dönüşümü finansal ekonometrinin kullanım alanına girmiştir. Dalgacık dönüşümü, zaman-frekans analizi için güçlü bir araçtır ve Fourier dönüşümünde ki sadece frekans analizinin yapabildiği, zaman bilgilerinin gizli olması açığını kapatmaktadır. Dalgacık analizi düşük frekanslı alanlarda geniş zaman aralığı ve yüksek frekanslı alanlarda dar zaman aralığı sağlar. İlk dalgacık(wavelet) teorisi Alfred Haar tarafından 1910 yılında ki doktora tezinde ortaya koyulmuştur. Ama dalgacık teorisi esas olarak Meyer, (1972) tarafından geliştirilmiş ve yaygınlaştırılmıştır. Hızlı dalgacık dönüşümü algoritmaları Mallat, (1989) ile geliştirilmiştir. Ayrıca, Daubechies, (1992), Chui, (1992) ve Graps, (1995) dalgacıklar analizi konularında önemli referanslardır. Bu sebeple çalışmanın odak noktası, literatürde hızlı bir şekilde yaygınlaşan dalgacık teorisi ile finansal araştırmalarda çok önemli bir noktaya gelen volatilité modellerinin Türkiye risk primi göstergeleri açısından birlikte kullanılabilceği ve daha etkin sonuçlar elde edilebileceği üzerinde yoğunlaşmaktadır.

Bu kapsamda birinci bölümde finansal verilerin temel özellikleri detaylı bir şekilde açıklanmaya çalışılmıştır. Normal dağılım ve leptokörtik dağılım özellikleri, otokorelasyon, değişen varyans sorunlarının finansal verilerdeki yapısı, koşullu değişen varyans modelleri için asimetric etki, kümelenme etkisinin incelenmesi ve yine ülke risk primi göstergeleri ele alınan konulardır. İkinci bölümde volatilité modelleri detaylı bir şekilde açıklanmaya çalışılmıştır. Simetric/asimetric koşullu değişen varyans modelleri incelenmiştir. Üçüncü bölümde ise parçalı durağanlık analizi açıklanmış ve uzun dönem bağımlılık yapısı ülke risk primi göstergelerinde parametric ve yarı parametric yöntemler ifade edilmiştir. Dördüncü bölümde ise dalgacık teorisi detaylı bir şekilde ele alınmıştır. Dalgacık dönüşümü ve dalgacık türleri incelenen konular arasındadır. Beşinci ve altıncı bölüm dalgacık teorisinin parçalı durağanlık analizinde ve volatilité modellerinde uygulanabilmesinin teorik alt yapısı açıklanmıştır. Yedinci bölümde ülke risk primi göstergelerinde dalgacık bazlı parçalı durağanlık analizi ve volatilité modelleri yüksek frekans ve düşük frekans bantları için uygulamalara yer verilmiştir. Son olarak araştırma hakkında sonuç, öneriler ve literatüre yapılan katkılardan bahsedilmiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

FİNANSAL VERİLERİN TEMEL ÖZELLİKLERİ

Finansal piyasalarda gözlemlenen ve birbirini takip eden verilerin, meydana geliş sırasına göre sıralanması finansal zaman serilerini oluşturmaktadır. Hisse senedi fiyatları, borsa indeksi, faiz oranları, döviz kurları, kredi iflas takası primleri finansal zaman serilerine birer örnek teşkil etmektedir. Finansal zaman serilerinin ekonometrik analizi, finansal değişkenlerin ekonometrik olarak modellenmesi ve öngörülmesi ile ilgilidir (Rachey vd., 2007: 4-8).

Finansal serilerin çıktıları genel olarak birbirine benzer sonuçlardır ve bu birim kökün var olmasını, yani durağan olamama durumuna sebep olur. Finansal bir serinin durağanlığı, serinin ortalamasının ve varyansının sabit, kovaryansının ise zamana değil, gecikme uzunluğuna bağlı olması anlamına gelir. Daha teorik olarak, ortalamasıyla varyansı zaman içinde değişmeyecek ve iki döneme ait kovaryansı bu kovaryansın hesaplandığı döneme değil de sadece iki dönem arasındaki uzaklığa bağlı olan stokastik bir süreç için durağanlığı temsil etmektedir (Gujarati, 2006: 79). Başka bir deyişle durağanlık analizi, finansal zaman serilerinde de bir popülasyonu gösteren gözlem kümesinden hesaplanacak değerlerin, gelecekteki değerleri tahminleme etkinliğini test etmek için ortaya çıkmıştır. Bir finansal zaman serisi de zaman serisi gibi durağan ise gelecekte de aynı şekilde hareket edecek ve benzer özelliklere sahip olacaktır. Aksi durumda finansal zaman serilerinde de serinin özellikleri yalnızca o incelenen dönemi içereceği ve gelecek hakkında doğru tahminler yapılamayacağını göstermektedir.

Finansal zaman serilerindeki teorik araştırmalar daha çok uygulamalı matematik ile ilgili olan finansta matematik teorisinin kullanılması ile hızla ilerlemektedir. Gaussian Süreçler (Brownian Hareket) uzun yıllar boyunca finansal zaman serilerinde öncü çalışmalar ve modeller olmuştur. Ancak gerçek zamanlı ani, çabuk ve önemli piyasa hareketleri zaman serileri için analizlerin normallik özelliği açısından çarpıklık sonuçları doğurmaktadır. Bir örnekle açıklamak istersek BİST100' deki hisse senedi fiyatları, rassal yürüyüş modeline uygun hareket ediyorsa geçmiş hisse senedi fiyatlarının bilinmesi geleceğin öngörüsü için bir bilgi ortaya koymaz. Buna ek olarak rassal yürüyüş modeli fiyatları, benzer dağılımlı ve bağımsız değişkenler olarak düşündüğünden hisse senedi fiyatlarının kısmi zamanlı ve kesikli değişken yapısına sahip süreçler olmasını sağlar. Bu yüzden fiyatların istatistiksel özellikleri hisse senedi fiyat

hareketlerini modellemek için sürekli zaman ve sürekli değişken yapısına sahip modellerin kullanılmasını ortaya koymaktadır (Hull, 2000: 218).

Ekonomik ve finansal zaman serileri sıklıkla bir takım döngüsel periyodik hareketler sergilerler. Bazen bu periyotlar örneklem dönemi boyunca sürer. Frekans boyutunda bu tarz zaman serilerinin, düşük frekanslarda bir güce sahip olduğu söylenir. En yaygın kullanımı ile serinin bu özelliği Granger'ın da söylediği gibi “ekonomik bir değişkenin tipik spektral durumu” olarak ifade edilirken Mandelbrot ve Wallis (1968) bu durumu daha enteresan bir terimle “Joseph Etkisi” (yedi yıl bereketten sonra yedi yıl kıtlık gelmesi) olarak tanımlamaktadır (Lo, 1991: 1279).

Son olarak finansal ekonometri ile iktisadi ekonometri arasında temel olarak iki farklılık söz konusudur. İktisadi ekonometri de ölçüm hataları ve düşük frekanslı gözlemler ciddi analiz sorunlarına sebep olmaktadır ancak finansal ekonometri de ölçüm hataları çok ciddi sorunlar oluşturmazken, gözlem sayısı açısından günlük, saatlik ve hatta dakikalık kayıt altına alınan veriler bu problemleri ortadan kaldırmaktadır. Ayrıca finansal datalar hemen hemen hiçbir zaman normal dağılım sergilemezler.

Bu bölümde finansal verilerin temel özellikleri olan otokorelasyon, değişen varyans, yapısal volatilité kırılması, asimetriklik, aşırı basıklık ve sivrilik ve volatilité kümelenmesi gibi bazı yönleri açıklanmıştır.

1.1 Finansal Verilerin Tanımlayıcı Özellikleri

1.1.1 Normal Dağılım Özelliğinin İncelenmesi

Finansal teori ve modellerin birçoğunda kuramsal çıkarımlar ve uygulamaları kolaylaştırmak amacıyla serilerin normal dağıldığı varsayılmaktadır. Finansal varlıkların analizinde serilerin çarpıklık ve basıklık ölçüleri, serinin dağılımının şekli hakkında fikir vermesi açısından önemlidir (Feibel, 2003: 43).

1.1.2 Leptokörtik Dağılım Özelliği

Finansal seriler, geleneksel ekonometri yöntemlerinin varsayımlarının aksine genellikle normal dağılmamaktadır. Finansal zaman serilerinin dağılımı kuyruklardaki kalınlık ve aşırı sivrilik özelliklerinden dolayı normal dağılımdan farklılaşmaktadır (Brooks, 2014: 131). Bunlar, kuyruklardaki kalınlık finansal serilerdeki aşırı büyük hareketlerin olduğu noktalara karşılık gelmektedir. Aşırı sivrilik ise finansal serilerde uç durumların daha yüksek olasılıkla beklendiğini

göstermektedir. Finansal varlıklarda ise uç değerler, yüksek volatil (oynak) hareketlerin olduğu dönemlere karşılık gelmektedir.

Bu iki özelliğe sahip dağılımlar leptokörtik (leptokurtosis) dir. Bu sebeple finansal varlık getirilerinin dağılımları normal dağılıma göre ortalamada daha sivri ve kuyruklarda daha kalın dağılım özelliklerini sergileme eğilimi göstermektedir (Alexander, 2009: 13).

1.1.3 Otokorelasyon

Herhangi bir devreye ait hata terimi ile diğer devrelere ait hata terimi arasında ilişki olması veya herhangi bir seriye ait gözlem değerlerinin kendinden bir veya daha önceki(veya sonraki) gözlem değerleri ile ilişkili olması otokorelasyon olarak adlandırılır (Çağlayan ve Güriş, 2005: 396).

Otokorelasyon, aşağıdaki 1.1 nolu denklemde gösterilen otokorelasyon katsayısı ile ölçülür. Denklemde “j” gecikme uzunluğudur. Otokorelasyon katsayısı ($\hat{\rho}_0$), korelasyon katsayısı gibi ± 1 aralığında değer almaktadır (Çağlayan ve Güriş, 2005: 397).

$$\hat{\rho}_0 = \frac{\sum_{j=t+1}^n (X_t - \bar{X}_t) - (X_{t-j} - \bar{X}_{t-j})}{\sqrt{\sum_{j=t+1}^n (X_t - \bar{X}_t)^2 \cdot \sum_{t=j+1}^n (X_{t-j} - \bar{X}_{t-j})^2}} \quad 1.1$$

Genel eğilimi ifade eden trend, zaman serilerinin uzun dönem davranışını gösterirken, otokorelasyon katsayıları kısa dönem ilişkilerini tanımlamaktadır (Enders, 2008: 46).

Otokorelasyon katsayılarının istatistiksel olarak anlamlılığı teker teker test edilebilmesinin yanı sıra bir grup olarak da test edilebilir. Bu amaç için Box ve Pierce (1970: 102) tarafından geliştirilen Portmanteau Q- istatistiği kullanılmaktadır.

$$Q = T \cdot \sum_{j=1}^m \hat{\rho}_j^2 \sim \chi_m^2 \quad 1.2$$

Burada “m” maksimum gecikme uzunluğudur. Box-Pierce Portmanteau Q-istatistiği m sayıda otokorelasyon katsayısının birlikte sifıra eşit olduğu temel hipotezi altında m serbestlik derecesiyle asimptotik olarak ki-kare dağılımına uygunluk gösterir. Box-Pierce testinin küçük

örneklerde gücünün zayıf olması nedeniyle bu test istatistiğinin kullanılması küçük örneklerde sıklıkla yanlış karar verilmesine yol açmaktadır (Box ve Pierce, 1970: 89).

Otokorelasyon katsayılarının birlikte anlamlılığı testinde Box-Pierce testinin geliştirilmiş biçimi Ljung-Box (1978) istatistiği de kullanılmaktadır. Küçük örnekler için daha güvenilir bir test olarak bilinen Ljung-Box test istatistiği otokorelasyon olmadığı temel hipotezi altında m serbestlik derecesiyle asimptotik olarak ki-kare dağılımına uygunluk göstermekte ve aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır (Ljung ve Box, 1978: 109).

$$Q^* = T \cdot (T + 2) \cdot \sum_{j=1}^m \frac{\hat{\rho}_j^2}{T - j} \sim \chi_m^2 \quad 1.3$$

Birçok uygulamalı çalışmada finansal veriler arasında otokorelasyonun varlığına nadiren rastlandığı sonucuna ulaşılmıştır. Bu durum ise ortalamada bağımlılığın zayıf bir işareti sayılmakta ve serilerin bağımsız dağıldığını göstermektedir. Ancak bu iddianın ucu açık olup genelleştirilmesi doğru değildir (Yavuz, 2014: 44).

1.1.4 Değişen Varyans

Klasik doğrusal regresyon modelinin temel varsayımlarından biri tahmin edilen modelin hata terimi varyansının zaman içinde sabit, diğer bir ifadeyle homoskedastik karaktere sahip olmasıdır. Ancak, yatay-kesit verileri ve hisse senedi fiyatı, döviz kuru, enflasyon oranı, faiz oranı gibi finansal zaman serisi verilerinin kullanıldığı ekonometrik modellerin tahmini sonucunda hata teriminin varyansının değişebildiği gözlemlenmektedir. Hata teriminin varyansının değiştiği durum heteroskedastisite (değişen varyans) olarak adlandırılmaktadır.

Değişen varyansın varlığı durumunda EKK tahmin edicisi sapmasızlık ve tutarlılık özelliklerini korumaktadır. Ancak, değişen varyans sorunu içeren bir modelde, tahmin edilen parametrelerin varyansları sapmalıdır. Böylece tahmin edilen parametrelerin etkinlik özelliği yitirilmekte ve bunun sonucu olarak da parametre tahminleri istatistikî açıdan anlamsız hale gelebilmektedir.

Geleneksel zaman serisi modellerinde hata terimi varyansının değişmediği varsayılmaktadır. Ancak finansal zaman serilerinin karakteristik özelliklerinden biri, koşullu varyansın zamana bağlı olarak değişmesidir (Yavuz, 2014: 433-434).

Değişen varyans Engle (1982) tarafından otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) olarak tanımlanmış olup, değişen varyans lagrange çarpanı (LM) ile tespit edilebilmektedir.

ARCH LM testi, $H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 0$ hipotezi altında $Y_t = f(X_1, X_2, \dots, X_t)$ modelinin EKK yöntemi ile tahmin edilerek hata terimlerinin otoregresif süreç ile test edilmesine dayanmaktadır (Engle, 1982: 999). İlerleyen bölümlerde koşullu değişen varyans modelleri detaylı bir şekilde incelenecektir.

1.1.5 Yapısal Volatilite Kırılması

Finansal verilerdeki volatilitenin tespit edilmesi ve volatilitenin yapısına göre model kullanılması, finansal ekonometrinin temel odaklanma alanı arasında yer almaktadır. Finansal verilerde olduğu gibi volatilitenin de yapısal kırılmalar olabilmektedir. Yapısal volatilitenin kırılması volatilitenin ani değişimleri olarak adlandırılabilir. Yapısal volatilitenin kırılması; Inclan ve Tiao (1994) tarafından tekrarlı kümülâtif kareler toplamı (ICSS) yöntemi ile Rapach ve Strauss (2008) tarafından yapısal kırılma GARCH yöntemi ile modellenmiştir. Rapach ve Strauss (2008)'ün geliştirdiği yöntem de ICSS yöntemini baz almaktadır.

Inclan ve Tiao (1994), sabit koşulsuz varyans hipotezine karşı koşulsuz varyansta yapısal kırılma hipotezini test etmek üzere tekrarlı kümülâtif kareler toplamı (ICSS) istatistiği geliştirmiştir. Yapısal volatilitenin kırılmasını test etmek için öncelikle serinin logaritmik fark ile durağan hale getirilmesi gerekmektedir (Huang ve Yang, 2001: 666). $r_t = \ln p_t - \ln p_{t-1}$ logaritmik getiri olmak üzere aşağıdaki denklemle sabit etki ayrıştırılır.

$$r_t = \mu + \varepsilon_t \quad 1.4$$

Denkleminde ε_t sıfır ortalamalı ve σ_t^2 varyanslı korelasyonsuz rastsal sayıdır. Volatilitenin kırılması için sabit volatilitenin $H_0: \sigma_0 = \sigma_1$ hipotezine karşı $H_1: \sigma_0 < \sigma_1$ değişen volatilitenin hipotezi F istatistiği ile test edilir (Huang ve Yang, 2001: 668).

$$F_{test} = \frac{(C_T - C_k)}{\frac{T - k}{\frac{C_k}{k}}} \quad 1.5$$

Denklemden C_T gözlemin toplam kümülatif kareler toplamı, C_k volatilité kırılması bulunan gözleme kadar kümülatif kareler toplamı, T gözlem sayısı, k volatilité kırılması olan gözlemdir. F_{test} değeri $T-k$, k serbestlik dereceli F tablosu $F_{T-k,k}$ ile karşılaştırılır. $F_{T-k,k} > F_{\text{test}}$ ise yapısal volatilité kırılması bulunduğu kabul edilir. F testinin her bir yapısal volatilité kırılmasının ardından tekrarlanması ile finansal verideki çoklu yapısal volatilité kırılması tespit edilebilmektedir (Çifter, 2010: 8).

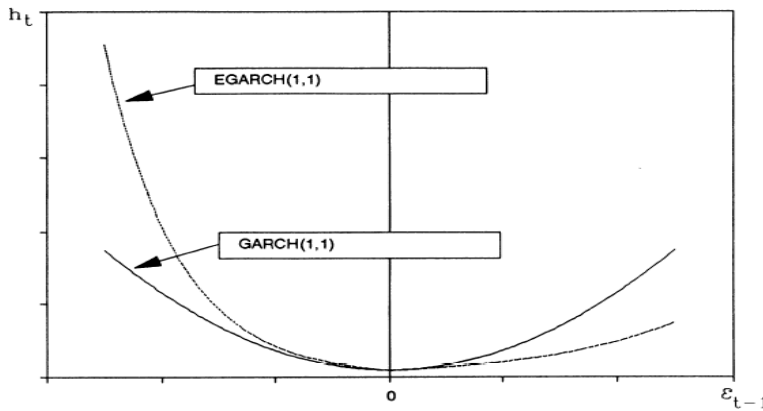
1.1.6 Asimetriklik

Zaman Serisinde asimetriklik; düzey serileri üzerindeki beklenmeyen düşüşlerin volatilitéyi beklenenden daha fazla arttırması, diğér bir ifade ile kötü haberlerin volatilitéyi iyi haberlerden daha fazla yükseltmesidir. Zaman serisinde asimetrikliğin volatilité üzerindeki etkisi Black (1976) tarafından tespit edilmiş ve Nelson (1991) tarafından GARCH modeline uyarlanmıştır.

Engle ve Ng (1993), zaman serilerinde asimetrikliğin grafiksel olarak tespiti için ‘‘Haber Etkisi Eğrisi (NIC-News Impact Curve)’’ nin kullanılmasını önermiştir (Engle ve Ng, 1993: 1753).

Aşğıdaki şekilde Engle ve Ng (1993: 1754)’ den alınan GARCH(1,1) ve EGARCH(1,1) modellerinin haber etkisi eğrisi bulunmaktadır. Zaman serisinde asimetriklik bulunuyorsa GARCH(1,1) haber etkisi eğrisinin simetrik, EGARCH(1,1) haber etkisi eğrisinin ise asimetrik olması beklenmektedir.

Engle ve Ng (1993), asimetrikliğin tespitinde haber etkisi eğrisi dışında dört sapma testi önermiştir(Engle ve Ng, 1993: 1759):



Şekil 1.1 Simetrik – Asimetrik GARCH Modellerinin Haber Etkisi

Kaynak: Çifter, 2010.

(1) İşaret Sapma t-testi:

$$(a_t/h_t)^2 = b_0 + b_1 S_{t-1}^- + \varepsilon_t \quad 1.6$$

Denklemden S_{t-1}^- kukla değişkeni a ve b sabit parametreleri, ε_t hata terimini ve h_t standart sapmayı temsil etmektedir.

(2) Negatif Bütünlük Sapma t-testi:

$$(a_t/h_t)^2 = b_0 + b_1 S_{t-1}^- (a_{t-1}/h_{t-1}) + \varepsilon_t \quad 1.7$$

Denklemden ek olarak h_t standart sapmayı ve h_{t-1} geçmiş dönem standart sapmayı temsil etmektedir.

(3) Pozitif Bütünlük Sapma t-testi:

$$(a_t/h_t)^2 = b_0 + b_1 (1 - S_{t-1}^-) (a_{t-1}/h_{t-1}) + \varepsilon_t \quad 1.8$$

(4) Üç Etki İçin Ortak Test:

$$(a_t/h_t)^2 = b_0 + b_1 S_{t-1}^- + b_2 S_{t-1}^- (a_{t-1}/h_{t-1}) + b_3 (1 - S_{t-1}^-) (a_{t-1}/h_{t-1}) + \varepsilon_t \quad 1.9$$

Engle ve Ng, (1993: 1760) üç etki için ortak testin Arch LM testini içerdiğinden diğer testlerden daha iyi sonuç verdiğini belirtmiştir.

1.1.7 Volatilite Kümelenmesi

Finansal zaman serilerindeki oynaklığın dinamik yapısı düzenli devam eden, yüksek dalgalanmaları yüksek dalgalanmalar, zayıf dalgalanmaları ise yine küçük ve zayıf hareketlerin oluşmasına sebep olur. Bu yüzden yüksek getirileri (eksi veya artı) yüksek getiriler takip etmekte, düşük getirileri de düşük getiriler izlemektedir. Zaman serisinde koşullu varyansın serisel korelasyonu varsa volatilite kümelenmesi olduğu söylenebilir (Mills, 1999: 184). Volatilite kümelenmesi, istatistiksel olarak Brock ve diğerleri (1996) tarafından önerilen BDS testi ile de tespit edilebilir. BDS testi aynı zamanda gözlemler arası bağımsızlık testi için kullanılmaktadır. BDS testi doğrusal olmama durumu için kullanıldığında doğrudan gözlem seti üzerine

uygulanamamakta, otoregresif hareketli ortalamalar(ARMA) türü modellerin kalıntıları üzerinden uygulanabilmektedir. Test sonucu olasılık değeri sıfıra yakınsa gözlemlerin bağımsız ve özdeşçe dağıldığı hipotezi reddedilmekte ve gözlemlerin doğrusal olmayan bağımlı olduğu hipotezi kabul edilmektedir.

1.1.7.1 BDS Testi

Finans piyasaları ve döviz piyasalarının doğrusal yapılı olup olmadığını gösteren birçok araştırmaların çokluğu dikkat çekmektedir. İlk olarak göze çarpan Hsieh (1993) Chicago Ticaret Borsasında 1985 – 1990 yılları arası işlem gören İngiliz Sterlini, Japon Yeni ve İsviçre Frakı ve benzeri gibi gelecek anlaşma fiyatlarının ve günlük kapanış fiyatlarının doğrusal olmadığını belirlemiştir. Abhyankar vd. (1995) 1993 yılının ilk altı ayı FTSE endeksinin değerlendirmişler ve doğrusal olmadığını analiz etmişlerdir. Hsieh (1989) döviz kurlarının 1974–1983 yılları arasında yaptığı çalışmasında kurlar arsında doğrusallık olmadığını göstermiştir. 5200 günlük hisse getirisini aldığı çalışmasında Scheinkman vd. (1989) getirilerin doğrusal olmadığını göstermişlerdir. Yine Abhyankar vd. (1997) 1991 Eylül-Kasım ayları arasındaki DAX, FTSE, NIKKEI, S&P 500 FTSE ve S&P 500 gelecek endeksinden oluşan verilerin doğrusal olmadığını belirlemiştir. Barnett vd. (1997) 5 farklı modelden oluşturdukları büyük (2000 gözlem) ve küçük (380 gözlem) serilerine 5 farklı analiz yapmışlar ve BDS testi küçük örnekleme 2 modeli doğru karar vermiş, 3 modelde ise verememiştir. Büyük örnekleme ise tüm modelleri doğru bulmuştur. Hsieh'in (1989) analizi küçük örnekleme 3 modeli doğru, 2 modeli ise yanlış bulmuştur, büyük veri setinde ise 3 modelde doğru, bir modelde kararsız ve bir modeli de yanlış tespit etmiştir. Kaplan testi ve Liapunov üssü analizi tüm modellerde doğru tespit etmiştir.

Brooks (1997) Alman markı, Fransız frankı ve Amerikan dolarının 1974 ile 1994 tarihlerini kapsayacak şekilde yaptığı çalışmasında İngiliz sterlinine ait kurun doğrusal yapıya sahip olup olmadığını belirlemiştir. Ayrıca BDS testi sonuçları Amerikan dolarının doğrusal olmadığını diğer dövizlerin doğrusal olduğunu göstermektedir. Lima (1997) çalışmasında beklem yapısının bozuk olması durumlarında kullanılan araştırma testleri için (RESET testi, Bisektrum testi, BDS testi, McLeod-Li testi, Kenan testi, Tsay testi ve White bilgi matrisi testi) test gücünü göstermeye çalışmıştır. Kuyruklu yapılı serisinde testlerin güvenilir sonuçlar vermediğini bulmuştur. BDS testi belirtilen diğer testler arasında en doğru sonuçları veren yöntem olmuştur. Fernandes (1998) farklı döviz kurlarının Amerikan doları karşılığı kapanış fiyatlarının getirilerini hesaplamıştır. Serileri 1980 – 1992 arasındaki tarihleri kapsayan günlük (634 gözlem)

getirilerden oluşmaktadır. İngiliz sterlini, Kanada doları ve Japon yeni dışındaki döviz kurları doğrusal bulunmuştur. Brooks (1999) 50 ve 500 gözlemi olan seri oluşturmuş ve BDS testi ile Kapanış Getiri testini uygulamış ve bu işlemi 5000 kez farklı ilk değerler için tekrarlamış ve BDS testinin ne oranda reddedildiğini tespit etmiştir. Bu iki testi doğrusal ve doğrusal olmayan serilerde uygulamış ve karşılaştırmıştır. Her iki test içinde küçük örnekleme iyi bir sonuç ortaya çıkmamış ancak büyük örnekleme BDS testinin sonuçları daha etkin bulunmuştur.

En çok kullanılan doğrusallık testi olan BDS testi ve korelasyon analizi ile kullanarak sonuç bulur. Farklı değerlerde korelasyon analizinin hesaplanması ile elde edilen test istatistiği korelasyon integralini kullanarak sonuç üretir. Korelasyon integralinin bu tür doğrusal yapısı için hassas olması bu testi tercih edilebilir kılmaktadır. Korelasyon integralinin bulunması doğrusal olmayan bir yöntem olmasına rağmen, test istatistiği için ortalaması sıfır, varyansı bir olan standart normal dağılımlıdır. BDS testinin varsayımı olmaması, uygulanabilirlik açısından kolaylık ve teorik kolaylıklarından dolayı en fazla tercih edilen test olmuştur. BDS testinin boş hipotezi, hata terimlerinin “bağımsız benzer dağılıma sahip” olmasıdır. Öncelikli olarak BDS testinin uygulanabilmesi için serinin ARMA sürecine girmeli ve tüm doğrusal yapılar seriden temizlenmelidir. Daha sonra elde edilen hata terimleri, boş hipotez altında test edilmelidir. Boş hipotezin kabul edilmemesi hata terimlerinde bir şekilde bağlantı olduğunu ve bu bağlantının doğrusal olmadığını gösterir. Bayesian bilgi kriterini minimum yapan ARMA (p,q) süreci ile elde edilen hata terimleri test için kullanılır. Boş hipotezde hata terimlerinin bağımlı olmayan aynı dağılıma sahip olduğunun belirtilmesine rağmen alternatif hipotezin belirsiz bir süreç mi yoksa doğrusal olmayan bir süreç mi olduğu belirlenememiştir.

BDS test istatistiği aşağıdaki denklemle hesaplanabilir (Liu vd., 1992: 34).

$$S(m, \varepsilon) = C_m(\varepsilon) - [C_1(\varepsilon)]^m \quad 1.10$$

Denklemde $C_m(\varepsilon)$ korelasyon integrali, m boyutu göstermektedir. Burada Brock vd. (1993) 500 gözlemi aşan serilerde m ' in 6'dan küçük olması ve ε değerinin ise serinin standart sapmasının 0.5 ile 2 katı arasında seçilmesinin sonuçların doğruluğu açısından önemli olduğunu belirtmektedirler.

1.2 Ülke Risk Primi Göstergeleri

1.2.1 Kredi İflas Takası (Credit Default Swap – CDS) Primi

Finans piyasalarında, Türkiye'nin aralarında bulunduğu gelişmekte olan ülkelerin risk primi göstergeleri olarak, EMBI (Emerging Markets Bond Index)+ülke farkı (Country Sovereign Spread) ve kredi iflas (temerrüt) takası (Credit Default Swap) oranı tercihi yaygın bir uygulamadır. Kredi iflas takası (CDS) oranı, bono ihraç eden bir ülkenin temerrüde düşmesi durumunda, bu varlığı elinde bulunduranların daha önceden tespit edilmiş bir miktarda geri ödemelerini sağlamak amacıyla, CDS satıcılarına verdikleri, sorumluluk değerinin belirli bir yüzdesi ile hesaplanan yıllık primleridir. Bu durumda CDS işlemi bir sigorta ya da güvence verme anlaşmasına benzemektedir ve CDS oranları iflas riskinin doğrudan bir belirleyicisi olmaktadır. EMBI+ülke farkı ise söz konusu bono satıcısı ülkenin borçlanma maliyetinin, riskten bağımlı olmayan bir değer faizinden farkını temsil etmekte ve kredi riskini dolaylı bir şekilde ortaya çıkarmaktadır. Başka bir deyişle EMBI; farklı iki tarafın bir varlık ya da sorumluluğa bağlı olan likit akışını bu iki tarafın aralarında değiştirdikleri, JP Morgan tarafından belirlenen bir endekstir (www.hazine.gov.tr). Örneğin on yıllık sabit faizli borca sahip bir yatırımcı ile değişken faizli borca sahip bir firma birbirlerinin yükümlülüklerini değiştirebilir. Swap (değiştirme) işlemlerinde genellikle, faiz oranları ile döviz kurlarındaki değişimler sonucunda ortaya çıkan riski en aza indirmek amaçlanmaktadır.

CDS (Credit Default Swap), Türkçede net bir karşılığı olmamakla birlikte “kredi risk primi” ya da “kredi temerrüt swapları” olarak da ifade edilen swap türlerinden biridir (Eğilmez, M., 2013: 13).

CDS, “Bir kişi ya da kuruluşun, kredi sahibinin karşılaşılabileceği alacağın ödenmemesi riskini belirli bir bedel karşılığında üstlenmeyi kabul etmesinin bedelidir.” Ülkeler arasında riskin ölçülmesinde son zamanlarda en sık kullanımına rastlanan ölçü CDS' lerdir (Yalçın vd., 2008: 27).

Ülke risk primi olarak ya ilgili ülkenin EMBI+ endeksi ile ABD Hazine kâğıtlarının getirileri arasındaki farkını ya da CDS primlerini baz alabiliriz (www.hazine.gov.tr).

Daha önceki dönemlerde ülkelerin risk ölçümleri için ülke reytingi daha çok kullanılırdı. Günümüzde ise reyting kurumlarının yaşadıkları saygınlık kayıpları ve reyting ölçümlerinin fazla sık yapılamıyor olması, ülkelerin risk ölçümünde CDS prim değerlerinin kullanımını arttırmıştır.

1.2.2 Devlet İç Borçlanma Senetleri (DİBS)

Devlet İç Borçlanma Senedi (DİBS) T.C. Başbakanlık Hazine Müsteşarlığınca yurtiçi piyasalarda ihraç edilen Devlet Tahvili ve Hazine Bonolarının ortak adıdır (www.hazine.gov.tr).

Hazine genel olarak bütçe açığını finanse etmek amacıyla DİBS ihraç etmekle beraber, zaman zaman belli bir amaca matuf özel tertip Devlet İç Borçlanma Senedi de ihraç etmektedir.

Peki neden DİBS alınmalıdır? Hazine'nin ihraç ettiği Devlet İç Borçlanma Senetleri, Devlet'in kendi borcu olduğundan hiç bir garantiye gerek kalmaksızın güvenilir bir yatırım seçeneğidir. Hazine Müsteşarlığı aldığı borcu, anapara ve faizi ile beraber zamanında öder. Aynı zamanda Hazine'nin ihraç etmiş olduğu Devlet İç Borçlanma Senetlerinin bazıları dönemler itibariyle bazıları da vade sonunda faiz getirisi sağlarlar, bir çoğu likit enstrümanlar olup, istenildiği zaman nakde çevrilebilir.

1.2.2.1 Bütçe Finansmanında Kullanılan DİBS

Devlet Tahvili ve Hazine Bonosu olmak üzere iki çeşit Devlet iç Borçlanma Senedi Hazine tarafından ihraç edilmektedir. Devlet Tahvilleri bir yıl ve üzeri vadeli, Hazine Bonoları ise bir yıldan kısa vadeli devlet iç borçlanma senetleridir. Bunlara "pazarlanabilir" borçlanma araçları da denir (DPT, 2001: 98-100).

1.2.2.2 İhale Sistemiyle İhraç Edilen DİBS

İskontolu Senetler: İskontolu olarak satılan ve ihale yolu ile ihraç edilen Hazine Bonoları ve Devlet Tahvilleri genellikle kuponsuz senetlerdir. 1985 – 1986 yılları arasında 6 aylık Hazine Bonosu ve 1 yıllık Devlet Tahvili olacak şekilde sadece iki tip senet ihale yolu ile satılmış, 1986' dan itibaren Hazine ise sistematik bir ihale yolu ile satış sistemine geçmiştir.

Enflasyona Endeksli Senetler: 1997 yılında ihale yolu satış sistemi ile iki yıl vadeli ve üç ayda bir faiz ödemeli enflasyona endekslenmiş senet satışına başlanmıştır. Senetler dönemin değeri ile 100.000 TL. nominal fiyatlı olarak ihraç edilmekte, reel kupon faiz sistemi ile belirlenmekte ve ihale yolu ile satışta kabul edilen maksimum kupon faizi, bütün kazanan tekliflere uygulanmaktadır. Başka bir durumda her faiz ödeme döneminde mevcut anaparadaki yükseliş enflasyon oranı ile birlikte değerlendirilerek, artıştan gelen değer yatırımcıya ödenir.

Sabit Faizli, Kuponlu Devlet Tahvilleri: Hazine, borçlanma gereksinimini karşılarken farklı riskler ile karşılaşmaktadır. Mevcut bulunan piyasa faizlerinin yüksek olduğu durumlarda Hazine borçlanmasının vadesini azaltarak uzun vadeli maliyetlerinde bir azalma gerçekleştirmeye

çalışmaktadır. Faiz oranlarının azalmasının beklendiği durumlar için uzun vadeli borçlanmak yüksek bir maliyet riskini beraberinde oluşturmaktadır. Ayrıca borcun vadesi azaldıkça Hazine borcunu tekrarlama riski ile karşılaşmaktadır. Diğer bir deyişle roll-over (tekrarlama riski) riskinin yükselmesi piyasanın daha çok faiz beklemesi şeklinde oluşmaktadır.

Değişken Faizli Devlet Tahvilleri: Müsteşarlık, 1999' dan yılından itibaren değişken faizli devlet tahvillerinin ihale yolu satış sistemi ile satışını başlatmıştır. Bu araçların ihracı edilmesi ile Hazine Müsteşarlığı, iç borç birikiminin ortalama vadesini arttırmayı amaçlamaktadır. Müsteşarlığın borcun vadesini sabit getirili araçlar ile arttırması ile bu tahviller üzerinde bulunan faiz riski yatırımcılar için kalmakta, faiz oranlarının arttığı, alıcıların fon alma maliyetlerinin azaldığı durumlar için alıcılar zarar etmekte, faiz oranlarının azaldığı durumlarda ise alıcılar kar etme durumuna geçebilmektedir. Müsteşarlık bakımından faiz ile ilgili gelişmelere göre tam aksi bir durum oluşmaktadır. Enflasyonist politikalara karşı olarak uygulanan, faiz oranlarının azaldığı durumlarda Hazine Müsteşarlığı uzun vadeli ve sabit getirili borçlandığında reel maliyetlerinde beklenen artış meydana gelmekte, çıkan enflasyon ile reel maliyetlerde bir düşüş olmaktadır. Bu değişken faizli tahvil ile Hazine hem faiz riskini göğüslerken, hemde vade arttırarak borcunu tekrarlama (roll-over) riskini düşürmeyi planlamaktadır.

Bunun için üç yıl vadeli, üç aylık kupon ödemeli tahvillerin ihracına başlanmıştır. Bu tahvillerin kupon ödemeleri üç ay vadeli Hazine Bonosu ihalelerine göre değerlendirilmektedir.

1.2.2.3 “TAP” Sistemi ile İhraç Edilen DİBS

Hazine Müsteşarlığı 1988 yılında, "Tapping" (Musluk Sistemi), adında yeni bir ihraç yöntemin kullanımına başlamıştır. Sistem, Müsteşarlık için yatırımcılarına istediği zaman satın alacakları değişken faizli, uzun vadeli tahvilleri Merkez Bankası'nda (TCMB) depolama imkanı sunmaktadır. Ayrıca yatırımcılar için TCMB'den bu tahvilleri alana kadar mülkiyeti Hazine Müsteşarlığında kalmaktadır. TCMB, "Tap" satışları boyunca yalnızca aracı ve depolayıcı görevlerindedir. Bunun için tahvillere üç ay, altı ay veya yılda bir faiz ödemesi yapılabilmekte, vadelerinde ise; bir ile beş yıl arasında farklılık olabilmektedir. Faizler çoğunlukla eski dönemli Hazine Müsteşarlığı ihalelerine göre, dövize göre ya da Toptan Eşya Fiyat Endeksine bağlıdır.

1.2.2.4 Doğrudan Satış Yöntemi ile İhraç Edilen DİBS

Müsteşarlık, 1996 yılı ile bazı ABD Doları ve Alman Markı döviz çeşitlerinden DİBS ihracını başlatmıştır. Bu döviz çeşitlerine endeksli senetler, genellikle ihraç etmek istenen senedin para birimine bağlı olarak dünya piyasalarında en çok kullanılan faiz oran değerlerine (LIBOR, FIBOR, vd.) ek uygulanan bir getiri ihracı ile uygulanabilmektedir.

1.2.2.5 Halka Arz Yöntemi ile İhraç Edilen DİBS

Hazine, 1992 yılı birlikte üç ay ve altı ay vadeli Hazine Bonoları ile bir yıl vadeli Devlet Tahvillerinin özel veya kamu bankaları ayrıca diğer aracı kurumlar ile halka doğrudan satışına başlama ile, piyasaya yeni bir araç sunmakla birlikte alıcı portföyünü zenginleştirerek küçük yatırımcılar için fırsatlar oluşturmak amacı ile yeni bir borçlanma yolu belirlemiştir. Katılım oranını yüksek tutabilmek için senetlerin en küçük değeri beş ve on milyon (dönemin değeri ile) TL. olarak tercih edilmiştir. Ayrıca 1998 yılı başlangıç olarak döviz ve TÜFE'ye bağlı senetlerin de halka arz satışlarını başlatmıştır.

1.2.3 Uluslararası Sermaye Hareketlerini Etkileyen Faktörler

Sermayenin az olduğu ve birçok ülkenin bunu paylaşmak arzusu ayrıca uluslararası sermayenin ekonomik ve teknolojik gelişime yaptığı katkının önem düzeyinin artması ile birlikte ülkeler sermayeden paylarına düşen kısmı arttırmak için uluslararası sermayeye gerekli adımları atmaktan çekinmemektedirler. Eski dönemlerde uluslararası sermaye, eksik sermayeyi tamamlamak, işsizlik sorununa çözüm üretmek, verimli üretim gelişimini sağlamak, maliyetleri azaltmak, taşıma ve diğer giderlerinden tasarruf sağlamak, daha az vergi ödemek, nitelikli ve maliyeti az hammadde kullanmak ve ekonomik zenginliklerini artırma isteği uygun karşılanırdı. Ancak bugün, uluslararası sermaye beklentilerine arttırmaya devam etmektedir. Yeni teknolojik gelişim, verimli ve adil rekabet ortamı, know-how imkanı sunma, ekonomik gücü ve sermaye desteği yüksek olan ülkelere politik ve ekonomik destek alma, insan ve çevre faktörlerini koruma ve geliştirme, dünyaya açılma gibi yeni kavramlar ortaya çıkmıştır (Oksay, 1998: 4).

Küresel sermaye dolaşımını etkileyen temel noktalar sebepleri ile birlikte makro – mikro ekonomik faktörler, teknoloji transferi, bilgi açığı, vergi açığı gibi belli başlı odak noktaları açısından ele alınacaktır.

1.2.3.1 Makro-Ekonomik Faktörler

Dünyada farklı sermaye düzenleme politikaları tercih edilmesi, finansal ve parasal politika tercihlerinin, sermayenin açısından diğer paydaşlara geçmesinin sonuçlarından kurtulmaktır. Küresel sermaye; sıklıkla yüksek enflasyon ve daha az güçlü para değerlerine sahip olamayan ülkelerden; ekonomik açıdan istikrarlı, güçlü ve güvenli olan ülkelere doğru hareket etmektedir. Uluslararası sermayenin bir ülkede kendini gösterebilmesi için makro-ekonomik politikaların ve ayrıca istikrarlı büyümenin olması gerekmektedir. Genel olarak makro-ekonomik belirsizlik yatırımcı ve yatırımcı kararlarını, fiyatlar, maliyetler ve piyasanın diğer durumları hakkında yeni ve önemli bilgilerin oluşmasının beklenmesi şeklinde bir durumun ortaya çıkmasına sebep olmaktadır (Demirçelik ve Bahşayış, 1995: 11).

1.2.3.2 Mikro-Ekonomik Faktörler

Az gelişmiş, gelişmekte olan dünya ülke ekonomilerinde küreselleşme hareketleri sonucunda dış ve iç rekabetin ortamının artması, küresel hareketliliğin gevşekliği, desteklerin ve sınırlamaların ortadan kalkmaya başlaması, dünyaya açık sermaye yapısının oluşması ve anti-tröst yasaları gibi gelişmeler bu yapıdaki kolay etkilenen ülkelerde birçok büyük yatırımcı şirketin beklentilerini değiştirmektedir. Bu şirketlerin dezavantajına olan gelişmeler ışığında küçük ve orta ölçekli firmalar, piyasalarda kendilerini gösterebilmektedir. Önemli olan gelişmekte olan bir piyasaya sahip ülkenin büyüme beklentisini karşılamak, güçlü yatırımcılar yerine hali hazırda hızla gelişmekte olan yatırımcılara yapılacak desteklerle daha verimli olabilecektir. Bunlar dünyaya açılan güçlü yatırımcılara sahip ülkelerdeki, uluslararası sisteme adapte olmuş firmalardır. Sonuç olarak bu yatırımcıların likit akışları, benzer yapıda uluslararası ekonomik hareketliliği olan firmalarla aynı olacaktır. Bu sebeple likit akışı benzer olan firmalar sahip ülkelerde risk portföyü benzer olacaktır. Bu şekilde beklenen gelir ve risk portföyü çeşitlendirmesinde daha az ölçeğe sahip gelişmekte olan ülkelerin yatırımcıları tercih edilebilmektedir. Bununla birlikte, küresel firmalar için yatırım yaptığı ülkedeki ortaklık sınırlaması olan şirketlerin ve belli başlı endüstriyel firmalara yatırım yapılmasına engellenmesi gibi uygulamalar yine sorun teşkil eden ana nedenlerdendir. Maliyetlerin finans açısından fazlalığı, yönetim ile ilgili ve farklı kültürel yapıların varlığı, teknolojiye kontrol edilemeyen ilerleme ve nitelikli işgücünün olmayışı uluslararası sermaye dolaşımını engelleyen diğer temel noktalardır (Tezcanlı vd., 1994: 26).

1.2.3.3 Sosyal Faktörler

Sosyo-politik ve iktisadi nedenler öncelikli olarak ülkelerin borç sorumluluklarına etki etmektedir. Sosyal nedenlerde bu ülkelerin sosyo-politik ve iktisadi yapısını, beklentilerini etkiler. Sosyal nedenler sermaye hareketlerinde doğrudan olmayan açıdan varlığını gösterir. Bir ülkenin sosyal devamlılığı; demografi düzeni, nüfus hareketliliği ve yoğunluğu, eğitimsel gelişmişliği, inanç ve milliyetsel yönlerinden, işgücü ve sivil toplum örgütleri, gelir paylaşımı ve ailelerin tercih yapısı gibi faktörlerin toplamına göre ortaya çıkmaktadır (Çetinkaya, 2002: 28).

1.2.3.4 Teknoloji Transferi

Türkiye de dahil olmak üzere az gelişmiş ve gelişen ülkelerde küresel sermaye, bu ülkenin sermaye eksikliğini kapatmanın ve yine bu ülkeyi ekonomik risklerden kurtarmayla birlikte teknoloji gelişimi ve bilgi aktarımı sağlayarak ülke ihracatına katkı yapmakta, ve hatta ülkelerin demokratik-politik gelişimi sağlamaktadır. Bu yüzden, mevcut sermayeyle bu gelişimi meydana getirme gücüne sahip olmayan özellikle az gelişmiş ve gelişen ülkelerdeki yatırım şirketleri ortaklık kurabilecekleri küresel sermaye ile teknolojik gelişimi meydana getirerek ve ülke ekonomisinde daha aktif faaliyet göstereceklerdir. Gelişen ülkelerle birlikte gelişmiş ülkelerde yeni nesil teknoloji paylaşımı konusunda küresel sermayeli desteklere önemli ölçüde ihtiyaç hissetmektedir (Cömert, 2000: 5).

1.2.3.5 Bilgi Açığı

Az gelişmiş ve gelişen ülkelerin gelişim ve ilerlemelerinde doğru bilgiye dayalı endüstri, teknoloji ve sanayi inovasyonu dinamik dünyanın vazgeçilmezi olmuştur. Endüstri, teknoloji ve sanayi inovasyonuna ait bilgiler ise gelişmiş ülkelerin ve küresel yatırımcıların etkisindedir. Yeni nesil bilgi ve kullanımı, aktarımı, paylaşımı gibi süreçlerin içerisinde var olan tecrübenin oluşturulmasında ve bilgi açığının giderilmesinde doğrudan veya dolaylı olarak küresel sermaye faaliyetlerinin etkisi önemli noktadadır (IMF, 1999: 3).

1.2.3.6 Vergi Açığı

Dış ve iç borçlanmanın yüksek maliyet etkisi sebebiyle eksikliklerin karşılanmasında borçlanmanın yerine küresel sermayeye ihtiyaç arttığı bilinen bir gerçektir. Küresel sermayenin ülkelere girişi, katma değer oluşturma çeşidine göre ülkelerin vergi gelirlerinde yükselmeyi ortaya çıkarabilmektedir. Ancak, ülke ekonomilerine sağladıkları katma değer ve vergi ödemeleri

ile ciddi imkanlar oluřturan dođrudan yabancı yatırımlar haricinde, aşırı sermaye ihtiyaçlarından dolayı vergi uygulamalarının aksine meydana getirdikleri ya da az vergi aldıkları kısa vadeli sermaye hareketleri ve portföy yatırımları gibi küresel sermaye dolařımları daha etkilenmeye açık sonuçları ile ÷lke ekonomilerinde kriz meydana getirecek büyüklüklere gelmişlerdir. Azımsanmayacak derece çok ÷lke bu tür sermaye hareketlerinin ekonomileri bakımından negatif sonuçlarını kısmak amacıyla vergisel tedbirler geliřtirmektedirler (Erol, 2000: 77-78).

1.2.4 Volatilite Endeksi (VIX)

VIX, Chicago Board of Exchange (CBOE)'de işlem gören, 30 gün vadeli (put ve call) opsiyonlarının örtük volatilitelerinden oluřturulmuş bir endekstir. Hisse senedi opsiyonlarını ortalama volatilitesi bir endeks haline getirilmiştir. S&P 500 hisse senedi opsiyon fiyatlarını kullanan VIX, opsiyon fiyatlarının piyasa oynaklığı ile ilişkisinden hareketle, piyasanın "beklenen volatilitesi" ni tespit etmektedir (www.hazine.gov.tr).

İKİNCİ BÖLÜM

VOLATİLİTE (OYNAKLIK) MODELLERİ

2.1 Volatilite Kavramı

Markowitz (1952)' nin Portföy Teorisi üzerine yaptığı öncü çalışmasından günümüze volatilite; finansal varlık fiyatlama modelleri, portföy teorisi, risk yönetimi gibi finans alanlarında düzenli olarak kullanılan oldukça önemli bir kavram haline gelmiştir. Finansal piyasalarda piyasa aktörleri genellikle finansal varlık hareketlerinin aşağı yukarı değişimleri ile ilgilenmektedir. Çünkü finansal bir varlığın volatilitesi ne kadar yüksekse ürün o derecede riskli kabul edilir. Volatilite, bir değişkenin olası tüm değerlerinin yayılımı anlamına gelmektedir. Böylelikle volatilite, finansal bir varlığın fiyatında meydana gelen değişimin istatistiksel ölçüsüdür (Butler, 1999: 190).

Volatilite genel anlamda istatistiksel bir ölçü olmakla birlikte, volatilitenin belirsizlik, risk, değişim vb. kavramları temel alan farklı tanımları da mevcuttur. Finans alanında volatilite genellikle riskin ölçü birimi olarak kullanılmaktadır. Ancak volatilite, risk ile ilgisi olmasına rağmen tam olarak aynı değildir. Çünkü risk arzu edilmeyen sonuç ile ilişkili iken, belirsizliğin net bir ölçüsü volatilite arzu edilen bir sonuçtan da kaynaklanabilir. Bu önemli fark çoğunlukla gözden kaçırılmaktadır. Örnek olarak Sharpe oranını alalım.

Sharpe oranı bir yatırımın ortalama getirisini, riskin bir göstergesi olarak kendi volatilitesiyle karşılaştırmak suretiyle yatırımın performansını ölçmek amacıyla kullanılmakta ve aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Carassus ve Temam, 2014: 128):

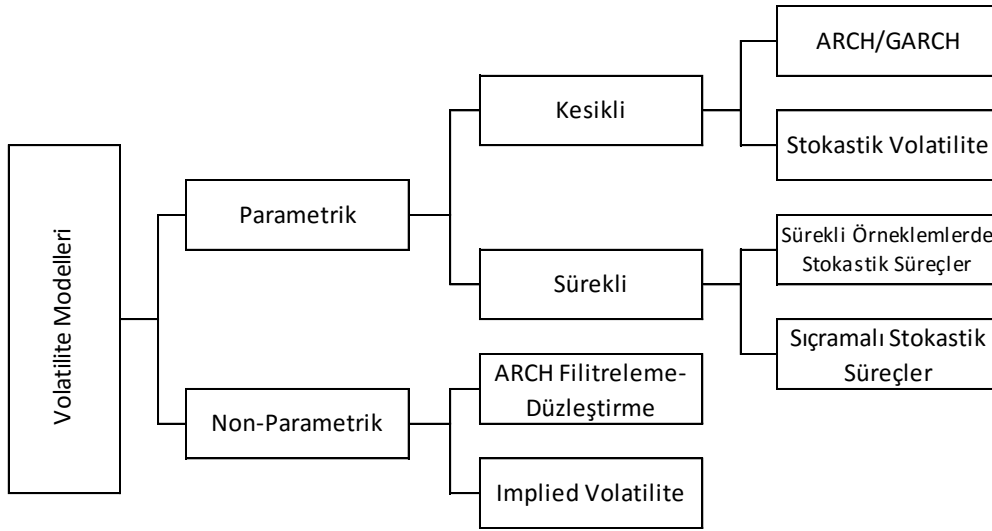
$$\text{Sharpe oranı} = \frac{(\text{Ortalama getiri, } \mu) - (\text{risksiz getiri oranı})^*}{\text{Getirilerin standart sapması}}$$

*Hazine Tahvil faizi gibi

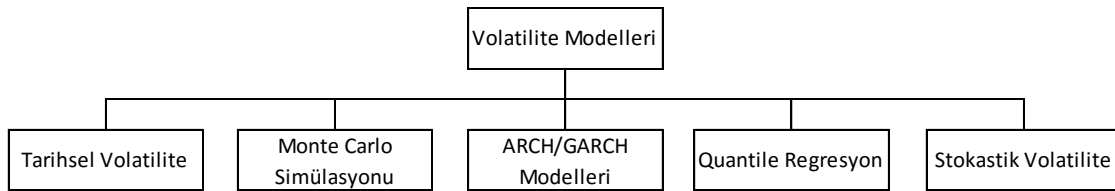
Volatilite varlık getiri dağılımının tek belirleyicisi olmamakla birlikte yatırım, portföy maliyeti, opsiyon fiyatlama, fiyat riskine karşı koruma (finansal koruma, hedging) ve risk yönetimi gibi birçok finans uygulamasında önemli bir girdidir. Finansal piyasaların volatilitesi siyasi gelişmeler, makroekonomi ve yatırımcıların davranışları ile belirlenen ve birçok boyutu olan önemli bir konudur. Bu nedenle volatilitenin araştırılmasına yönelik teorik ve ampirik çalışmalar zamanla ivme kazanmış ve yöntemlerin geliştirilmesine imkan sağlamıştır. Örneğin

volatilite önceleri bir malın fiyatlandırılması için kurulan model için bir girdi iken, son zamanlarda modelin temel unsuru haline gelmiştir.

Volatilite ile ilgili önemli bir konu; volatilitenin nasıl ölçüleceği sorunudur. Bir değişkenin ölçülebilir olması için, öncelikle gözlenebilir olması gerekmektedir. Volatilitenin önemli bir özelliği ise; doğrudan gözlenebilir olmamasıdır. Bu nedenle volatilitiyi ampirik olarak tahmin edebilmek için çok sayıda alternatif ölçüm yöntemleri geliştirilmiştir.



Şekil 2.1 Andersen vd. (2002) Volatilite Modelleri Sınıflandırması



Şekil 2.2 Huang (2011) Volatilite Modelleri Sınıflandırması

Tablo 2.1 Mazıbaş (2004) Volatilite Modelleri Sınıflandırılması

İktisadi ve Finansal uygulamalarda kullanılan volatilite modelleri doğrusal olup olmadıklarına göre aşağıdaki gibi sınıflanabilir:
Ortalamada ve varyansta doğrusal modeller: ARMA modelleri
Ortalamada doğrusal, varyansta doğrusal olmayan modeller: ARCH/GARCH modelleri
Ortalamada ve varyansta doğrusal olmayan modeller: Karma eşikli GARCH hata modelleri

2.2 Volatilitenin Ölçümü

2.2.1 Tarihsel Volatilite

Volatilite için en basit model tarihsel tahminidir. Tarihsel volatilite, finansal varlığın geçmiş dönem fiyat hareketlerinin (tarihsel dönemde getirilerin varyansını veya standart sapmasını hesaplanmasını içerir) gelecekteki fiyat hareketlerinin göstergesi olduğu varsayımına dayanır. Tarihsel ortalama varyans daha çok opsiyon fiyatlarını modellemede kullanılmaktadırlar. Tarihsel volatilite modellerinden daha karmaşık zaman modellerin öngörü yeteneği karşılaştırmak için referans noktası olarak yararlanılır.

2.2.2 Implied (Zımnı) Volatilite

Finansal opsiyonlar için kullanılan fiyatlandırma modelleri volatilitenin tahmin edilmesini gerektirir. İşlem verilerinden elde edilen bir işlem seçeneği fiyatı göz önüne alındığında, bu seçeneğin değerlemesi, zımnı opsiyonun ömrü boyunca volatilite tahminlerini belirlemek mümkündür. Standart Black-Scholes modeli kullanıldığında, opsiyon fiyatı, vadeye kadar zaman, ilgi, grev fiyat ve altta yatan varlığın cari değerinin risksiz oranı, bütün ayrıntıları belirtilen opsiyon sözleşmeleri veya piyasa verileri mevcuttur. Zımnı volatilitayı elde etmek için bu miktarlar göz önüne alındığında, sayısal bir prosedür olan Newton-Raphson yöntemini kullanmak mümkündür.

2.2.3 Aşırı Değer Volatilite Tahmincileri

Son yıllarda, volatilitenin ölçülmesinde tarihsel standart sapma ve varyansın yanı sıra çeşitli aşırı değer tahmincileri de önerilmektedir. Aşırı değer tahmincileri ilgili işlem gününde

açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük fiyatlara ilişkin bilgiyi kullanarak etkinliği arttırmayı amaçlayan yöntemlerdir. Son yıllarda Parkinson (1980), Garman ve Klass (1980) gün içinde gözlemlenen yüksek ve düşük fiyatları kullanarak varyans tahmincileri geliştirmişlerdir.

Finansal piyasalarda alım-satımların sürekli olduğu, devamlı gözlemlendiği ve fiyatların log-normal dağıldığı varsayımı altında; aşırı-değer tahmincileri, sadece günü sonundaki “anlık” fiyatı değil, işlem günü boyunca gözlemlenen fiyatların sıralamasını veya dağılımını dikkate aldığı için, fiyat aralığı (close-to-close) tahmincisinden çok daha etkindir. Böylelikle alım yapanlar (traders) daha etkin bir volatilitate tahmini ile opsiyonlarının pazarın altında veya üstünde fiyatlandığını çok daha kolay fark edebilirler. Gerçekte piyasalarda alım-satım sürekli olmadığı için, aşırı-değer tahmincilerinin aşağı doğru eğimli (sapmalı) olduğunu, çünkü “gerçek” yüksek fiyatların ve düşük fiyatların gözlemlenemez biçimde kalabildiğini ispat etmektedirler. Sapmanın bir diğer nedeni, fiyatlardaki ayrıklıktır (discreteness) veya Marsh ve Rosenfeld (1986)’ de tartışıldığı üzere “bir-sekiz” problemidir. Ampirik literatürde Edwards (1988); S&P500 ve Value Line nakit indeksleri için Parkinson tahmincisinin, kapanış fiyatları tahmincisine göre bariz biçimde aşağı doğru eğimli olduğunu göstermiştir. Wiggins (1991) ise bireysel stokların volatiliteleri konusunda aynı sonuca ulaşmıştır ve görece olarak düşük alım-satım hacimli stoklar için olabilecek en keskin aşağı doğru eğimi bulmuştur.

Fiyat aralığı ya da aşırı değer olarak bilinen yüksek-düşük (High-Low, kısaca H-L) değerlere dayalı volatilitate tahmin yöntemi veriye ulaşabilme ve hesaplama yönteminin kolay olması nedeniyle uygulama açısından çok uygundur. H-L değerlerden hesaplanan volatilitate tahmincisi; getirilerin normal dağıldığı varsayımına dayanmaktadır. Parkinson (1980) tarafından önerilen 2.1 denklemindeki volatilitate tahmincisi geometrik Brownian hareketi takip eden bir fiyat sürecine aşırı değer yönteminin uygulanmasından ibarettir.

$$\hat{\sigma}_p^2 = \frac{(\ln H_t - \ln L_t)^2}{4 \ln 2} \quad 2.1$$

Denklemden H_t , t. günde en yüksek fiyatı, L_t ise en düşük fiyatı ifade etmektedir.

Zaman içerisinde mevcut tahmincilerin varsayımlarını esneten ve bilgiyi arttıran çok sayıda alternatif aşırı değer tahmincisi geliştirilmiştir. Uygulamalı çalışmalar aşırı değer tahmincilerinin etkinlik bakımından genellikle iyi performans gösterdiğini ancak basit tarihsel standart sapma ile mukayese edildiğinde sapmasızlık sorunu olduğunu göstermektedir.

2.2.4 Parametrik Olmayan Volatilite Tahmincisi

Volatilite ölçümünde ilginç bir gelişme; parametrik olmayan volatilite tahmincisi bütünleşik veya gerçekleşmiş varyans (realized variance) ölçüsünün kullanılmasıdır. Gerçekleşmiş volatilite gün içindeki 5 veya 15 dakika gibi kısa zaman dilimlerindeki getiri kareleri kullanılarak hesaplanan volatilite tahminleri anlamına gelmektedir. Esasen gerçekleşmiş varyans, gerçekleşmiş volatilite olarak adlandırılmakta ve sürekli zamanda yayılım sürecinin temelindeki karesel değişimi ölçmektedir.

2.3 Volatilitenin Tahmininde Koşullu Değişen Varyans Modelleri

2.3.1 Üssel Ağırlıklandırılmış Hareketli Ortalama Modeli (EWMA)

Varyansın zamana bağlı olarak modellenmesinde yaygın uygulama alanına sahip yöntemlerden birisi üstel ağırlıklandırılmış hareketli ortalama (EWMA) yaklaşımıdır. Özellikle finans danışmanlık şirketi RiskMetrics'in hesaplamalarda EWMA yaklaşımını benimsemesinden sonra yöntemin kullanımı yaygınlık kazanmış, J.P. Morgan (1996) tarafından GARCH(1,1) modelinden etkilenerek üretilmiştir. EWMA yaklaşımının sağladığı avantaj, gözlemlenen değerlerde meydana gelebilecek ani şoklara karşı volatilitenin hesaplamasına bu şoku hemen yansıtması ve ardından üstel azalan ağırlıklarla şokun diğer gözlemler üzerindeki etkisini hızla düşürmesidir. Dolayısıyla EWMA hesaplamasında son dönem gözlemlerin ağırlığı daha yüksektir. EWMA modeli, varlık getirilerinin simetrik ve bağımsız olarak dağıldığı varsayımına dayanmaktadır. EWMA modeline göre günlük getirisinden hesaplanan varyans formülü aşağıdaki gibidir:

$$\hat{\sigma}_t^2 = (1 - \lambda) \sum_{i=1}^m \lambda^{i-1} r_{t-i}^2 \quad 2.2$$

Denklemden $\hat{\sigma}_t^2$ t zamanında tahmin edilen varyans, azalma (eksilme, decay) faktörü λ 'ın ve veri büyüklüğü m 'in ne olması gerektiğine karar vermek modelde iki önemli noktadır. λ katsayısı 1'e yaklaştıkça geçmişteki gözlemlere daha çok ağırlık verilmekte, 1'den uzaklaştıkça yakın tarihlerdeki verilere daha fazla ağırlık verilmektedir (Mina ve Xiao, 2001: 15). λ nın değerinin doğru tespit edilmesi, volatilitenin doğru hesaplanabilmesi açısından önem arz etmektedir. EWMA modeli ile volatilite, RiskMetrics tarafından hesaplanmakta ve bilgiler piyasa ile paylaşılmaktadır. Bu nedenle, EWMA model RiskMetrics tahminci olarak da bilinmektedir. RiskMetrics, günlük getirilere dayanan analizlerde λ nın değeri için 0.94, aylık getiriler için ise

0.97 alınması önermektedir (RiskMetrics ülkeler itibariyle λ için optimum değerler önermektedir. Bu değer örneğin Meksika için 0.89, Filipinler için 0.92, Güney Kore için 0.95 iken Türkiye için 0.97'ye eşittir). Veri büyüklüğüne karar vermek için ise α anlamlılık düzeyi olmak üzere:

$$m = \frac{\log \alpha}{\log \lambda} \quad 2.3$$

formülü kullanılmaktadır (Genç, 2009: 109).

2.3.2 Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Klasik doğrusal regresyon modelinin temel varsayımlarından biri, tahmin edilen modelin hata terimi varyansının zaman içinde sabit (homoskedastik) karaktere sahip olmasıdır. Ancak değişen varyanslı olma sorunu genel olarak yatay-kesit (cross-section) verilerinde oluşan bir sorun olmanın yanı sıra, faiz oranı, hisse senedi fiyatı ve döviz kuru gibi finansal zaman serilerinin tahmin edilmesini hedefleyen ekonometrik modellerde de hata varyansının zaman içinde değişebildiği tespit edilmiştir. Hata teriminin varyansının sabit olmadığı durum değişen varyans (heteroskedasite) olarak tanımlanmaktadır.

Klasik bir zaman serisi modelinde sabit varyanslı olamama sorununda, En Küçük Kareler (EKK) tahmin edicisi sapmasızlık ve tutarlılık özelliklerini kaybetmemektedir. Ancak, değişen varyans sorunu taşıyan bir modelde etkinlik özelliği kaybedilmekte ve sonuç olarak parametre tahminleri istatistiki açıdan anlamsız, yorumlanamaz yapıya gelebilmektedir.

Engle (1982), İngiltere enflasyon oranı verilerini analiz ederek, hata terimlerinin varyansının sabit olmadığı göstermiştir. Bu çalışmada enflasyon modellerinde küçük ve büyük tahmin hatalarının kümeler halinde meydana geldiği sonuç olarak da tahmin hataların varyansının önceki dönem hata terimlerinin büyüklüğüne bağlı kaldığı gözlemlenmiştir. Engle, zaman serisi verileri için çoğunlukla öngörülerinde kendisini gösteren otokorelasyonun ve özellikle koşullu değişen varyans modeli (Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity-ARCH) olarak adlandırılan yöntemle modellenmesi gerektiğine dikkat çekmiştir. Zaman serisinin doğrusal olmayan durağan modeli ARCH modelde zaman serisinin koşullu değişen varyansı otoregresif sürece göre değişiklik göstermektedir. ARCH modelde hata teriminin varyansı önceki dönem hata terimlerinin kareleri ile ilişkilendirilmektedir. Böylece ARCH model, klasik zaman serisi

modellerinin tahminlerinde sabit varyans varsayımını kaybederek hata terimi varyansının önceki dönem hata terimlerinin karelerinin bir fonksiyonu olarak değişmesine olanak sunmaktadır.

Engle (1982) koşullu volatilitiyi hesaplamak amacıyla, otoregresif koşullu değişen varyans modelini (ARCH model) önermiştir. ARCH modelindeki ana düşünce, bir sonraki döneme ilişkin varyans öngörüsünün önceki dönemlerde mevcut olan bilgiye bağlı kalmasıdır. Bu durumda $(t - 1)$ zamanındaki bilgi F_{t-1} , geçmiş dönem getirilerinin doğrusal fonksiyonundan ibarettir. Bu bağlamda volatilité modellerinin doğru perspektif içinde ifade edilebilmesi için getirinin koşullu ortalama ve varyansının hesaplanmasında geçmiş dönem bilgisinin kullanılması faydalıdır.

Aşağıda detaylı şekilde anlatılacak olan ARCH model ve ailesi finansal varlıkların modellenmesinde birçok araştırmacı tarafından uygulanmış ve diğer modellere kıyasla üstünlüğü ortaya konmuştur.

Finansal bir varlığın, koşullu değişen varyans modelleriyle volatilité modelini oluşturmak için öncelikle aşağıdaki aşamaların uygulanması gerekmektedir (Tsay, 2010: 113):

- Veride otokorelasyonun varlığı test edilerek ortalama denkleminin belirlenmesi ve eğer gerekiyorsa herhangi bir doğrusal bağımlılığı (multicollinearity) kaldırmak için ARMA model gibi bir ekonometrik model kurulması,
- ARCH etkisini test etmek için ortalama denkleminin kalıntılarının hesaplanması,
- ARCH etkisi istatistiksel olarak anlamlı ise volatilité modeli belirlemek, ortalama ve volatilité denklemlerinin ortak bir tahminini yapmak,
- Uygun modeli dikkatlice test etmek ve gerekiyorsa revize etmektir.

2.3.2.1 Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Simetrik koşullu değişen varyans modellerinde piyasaya etki eden olumlu (iyi) ve olumsuz (kötü) haberlerin volatilité üzerindeki etkisinin aynı olduğu varsayılmaktadır. Engle (1982)'nin önerdiği otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) modeline dayanmaktadır. Bollerslev (1986), ARCH modeline koşullu varyansın gecikmelerini de ekleyerek geliştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans (GARCH) modelini geliştirmiştir. Engle, Lilien ve Robins (1987)'nin ortalamada ARCH (ARCH-M) ve ortalamada GARCH (GARCH-M) modelleri volatilité üzerindeki simetrik etkiyi açıklayan modellerdir. Ding, Granger ve Engle (1993) volatilitenin ölçümünde mutlak getirilerin kullanılmasını önermiştir. Davidian ve Carrol (1987)

da mutlak getirilerin kullanıldığı volatilité spesifikasyonunun normal olmama (non-normality) ve asimetriye karşı daha dayanaklı olduğunu göstermişlerdir.

2.3.2.1.1 ARCH Modeli

ARCH yöntemi Engle (1982) tarafından bulunmuş ve daha sonra birçok araştırmacı tarafından geliştirilip, finansal serilerin modellenmesinde diğer modellere nazaran daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Engle, ARCH model ile bir serinin koşullu ortalama ve varyansının eşzamanlı olarak ayrı ayrı modellenmesinin mümkün olduğunu göstermiştir. ARCH modelinde ana düşünce, bir sonraki döneme ait varyans beklentisinin önceki dönemlerde bulunmuş olan bilgiye dayanmasıdır. Bir rassal değişkenin varyansı tahmin edildiğinde ve y_t olduğu varsayılırsa, önceki döneme ait bilgiye bağlı olarak tahmin edilen varyans $\text{Var}(y_t|y_{t-1})$ ifade edilmekte ve y_t nin koşullu varyansı olarak isimlendirilmektedir.

ARCH modelinin genel özellikleri kısaca şu şekilde sıralanabilir:

(i) Finansal varlık getirilerinin belirleyici unsurlarından şoklar (ε_t) otokorelasyonsuz ancak bağımlıdır. Volatilité modelleri de bu bağımlılığı yansıtmayı amaçlamaktadır. Eğer getiri serilerinde otokorelasyon varsa genellikle zayıf otokorelasyondur.

(ii) ε_t lerin bağımlılığı yine ε_t nin geçmiş değerlerinin basit karesel fonksiyonuyla ifade edilmektedir.

(iii) Tarihsel volatilité modellerinin aksine ARCH modelinde geçmiş dönem standart sapmaları kullanılmaz finansal varlıkların koşullu varyansı en çok olabilirlik yöntemi aracılığıyla formüle edilir. Engle, (1982) değişen varyans modelinde EKK yönteminin kullanılması durumunda etkin tahmin elde edilemeyeceğini ileri sürerek, ARCH modellerinin tahmininde en çok olabilirlik veya Quasi – Maksimum olabilirlik yöntemini kullanılmasını önermiştir.

Buna göre ARCH model için:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_t x_t + u_t \quad u_t \approx N(0, \sigma_t^2) \quad 2.4$$

$$\sigma_t^2 = \text{var}(u_t | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots) = E \left[(u_t - E(u_t))^2 | u_{t-1}, u_{t-2}, \dots \right] \quad 2.5$$

Detaylı bir şekilde incelemek için ARCH(1) modelini ele alalım:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 \quad 2.6$$

Burada α_0 ve α_1 modelin bilinmeyen parametreleridir ve koşullu varyansın pozitif olabilmesi için $\alpha_0 > 0$ ve $\alpha_1 \geq 0$ koşullarına bağlıdır. Denklem (2.6) dan görüldüğü üzere ARCH(1) spesifikasyonunda koşullu varyans sadece şok olarak adlandırılan hata teriminin bir dönem gecikmeli değerinin karesinin bir fonksiyonudur. Bu durum t-1 zamanında meydana gelen şokun (mutlak değer olarak) t zamanında daha büyük bir varyansa sebep olacağı anlamına gelmektedir. Pozitif ve negatif şokların etkisi eşittir, böylece model simetriktr.

ARCH modelin varsayımları altında volatilitedeki otokorelasyon, koşullu varyansın geçmiş dönemlerdeki hata terimlerinin karelerine bağlı olarak modellenir.

Denklem (2.4) ve (2.6) ARCH modelinin en genel biçimi olan p gecikmeye kadar arttırılabilir ve ARCH(p) modelini oluşturur ve aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-p}^2 \quad 2.7$$

Literatürde koşullu varyans σ_t^2 , h_t olarak isimlendirilir ve ARCH(p) modeli şu şekilde ifade edilir:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_t x_t + u_t \quad u_t \approx N(0, h_t) \quad 2.8$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-p}^2 \quad 2.9$$

Burada u_{t-p}^2 ' ler büyük ise koşullu varyans da büyük, küçük ise koşullu varyans da küçük hesaplanacaktır. Genellikle p, finansal piyasalardaki volatilitenin sürekliliği (direnci, persistence) sebebiyle yüksek derecedendir. Volatilitenin modellendiği biçimden hareketle h_t ; t-1 zamanında bilinmektedir. Böylece bir dönem sonrası için öngörü kolaylıkla mümkündür.

2.3.2.1.2 ARCH Modelinin Dezavantajları

ARCH modeli varlık getirilerinde görülen volatilitenin tahmin edilebilmesi için parametrik bir yapı önererek bir takım avantajlar sağlamasına karşın önemli bir takım dezavantajlara da sahiptir. Tsay (2010) söz konusu dezavantajları aşağıdaki gibi ifade etmiştir.

- Modelde negatif ve pozitif şokların, önceki dönem şokların karelerine bağlı olmaları dolayısıyla volatilité üzerinde aynı etkiye yol açtıkları varsayılmaktadır. Ancak uygulamada finansal varlık fiyatlarının negatif ve pozitif şoklara farklı biçimde, diğer bir ifade ile asimetric olarak karşılık verdiği çok iyi bilinen bir gerçektir.

- ARCH modeli oldukça kısıtlayıcıdır. Örneğin ARCH(1) modelinde serinin dördüncü momentinin sonlu olabilmesi, α_1^2 nin $[0,1/3]$ aralığında olması koşuluna bağlıdır. Kısıtlama yüksek dereceli ARCH modelleri için anlaşılması zor hale gelmektedir.

- Finansal zaman serilerinde ARCH modelindeki değişimlerin kaynağının anlaşılmasında yeni bir eklenti yapmamakta sadece koşullu varyansın nasıl davranacağını tespit edilmesi amacıyla yönelik olarak doğrudan bir yol önermektedir. Böyle davranışların meydana gelmesindeki sebeplerin ne olduğu hakkında bilgi vermeyecektir.

- ARCH modelleri finansal zaman serilerine gelen büyük şoklara karşı yavaş tepki verdiği için, finansal serilerinin volatilitelerini olduğundan daha büyük öngörmektedir.

2.3.2.1.3 ARCH Etkisinin Testi (ARCH LM Testi)

Tahmin edilen modelde ARCH etkisinin varlığının test edilmesi gerekmektedir. ARCH etkisinin testi, Engle (1982) nin önerdiği Lagrange Çarpanı (Lagrange Multiplier-LM) testi, ARCH LM testi olarak da bilinen hata kareleri kullanılarak 3 adımda aşağıdaki şekilde yapılmaktadır.

(i) ARCH etkisinin testi için, ilk olarak ortalama denklemi(mean equation) istenilen herhangi bir şekilde modellenir ve hata değerleri elde edilir.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_t x_t + u_t \quad 2.10$$

(ii) Hata terimlerinin kareleri alınır. Hata terimlerinin karelerinin bağımlı değişken olduğu açıklayıcı değişkenlerin ise araştırılan gecikmeye kadar hata terimlerinin karelerinin gecikmeli değerleri modele dahil edilir ve regresyon yapıp R^2 değeri elde edilir.

$$u_t^2 = \gamma_0 + \gamma_1 u_{t-1}^2 + \gamma_2 u_{t-2}^2 + \dots + \gamma_p u_{t-p}^2 + v_t \quad 2.11$$

(iii) Test istatistiği TR^2 hesaplanır ve q serbestlik dereceli χ^2 dağılımı gösterir. Temel ve alternatif hipotezler;

$$H_0: \gamma_1 = 0 \text{ ve } \gamma_2 = 0 \text{ ve } \gamma_3 = 0 \text{ ve } \dots \text{ ve } \gamma_p = 0$$

$$H_1: \gamma_1 \neq 0 \text{ veya } \gamma_2 \neq 0 \text{ veya } \gamma_3 \neq 0 \text{ veya } \dots \text{ veya } \gamma_p \neq 0$$

şeklinde ifade edilmektedir. Temel hipotezin kabul edilmesi durumunda varyansının modellenemediği yani ARCH etkisinin olmadığı, alternatif hipotezin kabul edilmesi durumunda ise varyansın modellendiği yani ARCH etkisinin var olduğu tespit edilmiş olur (Brooks, 2014: 251).

2.3.2.1.4 Genelleştirilmiş ARCH (GARCH) Modeli

Genelleştirilmiş ARCH (GARCH) model, ARCH modelin uzantısı olup ARCH modelin uygulamada ortaya çıkan zorluklarını gidermek amacıyla Bollerslev ve Taylor (1986) tarafından geliştirilmiştir. Sözü edilen zorluklardan biri ARCH modelinin tahmin sürecinde koşullu varyans denkleminde yer alan hata terimi karesi değişkenine ilişkin çok sayıda gecikmenin istatistiksel olarak anlamlı çıkması sonucunda tahmin edilecek parametre sayısının artmasıdır. GARCH(p,q) modelinin hata terimlerinin karesi:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p u_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 \quad 2.12$$

ya da

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad 2.13$$

ile tanımlanmaktadır. Denklem (2.13) de görüldüğü gibi GARCH modelinin, ARCH modelinden farkı, koşullu varyans denkleminde koşullu varyansın gecikmelerine de yer verilmesidir. Böylece koşullu değişen varyans modeli otoregresif ve hareketli ortalamalar özelliklerini bir arada taşımaktadır.

2.3.2.2 Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri

ARCH ve GARCH modelleri incelendiğinde hataların kareleri alındığı için şokları işaretleri kaybolmaktadır. Sadece büyüklükleri yorumlanabilmektedir. Diğer bir deyişle modelde aynı büyüklükte pozitif şoklar ile negatif şokların volatiliteye etkisi aynı olarak hesaplanmaktadır. Bu ise finansal varlık serilerinde var olan bir gerçeği tam olarak yansıtamamaktadır. Bu gerçek aynı büyüklükteki bir negatif şokun(kötü haber) volatiliteye etkisi pozitif şoktan(iyi haber) daha fazla olduğudur. Hisse senedi getirilerinde bu tip asimetrikler

kaldıraç etkisi (leverage effect) olarak isimlendirilmektedir. Firmanın hisse senetlerindeki düşüş borç öz sermaye oranında yükselmeye sebep olacaktır. Dijk ve Franses (2000)' e göre finansal varlıklara ilişkin zaman serilerinin koşullu varyansının davranışı, genellikle bir önceki getiriye göre asimetrik yapıdadır. Ayrıca durgunluk dönemlerinde, finansal varlıkların volatilitesi yüksek seviyededir. Kısacası asimetrik volatiliteler finansal zaman serilerinin karakteristik özelliğidir (Li ve Li, 1996: 253-274).

En çok kullanılan asimetrik GARCH modelleri Eşik Değerli ARCH modelleri (TARCH – Threshold ARCH) veya TARARCH modeline çok benzeyen GJR – GARCH modeli, sırasıyla Zakoian (1994) ve Glosten, Jaganathan ve Runkle (1993) tarafından tespit edilmiştir ve EGARCH (Exponential GARCH) modeli, Nelson (1991) tarafından geliştirilmiştir.

2.3.2.2.1 Üstel GARCH (EGARCH) Modeli

Finansal zaman serilerinde varlığı bulunan leptökortik yapı ve volatiliteler kümelenmesi, GARCH modeli ile etkili bir şekilde tespit edilebilmektedir. Ancak GARCH süreci varyans yapısındaki negatif ve pozitif şokları birbirinden ayırmaya yarayan asimetriyi yakalamakta etkili sonuçlar vermediği ve başarısız olduğu için Nelson (1991) tarafından volatiliteler yapısındaki asimetriyi dikkate alacak şekilde, GARCH modelinin zayıf yönlerini bertaraf etmek için Üstel GARCH (EGARCH) modeli geliştirilmiştir. EGARCH modelinde finansal piyasalarda oluşan aşağı ve yukarı hareketlerin finansal varlıkların gelecekteki volatilitelerinin tahmin edilebilirliği açısından aynı etkiye sahip olmama olasılığı dikkate alınmaktadır. Volatilitenin tahmin edilmesinde aşağı doğru hareketler, yukarı doğru hareketlere göre daha etkilidir. “Kaldıraç Etkisi” olarak adlandırılan bu etki ilk olarak Black (1976) tarafından ortaya atılmıştır. Piyasaya gelen olumsuz bir haberin olumlu bir habere göre finansal varlıkların oynaklığı üzerinde daha fazla etkili olduğunun ileri sürüldüğü bu durum aşağıdaki gibi modellenmiştir:

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \ln(\sigma_{t-i}^2) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \quad 2.14$$

2.14 nolu eşitlikte görüldüğü üzere EGARCH modelinde bir zaman serisinin koşullu varyansı, kendi geçmiş değerlerinin ve gecikmeli kalıntılarının büyüklüğü ve işaretinin doğrusal olmayan bir fonksiyonudur. Koşullu varyans denkleminde yer alan $\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}$, standardize edilmiş hata

terimleridir. EGARCH modelinde hata terimlerinin geçmiş değerleri yerine standardize edilmiş hata terimlerinin kullanılıyor olması şokun büyüklüğü ve kalıcılığı hakkında bilgi vermektedir.

Modelin bilinmeyenleri α_0 , α_i , β_i , γ_i parametreleri olup, mutlak değer operatörüdür. $\sum_{i=1}^p \beta_i < 1$ ise süreç kovaryans durağandır (Harvey A., ve Sucarrat G., 2014, s.320-338). Aşırı basıklığı dikkate almak amacıyla EGARCH modelinde hata teriminin genelleştirilmiş dağılıma (GED) uygunluk gösterdiği varsayılmaktadır.

Uygulamada EGARCH modeli, GARCH modeline göre bir takım avantajlar sağlamaktadır. ARMA(p,q) modellerinin kısıtlanmış hali olan EGARCH modeli, doğrusal GARCH(p,q) modeline benzemeksizin koşullu varyansın negatif olmamasını garantilemek için α_i , β_i parametrelerine kısıtlama getirmez. Volatilite üzerinde farklı etkileri olan ε_t ' nin negatif ve pozitif değerler almasına imkan sağlar. EGARCH modelinde koşullu varyans log-doğrusal formda modellenmiştir. Böylece EGARCH modeli için, GARCH modelinde varyansın pozitif olmasını sağlayan parametrelere getirilen negatif olmama kısıtına esasen gerek yoktur. Çünkü tahmin edilen GARCH modelinin parametreleri negatif olsa dahi, logaritmik dönüşüm yapıldığı için koşullu varyans pozitif olacaktır. Bu durum EGARCH modelinin bir avantajıdır. Koşullu varyans denkleminde yer alan γ_i parametresiyle ilişkili olarak $\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}$ değişkeni EGARCH modeline asimetric karakter kazandırmaktadır. γ_i parametresi volatilitede “Kaldıraç Etkisi” ni tanımlayan asimetric kaldıraç katsayısıdır. γ_i parametresi genellikle negatif değer almakla birlikte pozitif değerlerde alabilmektedir.

Buna göre istatistiksel olarak anlamlı olan negatif, $\gamma_i < 0$ parametresi, pozitif getiri şoklarının negatif getiri şoklarından daha az volatilite oluşturduğunu göstermektedir. Örneğin hisse senetlerinin volatilitesi, negatif getirilerin sonrasında artma, pozitif getirilerinin sonrasında düşme eğilimindedir. Ayrıca EGARCH modeli en çok olabilirlik yöntemi kullanılarak tahmin edilmektedir.

Sonuç olarak EGARCH modeli GARCH modelinden iki önemli sebepten dolayı farklılaşmaktadır. Bunlardan ilki GARCH modelinde olumlu ve olumsuz haberler volatilite üzerinde aynı etkiye sahipken EGARCH modelinde farklı etkiye sahiptir. İkincisi ise EGARCH modelleri önemli haberlerin volatilite üzerinde GARCH modele göre daha büyük etkiye sahip olmasına imkan tanır (Daly, 2008: 2377-2393).

Ancak EGARCH modeli bahsedilen avantajlarına rağmen modelin tahmininde yüksek dereceden doğrusal olmayan algoritmanın kullanılmasının sonucunda modelin tahminini teknik olarak güçleştirmektedir.

Parametreleri yorumlamak için EGARCH(1,1) modelini yazarsak:

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \beta_1 \ln(\sigma_{t-1}^2) + \alpha_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad 2.15$$

$\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} > 0$, pozitif ise şokların koşullu varyansın logaritması üzerindeki etkisi $(\alpha_1 + \gamma_1)$ ' ya eşittir. $\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} < 0$, negatif ise şokların koşullu varyansın logaritması üzerindeki etkisi $(\alpha_1 - \gamma_1)$ olacaktır. EGARCH modelinde asimetrik volatilitenin varlığı ise γ_i parametresinin istatistiksel açıdan anlamlı olmasına bağlıdır. γ_i parametresi, sıfırdan küçük ($\gamma_i < 0$) ise kaldıraç etkisi vardır. γ_i parametresi, ($\gamma_i = 0$) sıfıra eşit ise pozitif bir şok ($\varepsilon_{t-1} > 0$) ile negatif bir şok ($\varepsilon_{t-1} < 0$) volatilitenin üzerinde aynı etkiye sahiptir. γ_i parametresi $[-1,0]$ arasında bir değer alırsa, volatilitenin pozitif bir şok negatif bir şoktan daha az arttırmaktadır. Son olarak γ_i parametresi, ($\gamma_i < -1$) eksi birden küçük bir değer alırsa negatif şoklar volatilitenin arttırırken, pozitif şoklar volatilitenin azaltır.

2.3.2.2.2 Eşik Değerli ARCH (TARCH – Threshold ARCH) Modeli

Asimetrik etki deyince; varlık fiyatları üzerindeki beklenmeyen azalmaları oynaklığı beklenenden daha fazla arttırması, diğer bir ifade ile kötü haberlerin (negatif şokların) oynaklığı iyi haberlerden daha fazla yükseltmesidir. Zaman serisinde asimetrikliğin volatilitenin üzerindeki etkisi Black (1976) tarafından tespit edilmiştir. ARCH(p) ve GARCH(p,q) modellerinde, pozitif ve negatif değişim koşullu volatilitenin üzerinde aynı etkiye sahip olduğundan, asimetriklik dikkate alınmamaktadır.

Zokaian 'ın TGARCH modeli GJR – GARCH modeli ile çok benzerdir fakat modelde koşullu varyans yerine koşullu standart sapma kullanılmaktadır.

Buna göre Glosten, Jagannathan ve Runkle (1993) tarafından önerilen eşik değerli ARCH (TARCH veya GJR – GARCH) model volatilitenin asimetrikliği dikkate almaktadır. TARCH modelde şok olarak adlandırılan pozitif veya negatif haberlerin volatilitenin üzerindeki etkisinin birbirinden farklı diğer ifade ile asimetrik olduğu varsayılmaktadır.

$\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ ve $z_t \sim \text{IID}(0,1)$ olmak üzere TARARCH modelinin koşullu varyans denklemi şu şekildedir:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^q (\alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \gamma_j D_{j,t-j} \varepsilon_{t-j}^2) \quad 2.16$$

Burada,

$$D_{t-1} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \text{ ise} \\ 0, & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \text{ ise} \end{cases} \quad 2.17$$

şeklinde ifade edilen kukla değişkendir.

Koşullu varyansın pozitif olması, $i = 1, \dots, p$ ve $j = 1, \dots, q$ için $\alpha_0 > 0, \alpha_j \geq 0, (\alpha_j + \gamma_j) \geq 0$ ve $\beta_i \geq 0$ koşullarının gerçekleşmesine bağlıdır. Modelde yer alan hata terimi ε_t finansal piyasalarda meydana gelen şokları, D_{t-1} ise şokları olumlu veya olumsuz olmasına göre 1 ve 0 değerini alan kukla (dummy) değişkeni ifade etmektedir. ε_t lerin sıfırdan küçük olması ($\varepsilon_{t-1} < 0$) olumsuz haberleri, ε_t lerin sıfırdan büyük veya eşit olması ($\varepsilon_{t-1} \geq 0$) olumlu haberleri ifade ederken, yukarıda da ifade edildiği gibi olumlu ve olumsuz haberlerin (pozitif ve negatif şokların) koşullu varyans üzerindeki etkisi farklıdır. 2.17 nolu eşitlikten de kolaylıkla görülebileceği üzere, olumlu haberlerin koşullu varyans üzerindeki etkisi α_j iken, olumsuz haberlerin koşullu varyans üzerindeki etkisi $(\alpha_j + \gamma_j)$ ' e eşittir. Kaldıraç etkisi γ_j parametresi ile ilgili olup, $\gamma_j \neq 0$ durumu asimetriyi ifade etmektedir. Buna göre $\gamma_j > 0$ ve istatistiksel olarak anlamlı ise kaldıraç etkisi vardır.

$$\left(\sum_{i=1}^p \beta_i + \sum_{j=1}^q \left(\alpha_j + \frac{1}{2} \gamma_j \right) \right) < 0 \quad 2.18$$

koşulu geçerli ise, süreç kovaryans durağandır.

TARARCH(1,1) modelinin koşullu varyans modeli yazılırsa:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 D_{t-1} \varepsilon_{t-1}^2 \quad 2.19$$

2.19 nolu eşitlikte yer alan γ_1 parametresi sıfıra eşit ise TARARCH(1,1) modeli, GARCH(1,1) modeline dönüşecektir.

Zakoian (1994) volatilitede asimetriyi dikkate alan ancak TARARCH modelindeki koşullu varyans modelinden farklı bir fonksiyonel biçim önermiştir. Yeni önerdiği TGARCH olarak adlandırılan model, hata terimlerinin işaretlerine bağlı olarak volatilité üzerindeki farklı tepkileri gösteren parçalı doğrusal bir fonksiyondur.

2.3.2.3 Koşullu Değişen Varyans Modellerinde Tahmin Yöntemi Seçimi

2.3.2.3.1 En Küçük Kareler (EKK) Yöntemi

Otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH) ve genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans (GARCH) modellerinde volatilité geçmiş dönem varyans ve getiri değişimine bağlı olduğundan, olabilirlik fonksiyonu en küçük kareler yöntemi veya maksimum olabilirlik yöntemleri ile hesaplanabilmektedir. ARCH modelinde en küçük kareler yöntemi ile olabilirlik fonksiyonun oluşturulması Engle (1982) tarafından önerilmiştir. En küçük kareler (EKK) yöntemi aynı zamanda ARCH regresyon yöntemi olarak adlandırılmaktadır. Normallik varsayımı altında $y_t | \psi_t \sim N(0, h_t)$ t zamanda mevcut ψ_t bilgi seti ile koşullu yoğunluk 2.20 nolu denklemle ifade edilebilir. Varyans fonksiyonu ise 2.21 nolu denklemle hesaplanmaktadır. Denklemde p ARCH sürecinin sıralaması ve α alpha bilinmeyen parametreler vektörüdür (Engle, 1982: 988).

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1}^2 \quad 2.20$$

$$h_t = h(y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \dots, y_{t-p}, \alpha) \quad 2.21$$

ARCH regresyonu, ortalamanın (y_t) $x_i \beta$ ile belirlendiği ve doğrusal gecikmeli içsel ve dışsal değişkenlerin kombinasyonun bilinmeyen parametreler vektörü ψ_{t-1} ile β bilgi setine dâhil edildiği varsayımı altındadır (Engle, 1982: 988).

$$y_t | \psi_t \sim N(x_i \beta, h_t)$$

$$h_t = h(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \varepsilon_{t-3}, \dots, \varepsilon_{t-p}, \alpha) \quad 2.22$$

$$\varepsilon_t = y_t - x_i \beta$$

2.3.2.3.2 Maksimum Olabilirlik Yöntemi

Değişen varyans modellerinin maksimum olabilirlik yöntemi ile hesaplanması Engle (1982) tarafından önerilmiştir. ARCH modelinde koşulsuz varyans $\sigma_t^2 = E y_t^2 = E h_t$ şeklindedir ve çoğu h fonksiyonu ve α değeri için varyans zamandan(t) bağımsızdır. Bu koşullar altında ε_t zayıf durağan olmaktadır (Engle, 1982: 990). Buna göre koşullu varyans ve koşullu ortalama asimptotik etkinlik kaybedilmeden hesaplanabilmektedir (Chan ve McAleer, 2003: 583).

2.3.2.3.3 Quasi - Maksimum Olabilirlik Yöntemi

Quasi-maksimum olabilirlik teoremi White (1982) ve Gouriéroux, Monfort ve Trognon (1984) tarafından önerilmiş ve Weiss (1986) tarafından ARCH modellerine, Lee ve Hansen (1994) tarafından GARCH modellerine uygulanmıştır. Veriler normal dağılım özelliğine sahip değilse, maksimum olabilirlik yöntemi ile asimptotik etkinliğe ulaşılabilmektedir. Bu nedenle, normal dağılım testlerinden geçemeyen verilerin quasi-maksimum olabilirlik yöntemi ile hesaplanması gerekmektedir.

2.4 Volatilitenin Tahmininde Koşullu Değişen Varyans Modelleri için Yazın Taraması

Finansal zaman serileri ile ilgili olarak son 20 yıl içinde uluslararası ve ulusal çapta olmak üzere çok çeşitli araştırmalar yapılmıştır. Bununla birlikte ilk çalışmaların ARCH modelleri kullanılarak başlamıştır. Ancak daha sonra finansal fiyat ve getiri serilerindeki değişimler ile birlikte temel varsayımları doğrultusunda ARCH modelleri geliştirilerek yeni modeller literatüre kazandırılmıştır. Biz çalışmamızda asimetrik ARCH modelleri üzerinde durduğumuz için daha çok bu yapılarıdaki araştırmalardan bahsedeceğiz. Bunlar entegre GARCH (Integrated GARCH) Engle ve Bollerslev (1986), üstel GARCH (exponential GARCH - EGARCH) Nelson (1991), asimetrik güçlü ARCH (APARCH) Ding, Granger ve Engle (1993), parçalı bütünleşik asimetrik güçlü ARCH (FIAPARCH) Tse (1998), parçalı bütünleşik GARCH (FIGARCH) ve hiperbolik GARCH (HYGARCH) belli başlılarıdır.

Türkçe yazında yapılan belirli çalışmalara değinecek olursak; reel döviz kuru belirsizliğinin dış ticaret üzerindeki etkisi Özbay (1999) tarafından çeyreklik verilerle 1988 – 1997 yıllarını kapsayan çalışmada incelemiştir. Sonuç olarak Özbay, reel döviz kuru belirsizliği ile ithalat arasında anlamlı bir ilişkinin olmadığı ancak reel döviz kuru belirsizliğinin ihracat üzerinde istatistiksel olarak anlamlı negatif yönlü bir etkinin varlığını tespit etmiştir.

2.5 Takvim Anomalileri ve Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Finansal piyasalarda yer alan finansal varlık fiyatlarının oluşum süreçlerini açıklamaya çalışan en temel teori; Fama (1965) tarafından ileri sürülmüş etkin piyasa hipotezidir. Bu hipoteze göre finansal bir piyasanın etkinliği, fiyatların piyasaya yeni giren bir bilgi karşısında hangi hız ve doğrultuda gerçekleştiğine bağlıdır. Eğer piyasa yeni bir bilgi girişine hızlı bir şekilde uyarlanıyorsa söz konusu piyasanın etkin olduğu söylenebilmektedir. Bu durumda piyasadaki yatırımcıların çok yüksek getiriler elde etmesi mümkün olmayacaktır. Çünkü bu hipoteze göre fiyatlar rassal bir şekilde oluşmaktadır ve geçmiş fiyat hareketlerine bakarak gelecekteki fiyat hareketlerini tahmin etmek mümkün olmamaktadır. Fakat belirli dönemlerde etkin piyasa hipotezine aykırı bir durum teşkil edecek şekilde fiyat hareketlerinde ortalamadan sapmalar görülebilmektedir. Piyasa etkinliğine uymayan bu sapmalara genel olarak “anomali” adı verilmektedir.

Russell ve Thaler (1987)’ a göre anomali; teori ile uyuşmayan bir gözlem veya gerçekleşen olaydır. Diğer bir tanımlama ile anomali; genel kabul görmüş esas ve ilkelere uyumlu olmayan olağan dışı bir davranış biçimidir.

Bunları bilimsel olarak açıklamak amacıyla literatürde çeşitli anomaliler geliştirilmiştir. Bunların en önemlisi takvim anomalileridir. Söz konusu anomaliler; saatlik, günlük, haftalık, aylık, yıllık veyahut belli bir dönemden önce ve belli bir dönemden sonra (örneğin seçim öncesi veya sonrası için seçim anomalisi) vb. şekillerde olmaktadır. Birçok araştırmacının birçok çeşidi üzerinde çalıştığı takvim anomalilerinin en önemlileri; haftanın günleri anomalisi (Pazartesi veya Cuma günü anomalisi), ocak ayı anomalisi ve tatil etkisi anomalisidir (Drogalas vd., 2007: 2).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

PARÇALI DURAĞANLIK ANALİZİ

3.1 Uzun Dönemli Bellek Kavramı ARFIMA(p,d,q)

Uzun bellekli süreçler 1950'lerden beri özellikle hidroloji, klimatoloji ve jeofizik gibi fen bilimleri alanlarında kullanılmakta iken, 1980'lerden bu yana ise finansal ve ekonomik zaman serilerinde karşımıza çıkmaktadır (Baillie, R. T. 1996: 6). Uzun dönem bağımlılık yapısı sergileyen zaman serilerine ilişkin olarak yapılan çalışmalardan ilki, Hurst'ün Nil nehrinin minimum düzeyinin saptanmasına ilişkin olarak öncülük ettiği çalışmadır. Bu nedendir ki; uzun dönem bağımlılık "Hurst Etkisi" olarak da literatürde yer almaktadır (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2001: 162).

Uzun hafıza süreçleri zaman serileri analizlerinde önemli rol oynarlar. Kısaca ifade etmek gerekirse uzun bellekli bir süreç; otokovaryans fonksiyonu yavaşça azalan stokastik bir süreçtir denilebilir. Bu özellik nedeniyle, uzun hafızalı süreçlerin varlığı durumunda geleneksel zaman serileri tekniklerinin uygulanabilirliği imkânsız hale gelmektedir. Bu nedenle literatürde uzun hafıza süreçleri ilişkin uygulamalar genellikle frekans boyutunda yapılmaktadır (Wu, 2006: 108).

Teorik açıklama için, ARIMA(p,1,q) modeli aşağıdaki gibi tanımlanırsa:

$$\Phi(L)(1 - L)Y_t = \Theta(L)\varepsilon_t \quad 3.1$$

Burada L gecikme operatörü, ε_t normal dağılımlı hata terimi ve

$$\Phi(L) = 1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p \quad 3.2$$

$$\Theta(L) = 1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L^q \quad 3.3$$

şeklinde tanımlanmaktadır. $\Phi(L)$ ve $\Theta(L)$ ' nin kökleri birim çemberin dışında olduğundan durağanlık ve ortalamaya dönme durumu sağlanmış olacaktır.

Diebold ve Rudebusch (1989), parçalı bütünleşme için Denklem (3.1)' in genelleştirilmiş halini tavsiye etmektedir. Bu yüzden ARFIMA model aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$\Phi(L)(1 - L)^d Y_t = \Theta(L)\varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim (0, \sigma_\varepsilon^2) \quad 3.4$$

burada d reel sayı olan bütünleşme parametresidir. Eşitlik 3.4 de polinom yapının birim çember dışında olması durağanlığı ve ortalamaya dönmeyi ifade etmektedir. $(1 - L)^d$ parçalı olmasını gösteren bölüm binom açılım ile sonlu bir MA süreci aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$(1 - L)^d = 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2!}L^2 - \frac{d(d-1)(d-2)}{3!}L^3 + \dots \quad 3.5$$

3.5 nolu eşitliği açıklamak için Y_t süreci d entegre derecesinden bütünleşik veya $I(d)$ olarak gösterilir.

3.2 Geweke ve Porter-Hudak (GPH) Yarı-Parametrik Tahmin Yöntemi

Uzun dönem bağımlılığın test edilmesinde parametrik yöntemlere alternatif olarak geliştirilmiş olan bu yönteme göre d parametresi log-periyodogram regresyonuna ve dolayısıyla da fourier dönüşümüne dayanarak tahmin edilmektedir. Bu yönteme göre kesirli bütünleşme parametresi d' nin tahmini model formu şöyle yazılır:

$(1 - L)^d Y_t = \varepsilon_t$ burada ε_t spektral yoğunluk fonksiyonu $f_\varepsilon(\lambda)$ olan durağan doğrusal bir süreçtir. y_t nin spektral yoğunluk fonksiyonu;

$$f(\lambda) = \left(\frac{\sigma^2}{2\pi}\right) \{4\sin^2(\lambda)\}^{-d} f_\varepsilon(\lambda) \quad 3.6$$

ve iki tarafın doğal logaritması alınır;

$$\ln(f(\lambda)) = \ln\left(\left(\frac{\sigma^2 f_\varepsilon(0)}{2\pi}\right)\right) - d \ln\left(\left\{4\sin^2\left(\frac{\lambda}{2}\right)\right\}\right) + \ln(f_\varepsilon(\lambda)/f_\varepsilon(0)) \quad 3.7$$

elde edilir. Eşitliğin her iki tarafına $\ln I(\lambda_{j,T}) / f(\lambda_{j,T})$ ekleyip kesirli fark parametresi olan d' nin elde edilmesi için aşağıdaki eşitliği önermiştir.

$$\begin{aligned} \ln(I(\lambda_{j,T})) &= \ln\left(\left(\frac{\sigma^2 f_\varepsilon(0)}{2\pi}\right)\right) - d \ln\left(\left\{4\sin^2\left(\frac{\lambda_{j,T}}{2}\right)\right\}\right) + \ln(f_\varepsilon(\lambda_{j,T})/f_\varepsilon(0)) \\ &+ \ln\{I(\lambda_{j,T}) / f(\lambda_{j,T})\} \quad 3.8 \end{aligned}$$

Burada; $\lambda_{j,T} = \frac{2\pi j}{T}$ ($j = 0, 1, \dots, T-1$) harmonik ordinatları ve $I(\lambda_{j,T})$ ise bu ordinatların periodogramını ifade etmektedir. Yukarıdaki eşitlik (3.8) SEKK yöntemi ile tahmin edildiğinde d parametresi elde edilmektedir.

Geweke-Porter-Hudak, d parametresi için normal dağılımlı ve tutarlı oluşunu sadece $d < 0$ durumu için göstermişlerdir. Daha sonra Robinson (1990, 1995) $0 < d < 0.5$ durumu için bütünleşme parametresinin tutarlı ve asimptotik normal olduğunu gösteren bir yöntem geliştirmiştir ve Velasco (1999) belirli kabuller ve kısıtlar için $0.5 < d < 1$ durağan olmayan durum için asimptotik olarak normal dağılım ve tutarlılığı sağlamıştır.

3.3 Modifiye Edilmiş Log – Periodogram (MLP) Tahmin Yöntemi

Modifiye Edilmiş Log-Periodogram yöntemini Phillips (1999a ve 1999b) Geweke-Porter-Hudak (GPH)' in yarı parametrik yöntemini geliştirerek bütünleşme parametresi için $d \geq 0.5$ için AR (1) ve MA(1) sürecinde literatüre kazandırmıştır. MLP tahmini aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\hat{d} = -0.5 \frac{\sum_{j=1}^m y_j \log I_\varepsilon(\lambda_j)}{\sum_{j=1}^m y_j^2} \quad 3.9$$

burada

$$y_j = \left\{ \log |1 - e^{i\lambda_j}| - m^{-1} \sum_{j=1}^m \log ||1 - e^{i\lambda_j}|| \right\} \quad 3.10$$

şeklinde bulunur. Phillips (1999b) \hat{d} ' nin dağılımının $N(d, \pi^2/24)$ şeklinde asimptotik olarak normal dağıldığını ispatlamıştır.

3.4 Parçalı Durağanlık Analizi Yazın Taraması

Uzun hafızalı süreçler için parametrik ve yarı parametrik yöntemler için yapılmış ampirik çalışmaları gelişmiş ülke piyasaları, gelişmekte olan ülke piyasaları ve son olarak da Türkiye uygulamaları olarak tasnif ederek ortaya koymakta fayda görülmüştür. Buna göre Fama (1965), yaptığı çalışmada Dow Jones endeksinde yer alan 30 hisse senedini incelemiş ve etkinliği sınamak için serisel korelasyon testi ve runs testi gibi bir takım testler uygulamış ve istatistiksel olarak sıfırdan farklı olmayan çok küçük pozitif korelasyonlar elde etmiştir. Bu bulgulara

dayanarak da DJIA (Dow Jones Industrial Average) zayıf formda etkin olduğu sonucunu çıkarmıştır. Yine bir başka çalışmada Fama ve French (1988), Amerikan borsasında uzun dönemli elde tutma süreleri söz konusu olduğunda, getirilerin negatif otokorelasyonlu oldukları ve getirilerdeki değişimin %25-%40'nın geçmiş getiriler sayesinde öngörülebileceğini ortaya koymuşlardır.

Benzer bir çalışmada Lo ve MacKinlay (1988), rassal yürüyüş hipotezini test etmişler ve bu hipotezi reddetmişlerdir. Shiller (1984) yapmış olduğu çalışmada finansal varlık portföylerinin getirilerinin negatif otokorelasyonlu olduğunu görmüştür. Poterba, J.M. ve Summers, L. (1988) hisse senedi getirilerinin rassal yürüyüş davranışı sergilediklerini ortaya koymuşlardır. McQueen (1992) ABD finansal piyasalarına uyguladığı çalışmasında, 1871–1987 yılları arasında finansal varlık getirilerinin rassal yürüyüş modeline uymadığını ortaya koymuştur. Barkoulas ve Baum (1996), hisse senedi getirilerindeki uzun dönem bağımlılık yapısını incelemişlerdir. Harvey (1995)'in de ifade ettiği gibi, gelişmiş ülkelerle kıyaslandığında gelişmekte olan ülke piyasalarında, beklenen getiriler ve dolayısıyla da volatiliteler daha yüksektir. Barkoulas, Baum ve Travlos (2000), Yunanistan hisse senedi piyasasında uzun dönem bağımlılık yapısını araştırmışlar ve haftalık getirilerin uzun dönem bağımlılık yapısına uyduğunu ortaya koymuşlardır. Cavaltante ve Assaf (2002), Brezilya hisse senedi piyasasında getiri ve volatilitedeki uzun dönem bağımlılığı araştırmış ve uzun dönem bağımlılık yapısı olduğunu ancak getirilerde olmadığını bulmuştur.

Uzun dönem hafıza süreçleri sadece fiyat serilerinde değil aynı zamanda getirilerin volatilitelerinde de incelenmiştir. Bunlar ise, Ding vd. (1993), Lobato ve Savin (1998) ve Ray ve Tsay (2000), çalışmalarında getiri volatilitesi olarak getirinin karesi alırlarken, diğer bir kısım çalışmada ise mutlak getiriler alınmıştır. Ayrıca Granger ve Ding (1996), çalışmalarında getirilerin karelerinin logaritması, getiri volatilitesi olarak kullanmışlardır. Bollerslev ve Mikkelsen (1996), Amerikan hisse senedi piyasası volatilitelerinde uzun dönem bağımlılık yapısı olduğunu FIGARCH ve EGARCH modelleri ile tespit etmişlerdir. DiSario vd. (2007), gelişmekte olan piyasa örneği olarak Türkiye'yi almışlar ve İMKB Ulusal 100 endeksi mutlak getirileri, kareli getirileri ve logaritmik kareli getirilerinde uzun dönem bağımlılığı araştırmışlardır.

Türkiye'de ise Muradoğlu and Önkal (1992), yarı güçlü formda etkinliği araştırmış ve Türkiye hisse senedi piyasasının yarı güçlü formda etkin olmadığını bulmuştur. Balaban (1995) İMKB bileşik endeksini kullanarak yapmış olduğu çalışmada İMKB'nin etkinlik düzeyini araştırmış ve sonuçta İMKB bileşik endeksinin ne zayıf formda ne de yarı güçlü formda etkin olduğunu bulmuştur. Kılıç (2004), yapmış olduğu çalışmada İMKB Ulusal 100 endeksine ilişkin

günlük getiri, mutlak getiri ve kareli getiri serilerinde uzun dönem bağımlılığı araştırmış ve sonuçta günlük getirilerin böyle bir yapı göstermediğini ancak mutlak ve kareli getirilerin yani volatilitenin uzun dönem bağımlılık yapısı gösterdiğini ortaya koymuştur. Kahraman ve Erkan (2005) İMKB Ulusal 100 endeksinin rassal yürüyüş davranışı göstermediğini ortaya koymuştur. Korkmaz, Çevik ve Özataç (2009), İMKB Ulusal 100 endeksi için uzun dönem bağımlılığı ARFIMA ve FIGARCH modelleri ile test etmişler ve uzun dönem bağımlılığın var olduğunu bulmuşlardır. Kahyaoğlu ve Duygulu (2005), TCMB bilançosundan elde edilen parasal büyüklükleri ARFIMA ve GPH yöntemlerini kullanarak uzun dönemli belleğe sahip olup olmadıklarını tespit etmişlerdir. Çevik ve Erdoğan (2009), Türk bankacılık sektöründeki uzun dönemli bellek yapısını incelemiş ve 2003-2007 yılları arasında kapsayan çalışmalarında yapısal kırılmayı da göz önüne alarak hisse senetlerinde uzun dönemli belleğin var olduğunu tespit etmişlerdir. Tunay, 1999-2008 yılları arasındaki dönemde Dolar/TL ve Euro/TL kurlarında uzun dönemli belleğin varlığını ARFIMA-GARCH ve ARFIMA-FIGARCH modellerini kullanarak araştırmışlar ve uzun hafızalı belleğe sahip olduğunu ortaya koymuşlardır. Ural ve Demireli (2009), Borsa İstanbul'da BİST100 ile ilgili bütün endeks türlerinde 2000–2008 yılları arası için uzun dönemli bellek etkisinin olup olmadığını incelemişlerdir. Çalışmalarının sonucunda tüm sektör endekslerinde uzun hafızalı belleğin var olduğunu ortaya koymuşlardır. Aga ve Kocaman (2008) tarafından yapılan bir diğer çalışmada ise İMKB Ulusal 30 endeksinin etkinlik düzeyi bir takım zaman serileri modelleri ile test edilmiş ve zayıf formda etkinlik sonucu elde edilmiştir.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

DALGACIK ANALİZİ

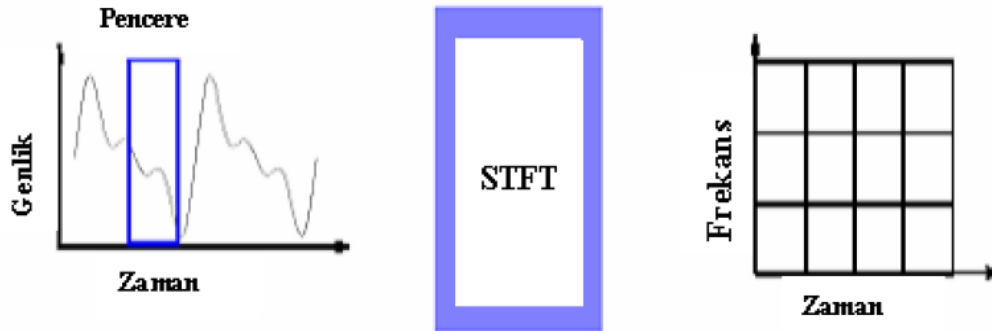
Dalgacık analizinin odak noktası doğrusal olmayan transformasyonlara dayanmaktadır. Karmaşık fonksiyonlar, matematikte alanında birden fazla doğrusal fonksiyonla gösterilebilir ve fonksiyon dönüştürücü diye adlandırılır. Fonksiyon dönüştürücülerinin bu türdeki yapısı Joseph Fourier'in (1822) yayınladığı "Isının Analitik Teorisi"ne kadar gitmektedir (Selçuk, 2005: 158).

Herhangi bir düzensiz periyodik fonksiyonun düzenli olan hareketi başka fonksiyonların (serilerin) Cosinus ve Sinus değerlerinin toplamları şeklinde formüle edileceğini ilk Fourier ispatlamıştır (Selçuk, 2005: 153). Cosinus ve Sinus fonksiyonları ile düzenli hale getirilen Fourier Serisi 4.1 nolu eşitlikle matematiksel olarak ifade edilebilir (Aytaç, 2004: 108).

$$f(x) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos 2n\pi x + b_n \sin 2n\pi x) \quad 4.1$$

$$a_0 = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f(x) dx, \quad a_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(x) \cos(nx) dx, \quad b_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(x) \sin(nx) dx$$

Denklemden a_0 , a_n ve b_n parametreleri EKK yöntemi ile çözülebilmektedir. Gabor (1946), Fourier serilerindeki zaman bilgisinin kaybolması sorununu gidermek üzere Kısa-Zaman Fourier dönüşümünü (Short-Time Fourier Transform-STFT) geliştirmiştir. Kısa-zaman Fourier dönüşümü, pencereleme tekniği ile işaretlerin küçük parçalara ayrılarak zaman ve frekans ortamında incelenebilmesini sağlamaktadır.



Şekil 4.1 Kısa-Zaman Fourier Dönüşümü

Şekil 4.1' de kısa-zaman Fourier dönüşümü bulunmaktadır. Bu yöntemde, sinyalin zaman ve frekans bilgisine aynı anda ulaşılabilir. Yöntemin eksikliği ise, zaman boyutundaki pencerenin büyüklüğü değiştirilebilirken, frekans boyutundaki pencerenin büyüklüğünün sabit kalmasıdır (Engin ve Kuyucuoğlu, 2003: 17). Birçok zaman serisi, pencere boyutu ve frekans boyutunun aynı anda değiştirilmesini gerektirmektedir. Dolayısıyla, kısa-zaman Fourier dönüşümü de finansal zaman serileri için yetersiz kalmaktadır.

Fourier'nin ispatladığı en dikkat çekici şeylerden birisi, herhangi bir düzensiz periyodik fonksiyonun (buna “sinyal” veya “seri” de diyebileceğiz) - ne kadar düzensiz olursa olsun - gayet düzgün, boyutları bilinen ve düzenli olarak hareket eden başka fonksiyonların (sinyallerin-serilerin) toplamı olarak ifade edilebilmesidir. Bu tür fonksiyonlar, herkesin eski lise bilgilerinden hatırlayacağı, sinüs ve kosinüs fonksiyonları olduğudur. Birbirini izleyen düzenli dalgaların oluşturduğu, her bir dalganın yüksekliği ve tamamlandığı periyodun aynı olduğu fonksiyonlar. Analiz etmek istediğimiz, çok da düzenli bir şekilde hareket etmeyen fonksiyon, bu düzenli dalgalanan fonksiyonların toplamı olarak nasıl ifade edilmelidir? Bu soruya cevap; analiz sırasında bir yandan sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının dalga yükseklikleri değiştirilirken, diğer taraftan da bu fonksiyonlar sağa - sola hareket ettirilmektedir. Böylece, başlangıç noktaları ve periyotları farklı oldukça çok periyodik fonksiyonlar elde edilir. Sonuç olarak, dikey olarak toplandıklarında birbirlerine eklenmeleri ya da bir diğerini iptal etmeleri sağlanır ve toplam, analiz edilen fonksiyonu (seriyi-sinyali) temsil eder.

Zaman içerisinde belli aralıklarla kaydedilmiş herhangi bir iktisadi değişkeni düşünelim, örneğin aylık Gayrisafi Milli Hasıla (GSMH) büyüme oranı. Bu oranın uzun dönem ortalamasından sapmalarının Fourier analizini yaptığımızda, elde edeceğimiz düzenli dalgaların içlerinden hangilerinin daha önemli, hangilerinin daha önemsiz olduğunu ayırt edebiliyoruz. Varsayalım ki analiz sonucunda düzenli dalgalardan iki tanesi tespit edildi: bir tanesinde her bir dalga 12 aylık bir periyoda sahip, diğerinde ise 120 aylık bir periyoda sahip olsun. Bu 120 aylık periyoda sahip dalgaların önemli olması, ekonominin on yıllık süre içinde daralma - toparlanma - genişleme - yavaşlama aşamalarından geçtiğini ifade eder. Bu şekilde, geleceğin geçmişten pek de farklı olmayacağı varsayımıyla, eğer şimdi bir ekonomik küçülme yaşıyorsa önümüzdeki on yılda ne olabileceğini sezebiliriz. Bu sayede yatırım ve tüketim kararlarını daha anlamlı bir şekilde verebiliriz. Yukarıdaki GSMH örneğinde, 120 aylık periyodik dalgalanma çok kuvvetli bir şekilde 40 - 50 yıl önce gerçekleşmiş ve bir daha hiç olmamış olabilir. Fourier analizi sonucunda biz hala onun var olduğunu düşünmekteyiz. Bu açığı kapatmanın bir yolu, incelenecek

seriyi zaman dilimlerine ayrıştırarak analiz etmektir. Ama bu durumda uzun periyotlara sahip dalgalanmaları kaçırma riskimiz ortaya çıkabilir. İşte burada dalgacıklar devreye girmektedir.

Dalgacık teorisi zaman serisini zaman boyutundan frekans boyutuna dönüştüren ve çeşitli frekans ölçeklerine ayıran matematiksel bir metottur. Sadece zaman değil ayrıca frekans bilgisini de kapsıyor olması ve durağan olmayan serilere de uygulanabilmesi, yöntemi geleneksel frekans boyutu yaklaşımları olan Fourier ve Spektral dönüşümlerinden daha etkin hale getirmektedir.

Dalgacık analizi yönteminde de dalga şeklindeki bir fonksiyon, orijinal fonksiyonu (sinyali) incelemede kullanılmaktadır. Fourier yönteminden farklı olarak, incelemede kullanılan dalga, önce çok kısa bir periyoda sığacak şekilde sıkıştırılır ve incelenen fonksiyon (sinyal) ile başından itibaren - zaman içerisinde kaydırılarak - karşılaştırılır. Bu şekilde, analiz edilen serinin kısa periyotlardaki özellikleri kaydedilir. Daha sonra dalga birazcık daha uzun bir periyoda çıkarılır ve yine baştan başlanarak incelenen seri ile zaman içinde karşılaştırılır. Bu durumda ise, bir öncekine göre farklı, biraz daha uzun bir periyottaki özelliği bulunmuş olur. En sonunda, çekiştire çekiştire uzatılan ve her seferinde kapsadığı periyotlar artan dalganın uzunluğu, serinin uzunluğu ile aynı olur ve serinin mümkün olan en uzun periyottaki özelliği saptanır. Sonuçta, değişik periyodik özelliklerin zaman içerisinde nasıl bir değişim gösterdiği ortaya çıkarılmış olur. Başka bir deyişle, incelenen sinyal(seri) farklı ölçeklerde analiz edilmektedir ve sinyalin(serinin) çözünürlüğü ya da farklı görüntüleri elde edilmektedir. Aslında bir çeşit matematiksel mikroskop olarak kullanılabilir.

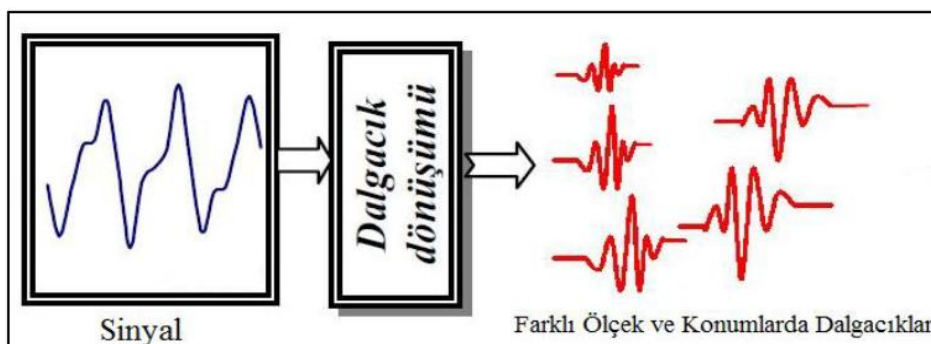
Bu yöntem, incelenen sinyali(seriyi) önce en ince ayrıntılarda (yüksek çözünürlükte, kısa periyotlarda, düşük ölçekte,), daha sonra ise daha az detaylı yapıda (düşük çözünürlükte, uzun periyotlarda, yüksek ölçekte) inceleme, en sonunda da bir tür kuşbakışı olarak görme olanağı sağlamaktadır.

İktisat ve finans değişkenlerinin klasik zaman serileri analizinde genellikle ölçek kullanılmaz. İncelenen değişken hangi periyotlarda kaydedilmişse öylece kullanılır: günlük, aylık, yıllık, vs. Bazen günlük veya aylık veriler toplanarak yıllığa dönüştürülür ama bu sefer kullanılan verinin sayısı azalır. Dalgacık analizi metodu, mümkün olan en küçük zaman aralığında ölçülmüş verileri, veri kaybı olmadan, değişik ölçeklerde analiz etme olanağı sağladığı için iktisat ve finans alanında yeni bir çığır açmaktadır. Yöntemin pek çok kullanım alanı var ama tek başına, iktisat ya da finans teorisinin öngörülerinin bütün ölçeklerde geçerli olup olmadığı sorusunun cevabı, pek çok araştırmacının gündemini doldurmaya yetmektedir. Örnek: “para arzındaki artışlar enflasyona yol açar” önermesi hangi ölçekte geçerlidir? Günlük? Aylık? Yıllık?

Yapılan analizlere göre bu iki değişken arasındaki etkileşim ülkeden ülkeye değişmekte, ülkelerin kendi içinde de ölçeklere göre değişik sonuçlar alınmaktadır. Türkiye’de 2 yıla kadar olan ölçeklerde para arzı enflasyona neden olmakta, daha üst ölçeklerde ise iki değişken birbirini beslemekte ve nedensellik kaybolmaktadır (Selçuk, 2005: 241).

Neden Dalgacıklar kullanılmaktadırlar? Fourier serileri kosinüs ve sinüslerin doğrusal bir kombinasyonundan oluşmaktadır. Bu kosinüs ve sinüslerin her biri kendi başına birer frekans fonksiyonudurlar ve bu yüzden de Fourier dönüşümü frekans temelli bir ayrıştırma olarak tanımlanmaktadır. Fourier temelli fonksiyonlar durağan zaman serileri ile çalışıldığında oldukça cazip bir araç olmaktadır. Ancak; iktisadi ve finansal zaman serileri zaman içerisinde oldukça düzensiz hareketler sergilediklerinden ve Fourier ve Spektral yöntemleri böyle düzensizlikleri yakalamada pek de başarılı olamadıklarından, durağanlık kısıtlaması bu bağlamda analizin cazipliğine gölge düşürmektedir. Oysa Dalgacıklar analizi durağan olmayan zaman serileri (sinyaller) için de kullanılabilir. Bu da, Fourier ve Spektral analiz yerine Dalgacıkları kullanmanın en önemli gerekçesi olarak ortaya konulabilir.

Dalgacık analizi yüksek frekans bilgisinin daha fazla önemli olduğu durumlar içinde daha küçük zaman aralıklarının kullanılmasına, düşük frekans bilgisinin daha fazla önemli olduğu durumlar için de büyük zaman aralıklarının kullanımına izin veren değişik boyutlarda bölgelere sahip bir ölçeklendirme metodudur. Yani bir bakışta sadece ormanı değil ayrıca ağaçları da görmektir (Graps, 1995: 103).



Şekil 4.2 Dalgacık Dönüşümü

Kaynak: Misiti, vd. 2009.

Dalgacıklar ölçekleme faktörü kullanılarak sıkıştırılır ya da genişletilirler. Düşük ölçeklerde yüksek frekans davranışları, yüksek ölçeklerde düşük frekans davranışları daha iyi çözümlenir. Eğer sinyal, farklı frekans özelliklerine ait karakteristikler içeriyorsa, bu mükemmel

bir fayda sağlar (Dowla ve Anant, 1997: 89). Dalgacık dönüşümünün bir diğer avantajı da çözümleyici dalgacığın, uygulamalara bağlı olarak seçilebilmesidir (Walker, 1999: 163).

Diğer bir deyişle dalgacık analizi eğimli, boşluklu, kırılma noktaları olan, süreksizlik noktası/noktaları bulunan sinyallerin(serilerin) analizinde kullanılan tercih edilen bir yöntemidir. Bütün bunlara ek olarak klasik yöntemlerle karşılaştırıldığında dalgacık analizi sayesinde bir sinyali (seriyi) arındırma (de-noising) veya sıkıştırma (compression) işlemleri serinin orijinalini değiştirmeden kolayca tespit edilebilir (Misiti vd., 2009: 302).

Sürekli dalgacık dönüşümünde mümkün olan tüm ölçekte dalgacık katsayılarının hesabı gereksiz birçok veri üretilmesine neden olur. Bunun için elde edilen sayısal veriler göz önünde bulundurularak kesikli dalgacık dönüşümü kullanılır. Eğer ikinci ölçekler ve pozisyonlar olarak adlandırılan ikinin kuvveti şeklinde ölçekler ve pozisyonlar seçersek analizler daha etkili ve doğru gerçekleştirilecektir (Dragotti ve Vetterli, 2000: 321). Kesikli dalgacık dönüşümünde orijinal sinyale iki tip filtre uygulanır. Birinci filtre sinyalin trendini, ikinci filtre ise bu trendin sapmalarını yakalar. “W”, ayrik dalgacık dönüşümü için dalgacık fonksiyonunu belirtir. İlk filtre “A” ölçek parametresini “D” ise dönüşüm parametresini (dalgacık) ifade eder (Mallat, 1989:465).

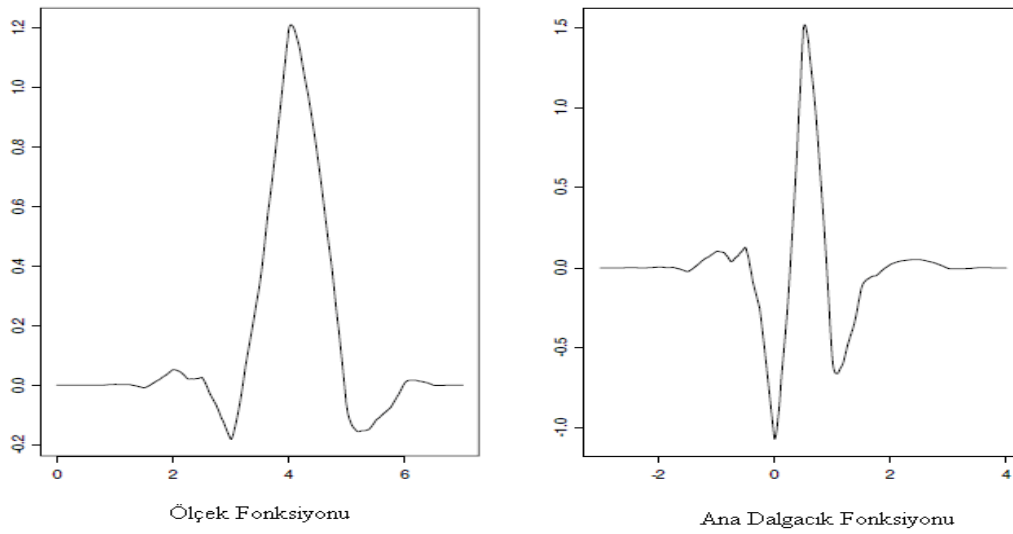
DWT 2^j formunda veri boyutu gerektirir. Fakat gerçek örneklem verisi her zaman bu büyüklükte olmaz. Bu durumda örneklem büyüklüğünün 2^j ye genişletilmesi gerekir. Periyodik uzatma, simetrik yansıma, sınır değer çoğaltma ve anti simetrik çoğaltma bazı genişletme metotlarıdır. Verilen $n = 2^j$ veri noktaları, J çözünürlük seviyesinden meydana gelmiş dalgacık dönüşümüdür. Wavelet toolbox'ı ile dalgacık dönüşümü ve eşiklendirme algoritmaları hesaplanabilir (Misiti vd., 2002: 344).

Fourier transformasyonu ile durağan serilerde etkili frekans ölçeklemeleri elde edilir. Ancak zaman ölçeklemesi ortadan kalkmaktadır. Başka bir ifade ile hangi zaman diliminde hangi frekans bileşenlerinin olduğu bulunamaz. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümünün etkili olması ölçek(pencere türü) seçimine bağlıdır. Bazen ölçeğin değişmesi gerebilmektedir. Bu yöntemde ölçekleme sabit olduğu için ölçeğin sürekli değiştirilebildiği Dalgacık Dönüşümü yöntemi ileri sürülmüştür. Sürekli Dalgacık Dönüşümde işlem fazlalığı mevcuttur. Bu işlem fazlalığını azaltmak için Kesikli Dalgacık Dönüşümü tercih edilmektedir. Finansal serilerde çok karşılaşıldığı gibi durağan olmayan seriler hem zaman hem de frekans verisine gereksinim duymaktadır. Dalgacık dönüşümü; seriyi farklı frekans ölçeklerine parçalayan ve her bir ölçeği o bileşendeki çözünürlüğüyle inceleyen bir transformasyon tekniğidir. Zaman ait bir fonksiyon için

işaretin dalgacık dönüşümü, zaman ve frekans değişkenlerine bağlıdır. Dalgacıklar frekans-zaman analizi için etkili bir olanak sunar (Nizam, 2008: 102).

Finansal zaman serileri kesikli özelliğe sahip olduğundan, bu seriler için kesikli dalgacık dönüşümü kullanılması gerekmektedir. Yüksek frekanslı zaman serilerinin(günlük, gün içi) analizinde, kesikli dalgacık transformasyonu (DWT) yerine en büyük örtmeli kesikli dalgacık transformasyonu (maximal overlap discrete wavelet transform- MODWT) tercih edilebilmektedir. MODWT, herhangi bir N büyüklüğündeki seriye uygulanabilmekte, ayrıca analizi uygularken dalgacık varyansı asimptotiklik yönünden DWT'den daha etkin olmaktadır.

Dalgacıklar ana dalgacık fonksiyonu (mother wavelet) ve ölçekleme fonksiyonu (father wavelet) olmak üzere iki bileşenden oluşmaktadır (Crowley, 2007: 209). Ölçekleme fonksiyonu, sinyalin (zaman serisinin) düzgün, trend (düşük frekans) kısmını temsil ederken, ana dalgacık fonksiyonu ise yüksek frekanslı yani detay kısmını temsil etmektedir.



Şekil 4.3 Ölçek Fonksiyonu ve Ana Dalgacık Fonksiyonu

Kaynak: Crowley, 2007.

Şekil 4.3 incelendiğinde, ana dalgacık fonksiyonunun yüksek frekanslı dalgalanmalar, ölçekleme fonksiyonunun ise düşük frekanslı dalgalanmalar gösterdiği anlaşılmaktadır. Böylece, ana dalgacık fonksiyonu detay katsayılarını veren yüksek frekansları geçiren dalgacık filtresini (d_k), ölçekleme fonksiyonu ise yaklaştırma katsayılarını veren düşük frekansları geçiren dalgacık filtresini (a_k) temsil etmektedir (Miner, 1998: 14).

Bir dalgacık fonksiyonu, ana dalgacıktan, ölçek ve konum parametrelerinin değiştirilmesi ile aşağıdaki gibi yazılmaktadır:

$$\psi_{a,d}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-d}{a}\right); \quad a, d \in R \quad 4.2$$

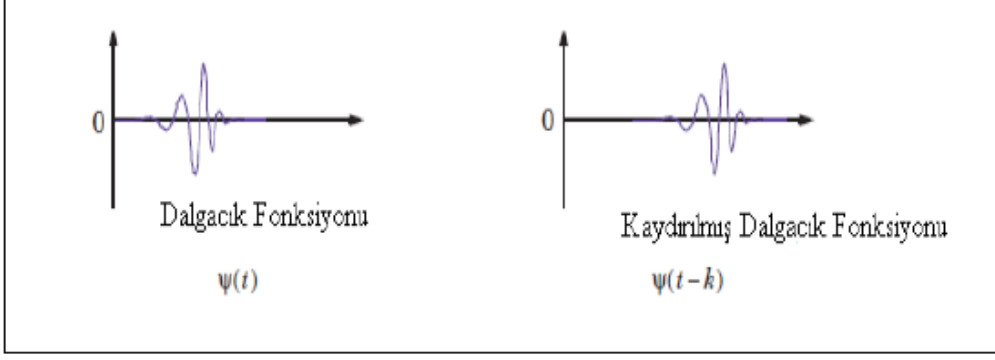
Burada, a ölçek parametresini, d ise konum (kaydırma) parametresini temsil etmektedir.

4.1 Ölçek Parametresi

Ölçek parametresi, harita ölçeğine benzemektedir. Haritalardaki ölçek yükseldiğinde detaylı olmayan genel görünüm elde edilirken, ölçek düştüğünde daha detaylı görünüm elde edilmektedir. Ölçeklendirme, sinyalin (değişken) zaman-genlik gösterimini daraltan veya genişleten bir matematiksel dönüşüm olmaktadır. Matematiksel olarak ifade etmek gerekirse; f(t) verilen sinyal (fonksiyon) olduğunda, f(at) sinyalin ölçeklendirilmiş matematiksel ifadesine karşılık gelmektedir. Küçük ölçek sinyali sıkıştırmak, büyük ölçek ise sinyali açmak için uygun olmaktadır. a ölçeklendirme parametresine, 0 ile 1 arasında bir değer verilirse sinyal açılmış olmakta, birden büyük bir değer verildiğinde ise sinyal sıkıştırılmış olmaktadır (Toprak, 2007: 14). Ayrıca burada bir de ölçek faktörü ile frekans arasındaki ilişkiyi ortaya koymakta fayda vardır. Şöyle ki; sinüsoidal bir fonksiyonda ölçek ile açısal frekans ω arasında ters yönlü bir ilişki vardır. Dalgacık analizinde de ölçek ile frekans arasında $a=1/f$ şeklinde bir ters orantı söz konusudur.

4.2 Konum Parametresi

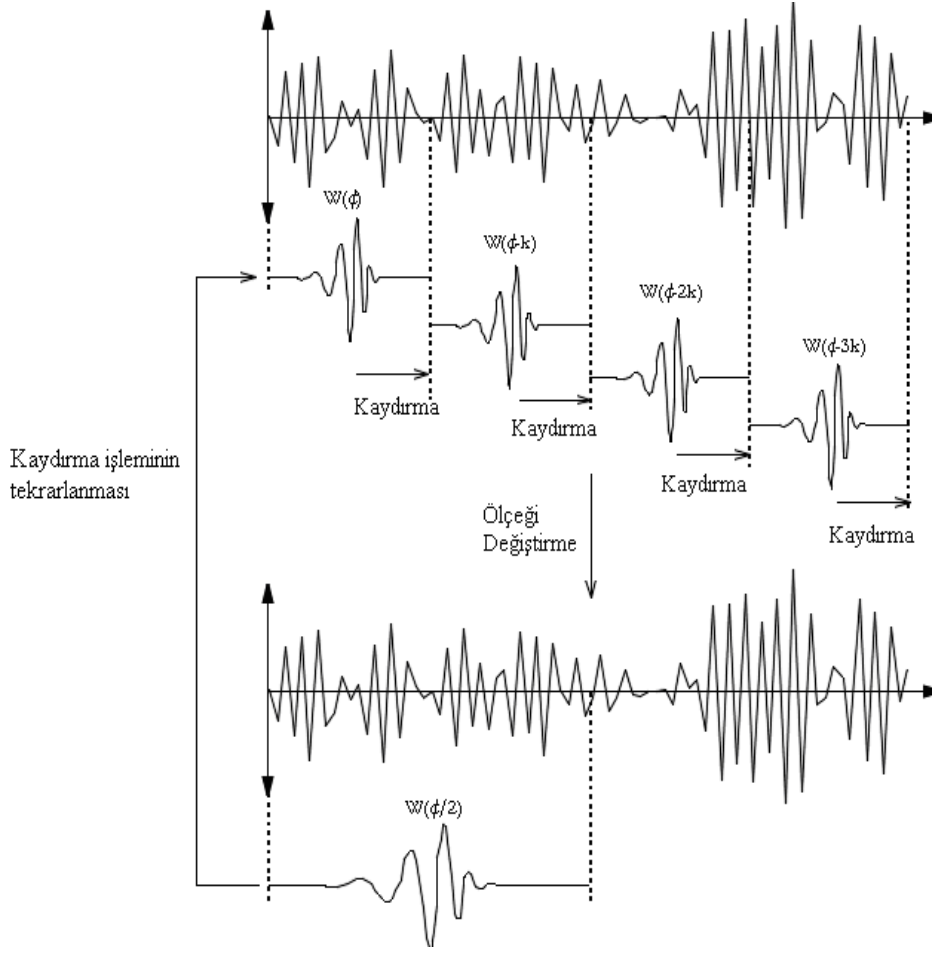
Bir dalgacığın kaydırılması basit bir ifade ile başlangıç noktasının yatay ekseninde hareket ettirilmesi, dolayısıyla da konumunun değiştirilmesi anlamına gelmektedir. Matematiksel ifade ile f(t) fonksiyonunu k kadar kaydırmak f(t-k) olarak gösterilmektedir. Aşağıdaki Şekil 4.4 bu kaydırma parametresinin dalgacık fonksiyonunu nasıl etkilediğini göstermektedir (Matlab, Wavelet User Guide).



Şekil 4.4 Konum Parametresinin Dalgacık Dönüşümüne Etkisi

Kaynak: Matlab Wavelet User Guide

Ana dalgacık fonksiyonuna uygulanan ölçek ve konum operatörleri, dalgacık ile sinyalin (veri setinin) lokalize kısmı arasındaki ilişkiyi gösteren dalgacık katsayılarının hesaplanmasında kullanılmaktadır. Dalgacık katsayıları her bir dalgacık segmenti (parçası) için hesaplanmaktadır ve bu da dalgacık korelasyonlarını sinyal ile ilişkilendiren zaman-ölçek fonksiyonunu vermektedir. Ana dalgacık fonksiyonuna uygulanan bu süreç aşağıdaki şekilde gösterilmiştir.



Şekil 4.5 Kesikli Dalgacık Sürecinde Kaydırma İşlemi

Kaynak: Gürsakal, 2009.

Crowley (2007) günlük veriye ait frekans bantlarına karşılık gelen frekansları Tablo 4.1’deki gibi ifade etmektedir.

Tablo 4.1 Günlük Veri için Frekans Bantlarının Karşılık Geldiği Frekanslar

Frekans Bantları	Frekans
d1	2-4 gün
d2	4-8 gün
d3	8-16 gün
d4	16-32 gün
d5	32-64 gün
d6	64-128 gün
d7	128-256 gün
d8	256-512 gün

4.3 Sürekli Dalgacık Dönüşümü (CWT)

Dalgacık dönüşümünde dalgacık fonksiyonunun, ana dalgacık fonksiyonu (mother wavelet) ve ölçekleme fonksiyonu (father wavelet) olmak üzere iki bileşenden oluştuğunu (Crowley, 2007: 209) daha önce ifade etmiştik. Sürekli dalgacık dönüşümü; u konum parametresi ve a ölçek parametresi (1/frekans) olmak üzere iki değişkene bağlı olarak 4.3 nolu eşitlikle ifade edilir.

$$W(u, a) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{(u,a)} dt \quad 4.3$$

$x(t)$ serisinin sürekli dalgacık dönüşümü (CWT), $\psi(\cdot)$ ana dalgacığı kullanarak 4.4 nolu eşitlikte bulunmaktadır (Semmlow, 2004: 178). Denklemde $x(t)$ analiz edilen seri, $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$ normalleştirme sabiti, ψ^* ana dalgacıktır.

$$CWT_x^\psi(u, a) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t-u}{a} \right) dt \quad 4.4$$

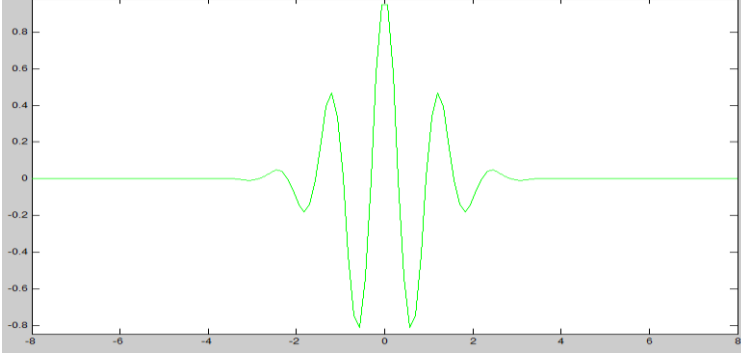
Buna göre bazı sürekli dalgacık türleri şu şekildedir.

4.3.1 Morlet Dalgacığı

Morlet dalgacığı pencerelemiş Fourier analizine benzer şekilde yerel olarak periyodik dalgalardan oluşur (Aytaç, 2002: 21). Sürekli dalgacık ailesinde kompleks dalgacık olarak yer alan Morlet dalgacığının ana dalgacık fonksiyonu (4.5) nolu eşitlik ile ifade edilir.

$$\psi^M(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-iw_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}} \quad 4.5$$

w_0 dalgacığın merkezi frekansını temsil etmek üzere morlet dalgacığında görüldüğü üzere ölçek parametresi yoktur. Morlet dalgacığının fonksiyon grafiğı ise aşağıdaki gibidir.



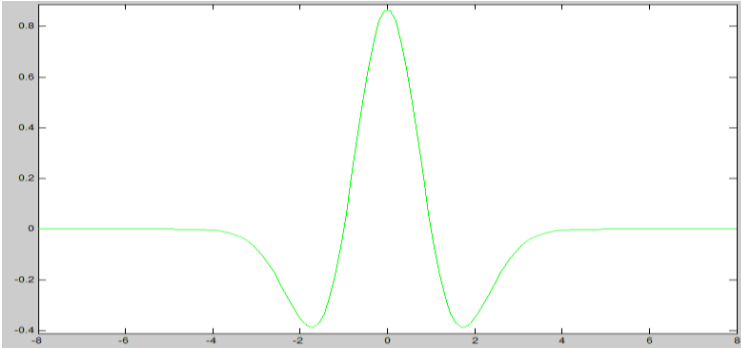
Şekil 4.6 Morlet Dalgacı

4.3.2 Mexican Hat Dalgacı

Mexican hat dalgacı normal dağılım fonksiyonunun ikinci türevi alınarak elde edilmektedir (Siluyele, 2005: 12). Dalgacık fonksiyonu u konum parametresi olmak üzere:

$$\psi^{MH}(u) = (1 - u^2)e^{-\frac{u^2}{2}} \quad 4.6$$

şeklindedir. Mexican Hat dalgacığının ölçekleme fonksiyonu yoktur. Mexican Hat dalgacığının fonksiyon grafiği ise aşağıdaki gibidir.



Şekil 4.7 Mexican Hat Dalgacı

4.4 Kesikli Dalgacık Dönüşümü (DWT)

Sürekli Dalgacık dönüşümü tahmininde katsayılar sürekli yeniden hesaplanmaktadır. Hesaplanan veri sürekli değilse, bu hem gereksiz hesaplamaya yol açmakta hem de sonlu verilere sonsuz metodoloji uygulanmaktadır. Sonlu veriler için ayrık dalgacık dönüşümü bulunmaktadır. Finans ve ekonomi uygulamalarında, zaman serileri kesikli olduğundan ayrık dalgacık dönüşümü

kullanılması gerekmektedir. Kesikli Dalgacık Dönüşümü (DWT) 4.7 nolu eşitlikte gösterilmektedir (Addison, 2002: 65).

$$DWT_x^\psi(u, a) = x(t) \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi^* \left(\frac{t - k \cdot u_0 a_0}{a_0^m} \right) \quad 4.7$$

$x(t)$ serisinin kesikli dalgacık dönüşümü (DWT), $\psi(\cdot)$ ana dalgacık (Semmlow, 2004: 178). Denklemden $x(t)$ analiz edilen seri, $\frac{1}{\sqrt{a_0^m}}$ normleştirme sabiti, ψ^* ana dalgacıdır ve a_0 öteleme adımını ifade etmekte olup çalışmalarda 2 olarak alınmaktadır (Partal vd., 2008: 80). Buna göre bazı kesikli dalgacık türleri şu şekildedir.

4.4.1 Haar Dalgacı

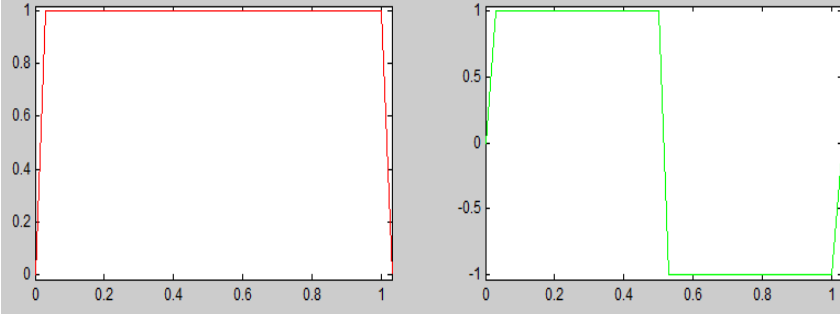
Alfred Haar (1910) ilk kez dalgacıkları çalışmasında kullanan kişidir. Bu yüzden ilk dalgacık filtresi Haar Dalgacı olarak bilinmektedir. Haar dalgacığının ölçekleme fonksiyonu:

$$\frac{1}{\sqrt{2}} \psi = \sum_{n=-\infty}^{\infty} (-1)^{1-n} h[1-n] \phi(t-n) = \frac{1}{\sqrt{2}} (\phi(t-1) - \phi(t)) \quad 4.8$$

şeklinde olmaktadır. Buradan da Haar dalgacık fonksiyonu 4.9 nolu eşitlikteki gibi elde edilmektedir (Mallat, 1998: 248).

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq t < 1 \\ 0, & d.d \end{cases} \quad 4.9$$

Burada t gözlem değerlerini temsil etmektedir. Haar dalgacığının ölçekleme ve ana dalgacık fonksiyonu grafiği ise aşağıdaki gibidir.



Şekil 4.8 Haar Dalgacı

4.4.2 Daubechies Dalgacı

Daubechies dalgacı, Haar dalgacına benzemektedir. Ancak; aradaki fark, dalgacık ve ölçek fonksiyonlarından kaynaklanmaktadır. Daubechies dalgacı, Haar dalgacıyla kıyaslandığında daha karmaşıktır ve hesaplama açısından da daha uzun ve komplike işlemler gerektirmektedir (Elfouly vd., 2008: 39).

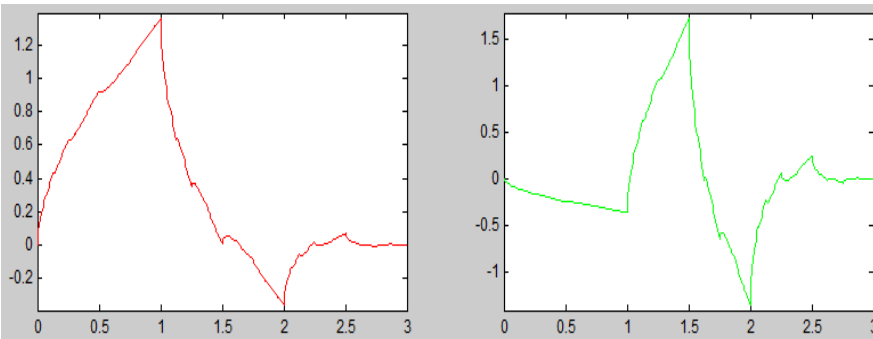
Daubechies dalgacığının ölçekleme fonksiyonu:

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \cdot \phi(2t - k) \quad 4.10$$

Dalgacık fonksiyonu ise:

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \cdot \phi(2t - k) \quad 4.11$$

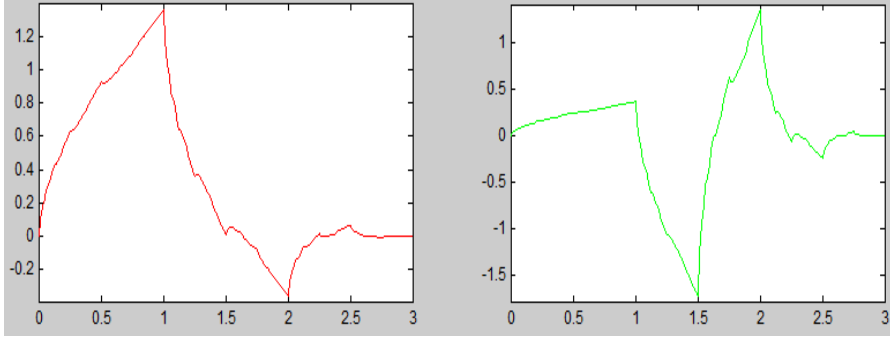
şeklinde ifade edilmektedir. Daubechies dalgacığının ölçekleme ve ana dalgacık fonksiyonu grafiği ise aşağıdaki gibidir.



Şekil 4.9 Daubechies Dalgacı

4.4.3 Symlet Dalgacı

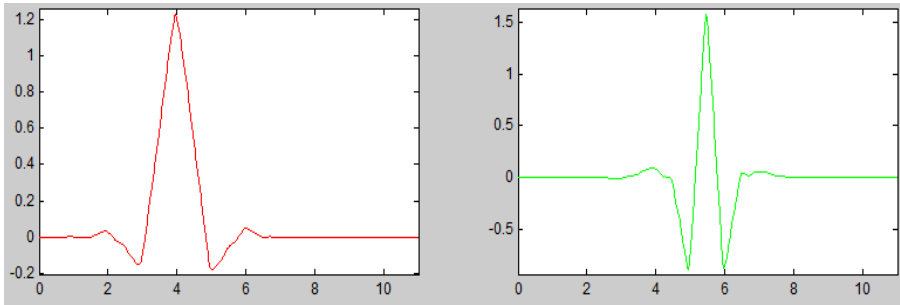
Symlet dalgacıları, Daubechies ailesinin şekillendirilmiş bir hali olarak, Daubechies dalgacılarıyla simetrik dalgacılar olarak sunulmaktadır. Symlet dalgacığının ölçekleme ve ana dalgacık fonksiyonu grafiği ise aşağıdaki gibidir.



Şekil 4.10 Symlet Dalgacı

4.4.4 Coiflet Dalgacı

Coiflet dalgacı, Ronald Coifman'ın önerisi ile yine Daubechies tarafından geliştirilen bir dalgacık türüdür. Coiflet dalgacığında sıfıra yaklaşan momentler (vanishing moments) temel alınmıştır ve Coiflet dalgacı Daubechies dalgacığına göre daha simetriktir. Coiflet dalgacığının ölçekleme ve ana dalgacık fonksiyonu grafiği ise aşağıdaki gibidir.



Şekil 4.11 Coiflet Dalgacı

BEŞİNCİ BÖLÜM

DALGACIK BAZLI PARÇALI DURAĞANLIK ANALİZİ

Dalgacıklar yönteminin zaman serilerinin ölçek bazlı analizlerinde oldukça iyi bir araç olduğu bilinmektedir. Bu yöntem aynı zamanda uzun dönem bağımlılık yapısının analizinde de etkilidir. Uzun dönem bağımlılık yapısı ile ilgili çalışmalara bakıldığında dalgacıklar yönteminin uzun dönem bağımlılık yapısının simüle edilmesinde ve kesirli fark sürecine bağlı olarak uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde kullanıldığı görülmektedir (McCoy ve Walden, 1996; Jensen, 1999a: 12).

Uzun dönem bağımlılık parametresinin tahmin edilmesinde dalgacıkların kullanılmasının bir avantajı diğer yöntemlere göre daha “dirençli” olmasıdır (Hsu ve Nan-Jung, 2006: 1256). McCoy ve Walden (1996), bu parametreyi dalgacıklar yöntemini maksimum olabilirlik tahmin yönteminde kullanarak tahmin etmeye çalışmıştır. Jensen (1999a), parçalı fark parametresi d 'nin olağan en küçük kareler tahmincisini dalgacıklar yöntemini kullanarak elde etmeye çalışmıştır. Jensen'in bulguları ve yapmış olduğu simülasyonlara göre SEKK yöntemi Maksimum olabilirlik yöntemine göre daha tutarlı sonuçlar ortaya koymuştur.

Jensen, $j \rightarrow 0$ 'a yaklaşırken sıfır ortalamalı bir $I(d)$ ($|d| < 1/2$) süreci ile ilişkili olan yüksek frekans bantlarına ait dalgacık katsayıları ($w_{j,k}$), sıfır ortalama ve $\sigma^2 2^{-2jd}$ varyans ile normal dağılım gösterdiğini (1999a) makalesinde şu şekilde ispatlamıştır.

$w_{j,k}$ nin beklenen değeri:

$$E[w_{j,k}] = 2^{\frac{j}{2}} \int E[x(t)] \psi(2^j t - k) dt \quad 5.1$$

buradan

$$var[w_{j,k}] = E[w_{j,k}^2] \quad 5.2$$

$$= 2^j \int dt \int ds E[x(t)x(s)] \psi(2^j t - k) \psi(2^j s - k) \quad 5.3$$

otokovaryans fonksiyonunun parçalı bütünleşik sürecini kullanarak

$$var[w_{j,k}] = K 2^{-j} \int dt \int ds \frac{\Gamma(2^{-j}|t-s|+d)}{\Gamma(2^{-j}|t-s|+1-d)} \psi(t) \psi(s) \quad 5.4$$

Burada büyük k değerleri için $\Gamma(k+a)/\Gamma(k+b)$ değerinin yaklaşık olarak k^{a-b} olduğunu ve normalleşme sürecinde $j \in J = \{0,1,2, \dots, p-1\}$ olmak üzere

$$\text{var}[w_{j,k}] = K2^{-jd} \int dt \int ds |t-s|^{2d-1} \psi(t)\psi(s) \quad 5.5$$

yine burada $j \rightarrow 0$ olmak üzere yukarıdaki eşitliği farklı bir şekilde yazmak istersek;

$$\text{var}[w_{j,k}] = K'2^{-jd} \int dt |t|^{2d-1} \Lambda(1, t) \quad 5.6$$

burada da $\Lambda(1, t) = \int \psi(s)\psi(s-t)ds$ dalgacık dönüşümünde ana dalgacık fonksiyonudur. Terimler toplamını da buradan en son olarak bulduktan sonra nihai olarak yüksek frekans bantlarına ait dalgacık katsayıları varyansı;

$$\text{var}[w_{j,k}] = \sigma^2 2^{-2jd} \quad 5.7$$

olarak bulunur. Burada $\Lambda(1, t)$ sonlu olduğu için $\sigma^2 = K' \int dt |t|^{2d-1} \Lambda(1, t) < \infty$ olacaktır.

Jensen, her bir ölçek için dalgacık katsayılarının logaritmasını almış ve $R(j)$ olarak tanımlamıştır. Bu logaritmik dönüşümün ardından ise parçalı fark parametresi ya da uzun dönem bağımlılık parametresini SEKK yöntemi ile aşağıdaki şekilde tahmin etmeye çalışmıştır.

$$\ln R(j) = \ln \sigma^2 - d \ln 2^{2j} \quad 5.8$$

Burada j ; ölçekleme parametresi, σ^2 sonlu bir sabit ve d ise parçalı fark parametresidir. Yukarıdaki (5.2) nolu eşitlikte SEKK tahminini elde edebilmek için öncelikle yüksek frekans bantlarına ait dalgacık katsayılarının popülasyon varyansı $R(j)$ tahmincisine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu nedenle j . ölçekte yüksek frekans bantları dalgacık katsayıları örneklem varyansı şu şekilde tanımlanmıştır:

$$\hat{R}(j) = \frac{1}{2^j} \sum_{k=0}^{2^j-1} w_{j,k}^2 \quad 5.9$$

Burada $w_{j,k}^2$ kesikli dalgacık dönüşümüne ilişkin dalgacık katsayıları ve $\sum_{k=0}^{2^j-1} w_{j,k}^2$ ise dalgacık katsayıların varyansdır (Jensen, 1999a: 22). Jensen yapmış olduğu dalgacık bazlı çalışmasının sonuçlarının SEKK tahminlerini literatürde yaygın olarak kullanılan uzun hafıza süreci tahmin yöntemi GPH ile karşılaştırmış ve dalgacık bazlı tahmin sonuçlarının daha tutarlı olduğunu ve RMSE(Ortalama Hata Kare) değerlerinin daha küçük olduğunu göstermiştir.

DiSario ve arkadaşlarına göre (2008), “Bu yöntemin en temel avantajı dalgacık katsayıları varyansının orijinal serinin varyansını farklı ölçeklerde ayrıştırmasından kaynaklanmaktadır. Dolayısıyla da bu sayede serinin her bir ölçekteki davranışları analiz edilmiş olmaktadır”.

Biz çalışmamızda Jensen’ in yapmış olduğu çalışmayı odak noktası kabul edip geliştirmeyi hedefleyerek hem Jensen’ nin yapmış olduğu yüksek frekans bantları için dalgacık bazlı parçalı durağanlık analizini Türkiye risk primi göstergelerine uyguladık hem de dalgacık bazlı volatilité modellerini oluşturarak en iyi tahmin sonuçlarını öngörmeye çalıştık.

ALTINCI BÖLÜM

DALGACIK BAZLI VOLATİLİTE MODELLERİ

Öncelikle dalgacıkların zaman serileri analizlerindeki kullanımları üzerine literatürdeki öncelikli çalışmalara değinelim. İlk olarak Percival ve Walden (2000), Morettin (1996, 1997) ve Priestly (1996) tarafından yapılmıştır. Yapılan bu çalışmalarda dalgacıklar analizinin zaman serilerinde kullanım alanları ve kullanılabilirliği ortaya koyulmuş ve bu konudaki teorik temeller oluşturulmuştur. Yapılan başka bir çalışmada Ramsey (1999), dalgacıklar yönteminin iktisadi ve finansal verilerin analizlerine sağlamış olduğu katkıları ifade etmiştir. Bu çalışmada Ramsey, dalgacıkların kullanım alanlarını keşifsel (exploratory) analizler, yoğunluk tahminleri ve lokal heterojenlik, zaman-ölçek ayrıştırması ve öngörü olmak üzere dört kategoride toplamıştır.

Norsworthy, Li ve Görener (2000), zaman serilerinde dalgacıkların kullanımını mühendislik alanından finansal uygulamalara taşıma bağlamında yapmış oldukları çalışmada, herhangi bir finansal varlık getirisi ile portföy getirisi arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Dalgacıklar yönteminin finans ve ekonomi alanlarında uygulanması ile en yakın ilgilenen James Ramsey'dir. Ramsey ilk makalesinde, (Ramsey ve Zang, 1995) yüksek frekanslı döviz kuru oranları serisinde dalgacıklar yöntemini kullanmış ve sonuçta yalnız en düşük frekanslarda döviz kurunda belli bir yapının olduğunu bulmuştur.

Abramovich ve arkadaşları (2000) yapmış oldukları bir çalışmada, dalgacıklar analizi ve bu analizin istatistiksel uygulamaları üzerinde durmuşlardır. Bu çerçevede; dalgacıkların istatistikte parametrik olmayan regresyon tahmininde, olasılık yoğunluk fonksiyonu tahmininde, değişim noktası (change point) tespit etmede ve zaman serileri analizinde kullanılabileceğini ortaya koymuşlardır. Farklı frekans boyutlarında ve zaman ölçeklerinde Amerikan finansal değişkenlerinin endüstriyel üretim üzerindeki öngörü gücünü spektral ayrıştırma, dalgacıklar analizi ve Granger nedenselliğini kullanarak araştırmaya çalışan Kim ve In (2003) bu yaklaşıma yeni bir boyut kazandırmışlardır. Çalışmanın sonucunda ise; Amerikan finansal ve reel değişkenleri arasındaki ilişkinin kısa zaman ölçeklerinde finansal değişkenlerden reel değişkenler yönüne, uzun zaman ölçeklerinde ise reel değişkenlerden finansal değişkenler yönüne doğru bir nedensel ilişkinin olduğunu bulmuşlardır.

Kim ve In'in (2007), yaptıkları bir başka çalışmada G7 ülkelerinde hisse senedi fiyatları ile tahvil gelirleri arasındaki ilişki araştırılırken de dalgacıklar yöntemi kullanılmış ve farklı

frekans boyutlarında ve zaman ölçeklerinde farklı şekilde ilişkiler tespit edilmiştir. Dalgacıklar yönteminin finansal verilere uygulamasını yapan bir diğer çalışmada ise Gençay, Selçuk ve Whitcher (2002) sistematik risk hesabında farklı zaman ölçeklerini incelemek amacıyla bu yöntemi kullanmışlardır. Sonuçta da farklı zaman ölçekleri ve frekans boyutlarında farklı sistematik riskler hesaplamışlardır. Buna benzer bir diğer çalışma ise 2005 yılında Fernandez tarafından yapılmıştır. Gençay, Selçuk ve Whitcher (2002), yaptıkları bir diğer çalışmada da döviz kuru volatilitésinin hesaplanmasında dalgacıklar yöntemini kullanmışlardır.

Çalışmada seçilen dalga türleri, (Misiti vd., 2002: 101) çalışmasında belirlenen ‘enerji’ kurallarına göre pointed(sivri yapılı) ve smooth(yumuşak yapılı) dalgacık yapılarına uygun olarak seçilmiştir. Ayrıca burada “enerji” dalgacıklar terminolojisinde; dalgacık katsayılarının kareleri toplamı olarak da ifade edilen “varyans” anlamına gelmektedir (Gençay, Selçuk ve Whitcher, 2002: 125).

Haar dalgacıklarının türevi sürekli değildir ve bu özellik finans alanında kullanımını sınırlamaktadır (Aytaç, 2004: 19). Morlet dalgacığı ve Mexican Hat dalgacığı ise literatürde daha çok sürekli dalgacık dönüşümlerinde kullanılan dalgacık türleri olduğundan çalışmada kullanımı tercih edilmemiştir.

Bunun yanı sıra, $N=2^9$ gözlem sayısında LOGBİST100 logaritmik düzey serisinin ve RBİST100, RCDS, RDİBS ve RVIX getiri serilerimizin maksimum ayrıştırma seviyesinin dalgacık türüne göre (her bir ayrıştırma seviyesi MATLAB paket programında bulunmuştur) belirlenmiştir ve ayrıştırma işleminde yüksek frekansları geçiren filtre “detay(detail-d1,d2,...,dk)” katsayılarını, düşük frekansları geçiren filtre ise “yaklaşım(approximation-a1,a2,...,ak)” katsayılarını göstermektedir. Ayrıca dalgacık türüne göre ayrıştırma grafikleri belirlenebilir (Miner, 1998: 17).

Volatilite modellerini, yüksek frekans bantları ve düşük frekans bantları için dalgacık bazlı ayrıştırma sürecinden ve maksimum dalgacık ayrıştırma bant seviyesi belirlendikten sonra daha önce anlatıldığı gibi simetrik ve asimetrik volatilité modelleri ile en iyi modeli tahmin edilmelidir. Dalgacık fonksiyonunu belirlerken Misiti vd. ortaya koyduğu gibi pointed(sivri yapılı) ve smooth(yumuşak yapılı) dalgacık yapılarına uygun olarak seçilmelidir.

Çalışmada Daubechies dalgacık türü, ölçek ve konum parametrelerine göre maksimum dalgacık ayrıştırma bant seviyelerine ve pointed ve smooth yapılarına uygun olarak seçilen dalgacık türü olarak belirlenmiştir.

YEDİNCİ BÖLÜM

UYGULAMA

7.1 Verilerin Özellikleri

Çalışmada Türkiye Risk Primi Göstergelerimiz olarak seçilen değişkenlerimiz:

CDS: Kredi İflas Takası Primleri (Puan)

DİBS: Devlet İç Borçlanma Senedi Primleri (Puan)

BİST100: Borsa İstanbul 100 Endeksi Kapanış Değerleri (Puan)

VIX: Chicago Board of Exchange Volatility Index Kapanış Değerleri (Puan)

Veriler 06/06/2013 – 30/06/2015 tarihleri arasında 513 günlük verilerdir. Serilerin 513 günlük olarak seçilmesinin teorik sebebi; seriler getiri serisine dönüştürüldüğü için ve dalgacık teorisinde $N=2^J$ ölçekleme metodu kullanıldığı için $J=9$ olduğu duruma uygun olarak veri seti seçilmiştir.

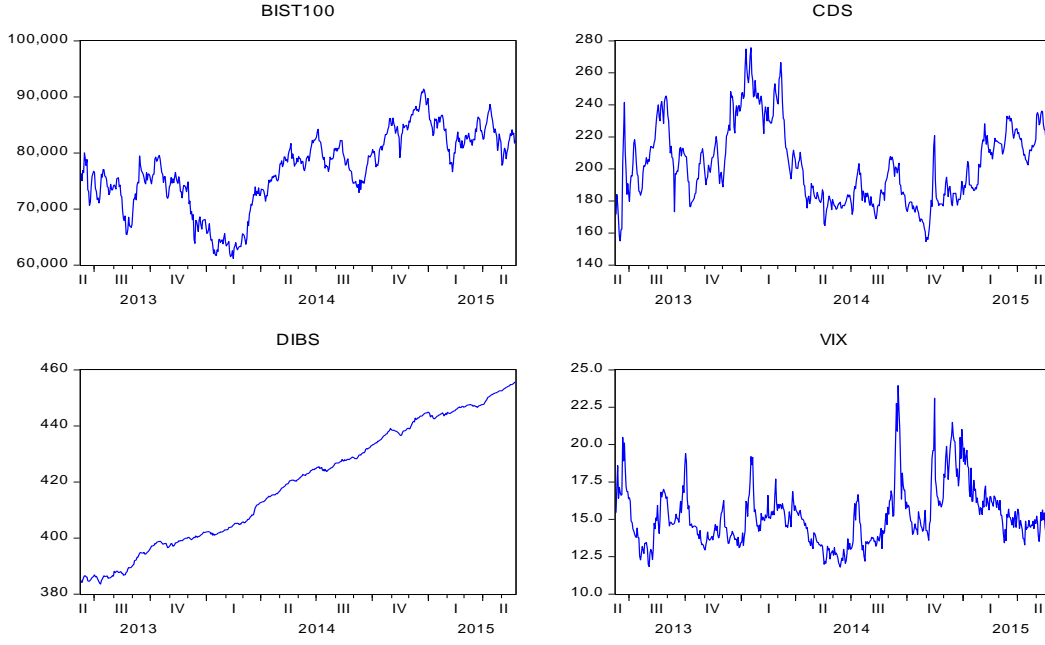
Verilerin bu tarihler arasında seçilme finansal politik sebebi; Türkiye de bu yıllar arasında gerçekleşen siyasi – politik belirsizlikleri kapsamı ve bu tarihler arasında 3 seçimin gerçekleşmesidir (30/03/2014 yerel seçimler, 10/08/2014 cumhurbaşkanlığı seçimleri, 07/06/2015 genel seçimleri).

Onali ve Goddard'ın (2011) çalışmasında, klasik finans teorisi logaritmik serilerin martingale(hilesiz bir oyunun matematiksel modeli olan stokastik bir süreç) olduğunu ileri sürmekteydi. Bu sebeple logaritmik getiri serileri bağımlı değildir. Getirilerdeki bağımlılık Etkin Piyasa Hipotezi (Fama, 1970), Modern Portföy Teorisi (Markowitz, 1952) ve Sermaye Varlıklarını Fiyatlandırma Modeli ile örtüşmemektedir.

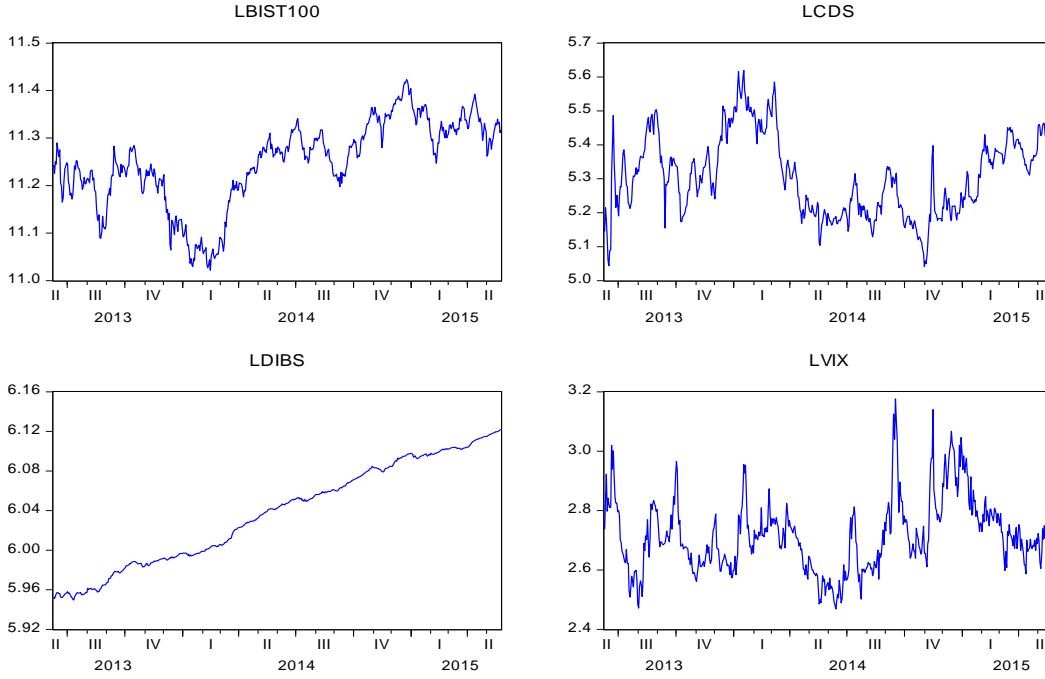
Tablo 7.1 Düzey Serilerine Ait Tanımlayıcı İstatistikler

	CDS (baz puan)	DİBS* (puan)	BİST-100 (puan)	VIX (puan)
Ortalama	203.1003	419.2870	77007.96	15.23504
Medyan	200.5935	420.8950	77741.50	14.90000
Maksimum	275.6630	455.6400	91412.94	23.95
Minimum	154.6670	383.5800	61189.15	11.8
Std. Sapma	24.09674	21.62123	6749.585	1.974861
Çarpıklık	0.505160	-0.02113	-0.40679	1.150059
Baskılık	2.600820	1.659036	2.584092	4.810795
Jarque-Bera (JB)	25.17531	38.39938	17.81115	182.8164
JB - Olasılık	0.000003	0.00000	0.000136	0.00000
N	513	513	513	513

*DİBS Fiyat = Nominal Değer / (1 + (Vadeye Kalan Gün Sayısı * Faiz / 365))



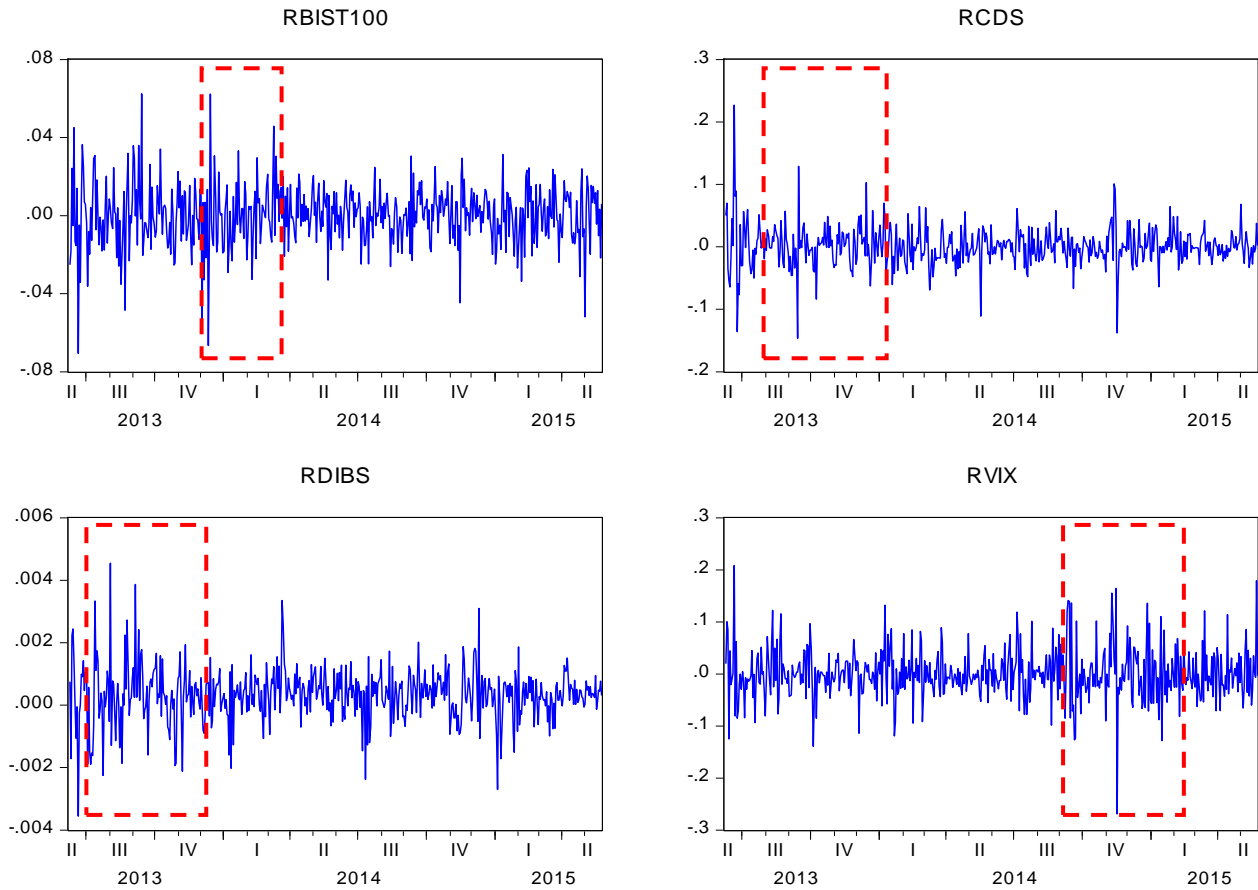
Şekil 7.1 Düzeyde Değişkenlerin Zaman Serisi Grafikleri



Şekil 7.2 Doğal Logaritması Alınmış Düzeyde Değişkenlerimizin Zaman Serisi Grafikleri

Tablo 7.2 Getiri Serilerine Ait Tanımlayıcı İstatistikler

	RCDS	RDİBS	RBİST-100	RVIX
Ortalama	0.000628	0.000331	9.53E-05	0.000263
Medyan	-0.000737	0.000352	0.000278	-0.003638
Maksimum	0.226692	0.004545	0.062379	0.208128
Minimum	-0.146319	-0.003555	-0.070585	-0.269097
Std. Sapma	0.031236	0.000863	0.015459	0.049345
Çarpıklık	0.496740	-0.034698	-0.233636	0.234761
Basıklık	10.89083	6.253114	5.40450503	5.884023
Jarque-Bera (JB)	1349.379	225.8681	127.9995	182.1448
JB - Olasılık	0.000000	0.00000	0.00000	0.00000
N	512	512	512	512

**Şekil 7.3** Getiri Serilerimizin Grafikleri ve Volatilité Kümelenmesi

Getiri serilerimiz $R_t = \ln Y_t - \ln Y_{t-1}$ formülasyonu ile oluşturulmuştur. Getiri serilerimiz leptokörtik (kalın kuyruk özelliği göstermesi) olduğunu JB istatistiklerinden görmekteyiz.

Her bir getiri serimizde volatilité kümelenmesi mevcuttur (kırmızı kutular ile işaretli bölgelerde kümelenmeye dikkat çekilmiştir).

Değişkenlerimizde volatilité modelleri(ARCH-GARCH vd.) ile çalışma imkanı sağlaması açısından doğrusal olmayan modellere uyum ve volatilité kümelenmesinin tespiti için BDS testi uygulanmıştır.

Brock vd. (1993) 500 gözlemden fazla olan veri setlerinde BDS test istatistikleri için $m(\text{boyut})$ ' in 6'dan küçük olması ve ϵ değerinin ise veri setinin standart sapmasının 0.5 ile 2 katı arasında seçilmesinin sonuçların doğruluğu açısından önemli olduğunu söylemektedirler.

Tablo 7.3 H_0 : Volatilité Kümelenmesi Yoktur Boş Hipotezinin Sınaması ve BDS Test Sonuçları

Değişken	Boyut (m)	(ϵ)	BDS istatistiği (prob değeri)
RBİST100	2	0.03	-0.00005 (0.085)**
	3		0.00003 (0.000)*
	4		0.000009 (0.000)*
	5		0.0000002 (0.000)*
RCDS	2	0.06	0.00071 (0.000)*
	3		0.00022 (0.000)*
	4		0.00004 (0.000)*
	5		0.00002 (0.000)*
RDİBS	2	0.002	-0.000006 (0.000)*
	3		-0.000001 (0.000)*
	4		-0.0000004 (0.000)*
	5		-0.00000001 (0.000)*
RVİX	2	0.01	0.0003 (0.001)*
	3		-0.0002 (0.000)*
	4		-0.00002 (0.007)*
LOGBİST100	2	0.18	0.099 (0.000)*
	3		0.091 (0.000)*
	4		0.071 (0.000)*
	5		0.054 (0.000)*

*%5, **%10 anlamlılık seviyesinde

BDS testinin uygulanması için;

i- RBİST100 getiri serisinde $m=5$ ve $\varepsilon=0,03$ (standart sapmasının 2 katı) seçilmiştir. Bist100 getiri serimizin doğrusal olmayan ve volatilitte kümelenmesi olan bir seri olduğu tespit edilmiştir.

ii- RCDS getiri serisinde $m=5$ ve $\varepsilon=0,06$ (standart sapmasının 2 katı) seçilmiştir. CDS getiri serimizin doğrusal olmayan ve volatilitte kümelenmesi olan bir seri olduğu tespit edilmiştir.

iii- RDİBS getiri serisinde $m=5$ ve $\varepsilon=0,002$ (standart sapmasının 2 katı) seçilmiştir. DİBS getiri serimizin başlangıçta doğrusal olmayan ve volatilitte kümelenmesinin olduğu ancak daha sonra doğrusal bir seri gibi hareket ettiği ve kümelenmenin ortadan kalktığı tespit edilmiştir.

iv- RVIX getiri serisinde $m=4$ ve $\varepsilon=0,01$ (standart sapmasının 2 katı) seçilmiştir. VIX getiri serimizin doğrusal olmayan ve volatilitte kümelenmesi olan bir seri olduğu tespit edilmiştir.

v- LOGBİST100 düzey serisi $m=5$ ve $\varepsilon=0,18$ (standart sapmasının 2 katı) seçilmiştir. BİST100 düzey serisinde doğrusal olmayan ve volatilitte kümelenmesi bulunan bir seri olduğu tespit edilmiştir.

Finans teorisine uygun olarak doğrusal olmayan getiri serilerimizde finansal verilerin özellikleri incelemeye asimetri etkisinin varlığını tespit etme ile devam edelim. Bunun için İşaret Sapma Testi (sign and size test) uygulamamız gereklidir.

İşaret sapma testi bize volatilitte modellerinde sadece ARCH – GARCH gibi simetrik modeller ile değil TARARCH – EGARCH gibi asimetric modellerle çalışmamızın gerekliliğini göstermektedir.

Tablo 7.4 İşaret Sapma Testi Sonuçları

	RBİST100	RCDS	RDİBS	RVIX	LOGBİST100
LM stat.	2.0175	13.777	9.6023	30.2535	459.0280
(P-value)	(0.5687)	(0.0032)	(0.0222)	(0.0000)	(0.0000)

Buna göre “ H_0 : Asimetric etki yoktur.” boş hipotezine göre asimetric etkiye sahip deęişken yapılarımız; LOGBİST100 düzey serisi; RCDS; RDİBS; RVIX getiri serileridir. Ayrıca RBİST100 getiri serimiz simetrik yapıya sahip olduğu için bu duruma uygun volatilitte modelleri seçilmelidir.

Tablo 7.5 Değişkenlerimizdeki ARCH Etkisini Araştırmak için ARCH LM Testi Sonuçları

Değişken	ARCH LM(1)	ARCH LM(4)	ARCH LM(8)
LOGBİST100	474.80 (0.000)	472.38 (0.000)	469.34 (0.000)
RCDS	17.52 (0.000)	42.93 (0.000)	98.30 (0.000)
RDİBS	4.45 (0.034)	9.21 (0.055)	16.32 (0.038)
RVIX	24.36 (0.000)	28.83 (0.000)	41.03 (0.000)
RBİST100	1.09 (0.296)	36.32 (0.000)	43.37 (0.000)

TR² test istatistikleri ve parantez içindeki olasılık değerleri

Buna göre % 5 anlamlılık seviyesinde RBİST100 endeksi getiri serisi için ilk gecikmesinde ARCH etkisine rastlanmamıştır, diğer bütün değişkenlerimizde ARCH etkisi mevcuttur.

Tablo 7.6 Değişkenlerimizin Birim Kök Testleri Sonuçları

LOGBİST100	Model A: Sabitli		Model C: Sabit ve Trend	
	Test stat	Prob.	Test stat	Prob.
ADF*	-1.86	0.34	-2.78	0.20
%1	-3.44		-3.97	
%5	-2.86		-3.41	
%10	-2.56		-3.13	
PP*	-1.87	0.34	-2.83	0.18
%1	-3.44		-3.97	
%5	-2.86		-3.41	
%10	-2.56		-3.13	
KPSS**	1.66		0.23	
%1	0.73		0.21	
%5	0.46		0.14	
%10	0.34		0.11	

*H₀: Birim kök vardır **H₀: Seri durağandır

LOGBİST100 serisi, klasik birim kök testlerinde her iki model için I(1) olup birim kök içermektedir.

RCDS	Model A: Sabitli		Model C: Sabit ve Trend	
	Test stat	Prob.	Test stat	Prob.
ADF*	-19.45	0.000	-19.43	0.000
%1	-3.44		-3.97	
%5	-2.86		-3.41	
%10	-2.56		-3.13	
PP*	-19.80	0.000	-19.77	0.000
%1	-3.44		-3.97	
%5	-2.86		-3.41	
%10	-2.56		-3.13	
KPSS**	0.08		0.08	
%1	0.73		0.21	
%5	0.46		0.14	
%10	0.34		0.11	

*H₀: Birim kök vardır **H₀: Seri durağandır

RCDS serisi, klasik birim kök testlerinde her iki model için I(0) olup birim kök içermemektedir.

RDİBS	Model A: Sabitli		Model C: Sabit ve Trend	
	Test stat	Prob.	Test stat	Prob.
ADF*	-13.15	0.000	-13.14	0.000
%1	-3.44		-3.97	
%5	-2.86		-3.41	
%10	-2.56		-3.13	
PP*	-20.49	0.000	-20.47	0.000
%1	-3.44		-3.97	
%5	-2.86		-3.41	
%10	-2.56		-3.13	
KPSS**	0.05		0.05	
%1	0.73		0.21	
%5	0.46		0.14	
%10	0.34		0.11	

*H₀: Birim kök vardır **H₀: Seri durağandır

RDİBS serisi, klasik birim kök testlerinde her iki model için I(0) olup birim kök içermemektedir.

RVIX	Model A: Sabitli		Model C: Sabit ve Trend	
	Test stat	Prob.	Test stat	Prob.
ADF*	-25.32	0.000	-25.30	0.000
% 1	-3.44		-3.97	
% 5	-2.86		-3.41	
% 10	-2.56		-3.13	
PP*	-26.20	0.000	-26.18	0.000
% 1	-3.44		-3.97	
% 5	-2.86		-3.41	
% 10	-2.56		-3.13	
KPSS**	0.02		0.02	
% 1	0.73		0.21	
% 5	0.46		0.14	
% 10	0.34		0.11	

*H₀: Birim kök vardır **H₀: Seri durağandır

RVIX serisi, klasik birim kök testlerinde her iki model için I(0) olup birim kök içermemektedir.

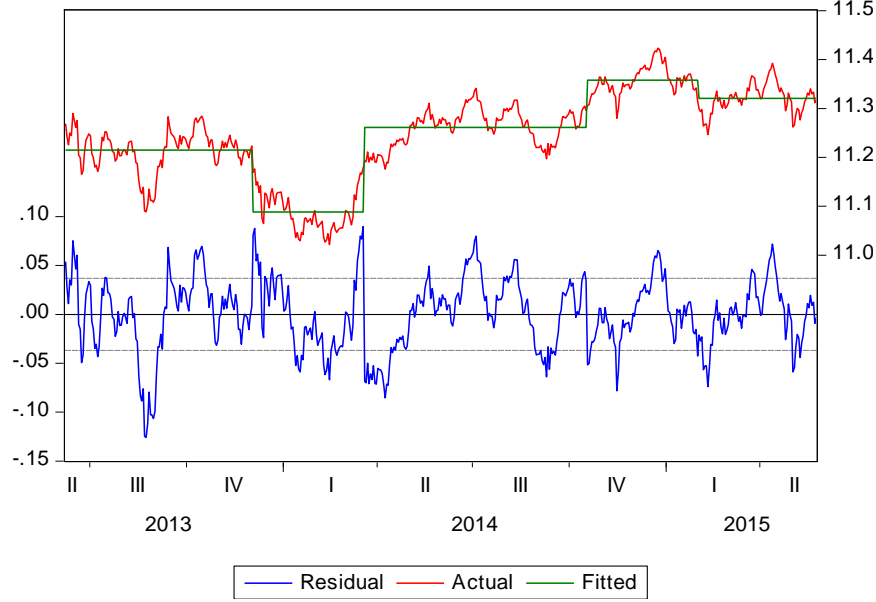
RBİST100	Model A: Sabitli		Model C: Sabit ve Trend	
	Test stat	Prob.	Test stat	Prob.
ADF*	-23.17	0.000	-23.15	0.000
% 1	-3.44		-3.97	
% 5	-2.86		-3.41	
% 10	-2.56		-3.13	
PP*	-23.16	0.000	-23.15	0.000
% 1	-3.44		-3.97	
% 5	-2.86		-3.41	
% 10	-2.56		-3.13	
KPSS**	0.07		0.05	
% 1	0.73		0.21	
% 5	0.46		0.14	
% 10	0.34		0.11	

*H₀: Birim kök vardır **H₀: Seri durağandır

RBİST100 serisi, klasik birim kök testlerinde her iki model için I(0) olup birim kök içermemektedir.

7.2 Yapısal Kırılmalı Birim Kök Testleri (Bai Perron)

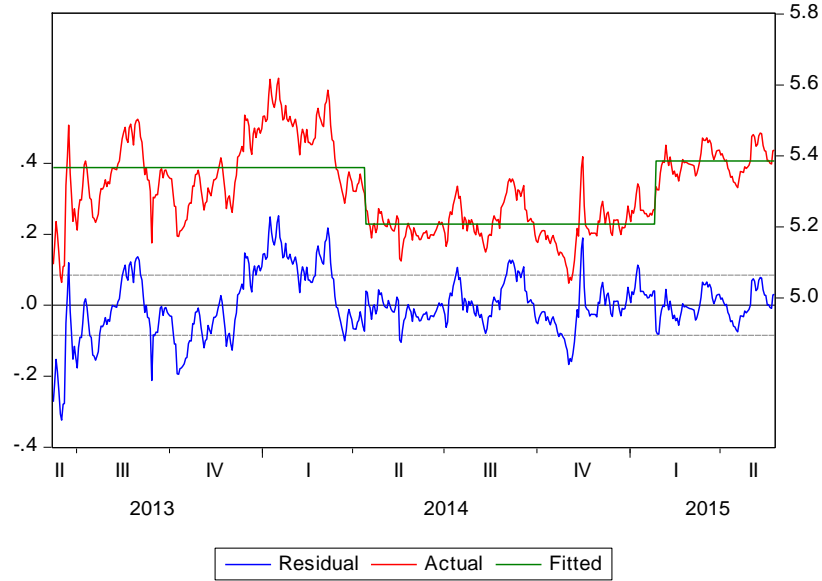
LOGBİST100 düzeyde serisi için Schwarz ve LWZ bilgi kriterlerine göre anlamlı kırılma sayısı 4 olarak tespit edilmiştir.



Şekil 7.4 LOGBİST100 Serisi Yapısal Kırılmalı Birim Kök Grafiği

Kırılma tarihleri 3 Aralık 2013, 19 Mart 2014, 17 Ekim 2014, 2 Mayıs 2015

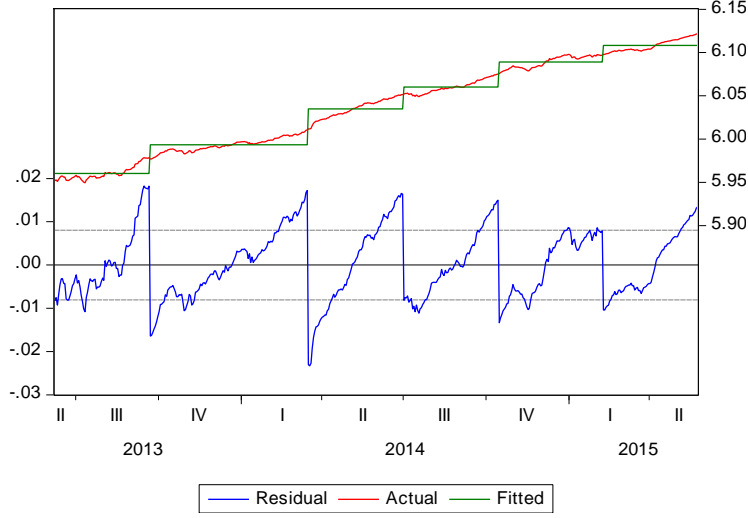
LOGCDS düzeyde serisi için Schwarz ve LWZ bilgi kriterlerine göre anlamlı kırılma sayısı 2 olarak tespit edilmiştir.



Şekil 7.5 LOGCDS Serisi Yapısal Kırılmalı Birim Kök Grafiği

Kırılma tarihleri: 14 Nisan 2014, 27 Ocak 2015

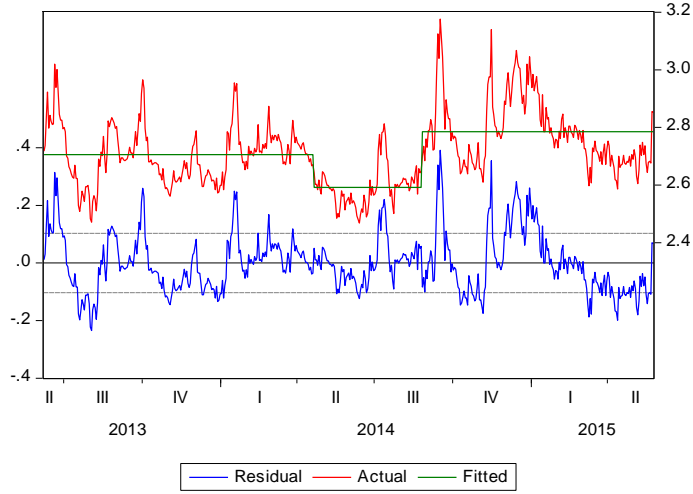
LOGDİBS düzeyde serisi için Schwarz ve LWZ bilgi kriterlerine göre anlamlı kırılma sayısı 5 olarak tespit edilmiştir.



Şekil 7.6 LOGDİBS Serisi Yapısal Kırılmalı Birim Kök Grafiği

Kırılma tarihleri: 20 Eylül 2013, 17 Mart 2014, 01 Temmuz 2014, 15 Ekim 2014, 09 Şubat 2015

LOGVİX düzeyde serisi için Schwarz ve LWZ bilgi kriterlerine göre anlamlı kırılma sayısı 2 olarak tespit edilmiştir.



Şekil 7.7 LOGVİX Serisi Yapısal Kırılmalı Birim Kök Grafiği

Kırılma tarihleri: 21 Nisan 2014, 26 Ağustos 2014

Ayrıca; getiri serilerimizde kırılma tespit edilememiştir.

7.3 Parçalı Durağanlık Analizi Parametrik Yöntem Uygulaması

Tablo 7.7 ARFIMA Modeli d Parametresi Sonuçları

Değişken	d parametresi (prob. değeri)	En iyi model*
LOGBİST100	0.498 (0.000)	ARFIMA(0,d,1)
LOGCDS	0.457 (0.000)	ARFIMA(1,d,0)
LOGDİBS	0.243 (0.000)	ARFIMA(1,d,1)
LOGVIX	0.494 (0.000)	ARFIMA(0,d,2)
RBİST100	-0.246 (0.100)	ARFIMA(1,d,1)
RCDS	-0.325 (0.001)	ARFIMA(1,d,0)
RDİBS	0.098 (0.007)	ARFIMA(0,d,0)
RVIX	-0.317 (0.002)	ARFIMA(2,d,1)

*En iyi model seçimi AR(3) ve MA(3) gecikmeye kadar olan Akaike ve Bayesian Bilgi kriterlerine ve en büyük olabirlik değerine göre seçilmiştir.

Buna göre RBİST100, RCDS ve RVIX getiri serileri kısa hafızaya sahiptirler. Son iki yıllık dönemde bir şok yaşansa bile kısa dönemde bu etkiden kurtulup kendi ortalamalarına geri dönmektedirler. RDİBS getiri serisi ise uzun hafızaya sahiptir ve bir şok yaşanması halinde son iki yıllık dönemde kendi ortalamasına geri dönebilmektedir.

Logaritmik düzey serilerinin tamamı uzun hafızaya ve sonlu etki – tepki ağırlıklarına sahiptirler. Ayrıca düzey serilerimiz parçalı durağandırlar. Ancak kendi ortalamalarına geri dönme eğilimindedirler.

7.4 Parçalı Durağanlık Analizi Yarı – Parametrik Yöntem Uygulaması

Tablo 7.8 Yarı Parametrik Yöntemlerin d Parametresi Sonuçları

Değişken	Yöntem			
	GPH-d	MODLPR-d	ROBLPR-d	LOMODRS-Test Stat.
LOGBİST100	0.809(0.001)*	0.835(0.000)*	0.805(0.001)*	1.09**
LOGCDS	0.845(0.000)*	0.854(0.000)*	0.798(0.000)*	1.24**
LOGDİBS	1.013(0.000)*	0.921(0.000)*	1.016(0.000)*	1.37**
LOGVIX	0.570(0.000)*	0.488(0.000)*	0.577(0.000)*	1.22**
RBİST100	-0.160(0.333)	0.044(0.000) ^a	-0.160(0.330)	1.09**
RCDS	-0.143(0.505)	-0.131(0.000) ^a	-0.305(0.020)*	0.958**
RDİBS	-0.081(0.501)	-0.088(0.000) ^a	-0.147(0.304)	1.03**
RVIX	-0.509(0.001)*	-0.374(0.000) ^a	-0.508(0.001)*	0.617

* “H₀: d=0 (birim kök yoktur)” %5 anlamlılık seviyesinde anlamlı,

^a “H₀: d=1 (birim kök vardır)” şeklinde kurulmuştur. %5 anlamlılık seviyesinde anlamlı,

**“H₀: Uzun dönem bağımlılık yoktur” %5 anlamlılık seviyesinde kabul edilmiştir.

Burada, GPH (lamda=0.5 seçilmiştir) (Geweke-Porter-Hudak), MODLPR (lamda=0.5 seçilmiştir) (Modifiye edilmiş Log-Periodogram), ROBLPR (lamda=0.5 seçilmiştir) (Robinson Log-Periodogram), LOMODRS (Lo's Modifiye edilmiş R/S testi) literatür çalışmalarında önerilen değerler seçilmiştir.

Sonuç olarak logaritmik düzey serilerinin tamamı uzun hafızaya ve sonlu etki – tepki ağırlıklarına sahiptirler. Ayrıca düzey serilerimiz parçalı durağandırlar. Ancak kendi ortalamalarına geri dönme eğilimindedirler.

7.5 Dalgacık Bazlı Parçalı Durağanlık Analizi Uygulaması

DB2-S7 Yüksek frekans bandı ayrıştırması sonucuna göre;

Tablo 7.9 Dalgacık Bazlı Parçalı Durağanlık Analizi d Parametresi Sonuçları

Değişken	d parametresi (prob. değeri)
LOGBİST100	-0.308 (0.038)
LOGCDS	0.274 (0.010)
LOGDİBS	0.542 (0.000)
LOGVIX	0.214 (0.019)
RBİST100	0.404 (0.010)
RCDS	0.405 (0.017)
RDİBS	0.388 (0.000)
RVIX	0.422 (0.001)

Buna göre getiri serilerinin tamamı uzun hafızaya sahip ve durağandır. Yani piyasaya son iki yılda bir şok geldiğinde getiri serileri bu şokun etkisini uzun dönem taşıyacaklar ancak daha sonra kendi ortalamalarına geri dönebileceklerdir.

Logaritmik düzey serilerinden LOGCDS ve LOGVIX uzun hafızaya sahip ve durağandır, LOGDİBS düzey serisi kovaryans durağan değildir ancak ortalamasına geri döner. Ancak LOGBİST100 düzey serisi kısa hafızaya sahiptir, şoklara karşı kalıcı etki gözlenmemektedir.

7.6 Volatilite Modelleri Uygulaması

Finansal getirilerin volatilitésinin nedenleri çok belirgin değildir. Herhangi bir neden, söz konusu dönemde etkiliyken daha sonraki dönemlerde geçersiz olabilmekte ve daha sonra yine önemli hale gelebilmektedir. Bu nedenle volatilité için kesin bir neden bulunsa bile, söz konusu

volatilitenin sürekliliği kesin değildir. Bu nedenle varyanslardaki değişimlerin dışsal bir değişken kullanarak modellenmesi doğru değildir (Engle, 1982: 988-989).

Ele alınan simetrik/asimetrik modeller, dağılımları doğrultusunda ve Akaike/Schwarz bilgi kriterleri ile ele alınmaktadır. En küçük RMSE değeri, minimum bilgi kriteri ve maksimum log-olabilirlik fonksiyonunu veren model en iyi model olarak ele alınmaktadır.

Modellerin uygulamasında gerekli olan parametrelerinin ilk önce istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı araştırılmalıdır. Parametreleri anlamlı olmayan model yorumlarına yer verilemez. Ayrıca Asimetrik ve Simetrik GARCH modellerinde durağanlık koşulu birtakım parametrelerin kısıtları sonucu gerçekleşebilmektedir. Bunun yanında söz konusu modellerin anlamlı olabilmesi içinde bu parametrelerin belirli değerleri alması gerekmektedir. Asimetriklik durumu içinse asimetri etkisini gösteren parametrelerin belirli kısıtları sağlaması ve anlamlı olması gerekmektedir.

ARCH modelindeki negatif varyanslı parametre tahminlerine ulaşılması sakıncasını gidermek amacıyla GARCH modeli geliştirilmiştir.

ARCH modeli yüksek frekanslı serilerde uzun dönemi kapsayan (uzun hafıza süreçleri) uzak gözlemler arasındaki bağımlılığı tespit edememektedir.

Simetrik modeller olan ARCH/GARCH modelleri volatilitenin sadece büyüklüğü ile ilgilenir, işareti ile ilgilenmez (Nelson, 2002: 351). Parametrelerin toplamının $(\alpha_1 + \beta_1)$ '1'e eşit olması durumunda, tüm veri seti için volatilitate tahmininde son dönem verilerin etkisi artmaktadır, ayrıca $(\alpha_1 + \beta_1) \rightarrow 1$ yaklaştıkça şokun direnci artmaktadır, denir (Harris, 2001: 238).

ARCH, GARCH ve Asimetrik GARCH Modelleri (EGARCH, GJR-GARCH) hata terimlerinin koşullu varyansının durağanlığını dikkate almamaktadır.

GARCH(1,1) modelinde $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ olduğunda şok etkisi koşullu varyansı zamanla değiştirmektedir. $\alpha_1 + \beta_1 = 1$ olduğunda koşullu varyans birim kök süreci gibi hareket ederek şok etkisinin koşullu varyansı değiştirmemesini sağlar.

Tablo 7.10 Söz Konusu Ele Alınan Modeller, Anlamli Olması Gereken Parametreleri, Parametre Kısıtları Ve Durağanlık Koşulu

Model	Varyans Denklemi	Anlamli olması gereken parametre	Parametre Kısıtı	Durağanlık Koşulu
ARCH	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2$	α_1	$\alpha_0 > 0, \alpha_1 \geq 0$	$\alpha_1 < 1$
GARCH	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1}$	β_1	$\alpha_0 > 0, \alpha_1 \geq 0, \beta_1 \geq 0$	$\alpha_1 + \beta_1 < 1$
TARCH(GJR-GARCH)	$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \gamma_1 u_{t-1}^2 I_{t-1}$	γ_1	$\alpha_0 > 0,$ $\alpha_1 + \gamma_1 \geq 0,$ $\beta_1 \geq 0,$ $-1 < \gamma_1 < 1$	Asimetrik modellerde durağanlık koşulu yoktur.
EGARCH	$\ln h_t = \omega + \beta \ln h_{t-1} + \gamma \frac{u_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \alpha \left[\frac{ u_{t-1} }{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{\frac{2}{\tau}} \right]$	γ	Model logaritmik formda olduğundan parametre kısıtı yoktur, asimetrik modellerde durağanlık koşulu yoktur.	

Asimetrik modellerde iyi haberler (α_1) üzerinde, kötü haberler ($\alpha_1 + \gamma_1$) üzerinde toplanacaktır.

Kaldıraç(Asimetri) etkisi olan $\gamma > 0$ ve istatistiksel olarak anlamlı olduğunda volatilité üzerinde daha büyük etkiye sahip olan negatif şoklu bir asimetri söz konusudur. Yani negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişkenin(mesela BİST100) volatilitésini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkiliyor demektir.

Asimetri katsayısı olan $\gamma < 0$ ve istatistiksel olarak anlamlı olduğunda volatilité üzerinde daha büyük bir etkiye sahip pozitif şoklu bir asimetri söz konusudur. Yani pozitif getiri şoklarının bir sonraki dönem bağımlı değişken(mesela BİST100) volatilitésine negatif getiri şokuna oranla daha fazla etkileyeceğini anlamına gelmektedir (Brooks, 2008: 408).

7.6.1 Değişkenlerimizin Simetrik ve Asimetrik Modellerle Tahmini ve En İyi Modelin Belirlenmesi

LOGBİST100 logaritmik düzey serisinin TARARCH tahmini ve asimetri etkisi için en iyi model aşağıdaki gibi en küçük RMSE, en düşük bilgi kriteri değeri ile maksimum log - olabilirlik katsayısı elde edilmiştir.

Tablo 7.11 Volatilite Modelleri Sonuçları

Değişken	Kümelene	Asimetrik Etki	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)			Regresör
				α_1	β_1	γ_1	
LOGBİS T100	Evet	Var	TARARCH(1,1,1)	-0.0351 (0.000)	0.975 (0.000)	0.075 (0.000)	-
	Evet	Var	TARARCH(1,1,1)	-0.065 (0.000)	0.933 (0.000)	0.080 (0.000)	0.008* (0.000)
	Evet	Var	EGARCH(1,1)	-0.175 (0.013)	0.725 (0.000)	0.118 (0.015)	-
RCDS	Evet	Var	TARARCH(2,1,1)	0.110 (0.000)	0.976 (0.000)	-0.051 (0.000)	-
	Evet	Var	TARARCH(2,1,1)	0.117 (0.000)	0.971 (0.000)	-0.060 (0.000)	-0.002* (0.070)
	Evet	Var	EGARCH(1,1)	-	-0.336 (0.029)	-0.207 (0.000)	4.879* (0.000)
RDİBS	Evet	Var	TARARCH(1,1,1)	0.040 (0.010)	0.922 (0.000)	0.034 (0.078)	-
	Evet	Var	TARARCH(1,1,1)	0.033 (0.006)	0.932 (0.000)	0.035 (0.059)	-0.003** (0.016)
	Evet	Var	EGARCH(1,1)	-	0.923 (0.000)	-0.062 (0.000)	0.072* ^a (0.041)
RVIX	Evet	Var	TARARCH(1,1,1)	0.235 (0.000)	0.762 (0.000)	-0.218 (0.000)	-
	Evet	Var	EGARCH(1,1)	0.225 (0.000)	0.913 (0.000)	0.148 (0.000)	-
RBİST 100	Evet	Yok	GARCH(1,1)	0.051 (0.000)	0.899 (0.000)	-	-
	Evet	Yok	GARCH(1,1)	0.046 (0.010)	0.858 (0.000)	-	0.005** ^b (0.009)

*Uluslararası dalgalanmalardaki(VIX) beklenmeyen değişimlerin bir gecikmesi etkisi regresör olarak tespit edilmiştir.

*^a Uluslararası dalgalanmalardaki(VIX) beklenmeyen değişimlerin gecikmesiz etkisi regresör olarak tespit edilmiştir.

**Ülke risk primlerindeki(CDS) beklenmeyen değişimlerim bir gecikmeli etkisi regresör olarak tespit edilmiştir.

**^b Ülke risk primlerindeki(CDS) beklenmeyen değişimlerim gecikmesiz etkisi regresör olarak tespit edilmiştir.

7.7 Dalgacık Teorisi Ayrıştırma Uygulaması

Seçilen dalga türleri, (Misiti vd., 2000: 949) çalışmasında belirlenen ‘enerji’ kurallarına göre pointed (sivri yapılı) ve smooth (yumuşak yapılı) dalgacık yapılarına uygun olarak seçilmiştir. Ayrıca dalgacıklar terminolojisinde enerji; dalgacık katsayılarının kareleri toplamı olarak da ifade edilen “varyans” anlamına gelmektedir (Gençay vd., 2002: 125). Haar dalgacıklarının türevi sürekli değildir ve bu özellik finans alanında kullanımını sınırlamaktadır (Aytaç, 2004:19). Bu sebeple Haar dalgacığı çalışmada kullanılmamıştır. Morlet dalgacığı ve Mexican Hat dalgacığı ise literatürde daha çok sürekli dalgacık dönüşümlerinde kullanılan dalgacık türleri olduğundan çalışmada kullanımı tercih edilmemiştir.

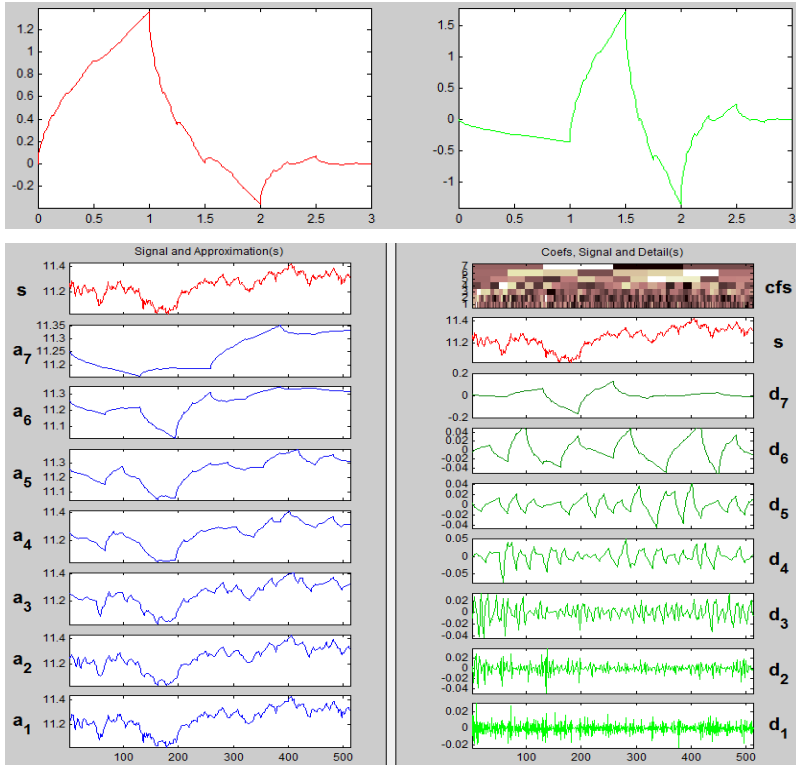
Bunun yanı sıra, çalışmada $N=2^9$ gözlem sayısında LOGBİST100 logaritmik düzey serisinin ve RBİST100, RCDS, RDİBS ve RVIX getiri serilerimizin maksimum ayrıştırma seviyesinin dalgacık türüne göre (her bir ayrıştırma seviyesi MATLAB paket programında bulunmuştur) belirlenmiştir ve ayrıştırma işleminde yüksek frekansları geçiren filtre “detay(detail-d1,d2,...,dk)” katsayılarını, düşük frekansları geçiren filtre ise “yaklaşım(approximation-a1,a2,...,ak)” katsayılarını göstermektedir. Ayrıca dalgacık türüne göre ayrıştırma grafikleri de çalışmaya ayrışma öncesinde belirtilmiştir.

7.8 Dalgacık Bazlı Volatilite Modeli Uygulaması

Dalgacık bazlı ayrıştırmadan sonra düşük ve yüksek frekans bantları için volatilitte modellerinde asimetric etkinin varlığı test edilip en iyi modeller her bir ölçekte belirlenmiş ve aşağıdaki tablo ve grafiklerde gösterilmiştir.

Ölçekleme fonksiyonu, zaman serisinin trend (düşük frekans) kısmını temsil ederken, ana dalgacık fonksiyonu ise serinin yüksek frekanslı hareketi yani detay kısmını temsil etmektedir. Ayrıca düşük ve yüksek frekans bantları Crowley (2007) nin zaman dilimlerine göre ayrılmış ölçekler olduğu daha önce teori kısmında tablo şeklinde detaylı verilmiştir.

Burada önce Daubechies2 – Seviye7 pointed yapılı dalgacık fonksiyonu, daha sonra Daubechies7 – Seviye5 smooth yapılı dalgacık fonksiyonu ile asimetric yapıya sahip değişkenlerimize dalgacık ayrıştırılması uygulanmış ve en iyi volatilitte modelleri aşağıdaki gibi bulunmuştur.



Şekil 7.8 Daubechies2-Seviye7 Ayrıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları LOGBİST100 Ayrıştırması (Pointed)

Tablo 7.12 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
Ortalama	11.24772	11.24776	11.24768	11.24773	11.24790	11.24715	11.24770
Medyan	11.26100	11.26140	11.26040	11.25640	11.26260	11.26110	11.22800
Maksimum	11.42350	11.42400	11.40640	11.41260	11.39240	11.34820	11.35270
Minimum	11.02260	11.03340	11.02700	11.05040	11.04490	11.02250	11.15620
Std. Sapma	0.089626	0.089214	0.088457	0.086976	0.086034	0.082110	0.065585
Çarpıklık	-0.599374	-0.595378	-0.611514	-0.623816	-0.643701	-0.808950	0.185950
Basıklık	2.766480	2.751216	2.789313	2.793613	2.750173	2.940288	1.302584
Jarque-Bera	31.88140	31.63056	32.92147	34.18252	36.76107	56.02749	64.54244
JB - Olasılık	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
N	512	512	512	512	512	512	512

A1,A2 bandı kısa dönem, A3, A4 bandı orta dönem, A5, A6, A7 bandı ise uzun dönem

Tablo 7.13 ARCH Etkisinin Araştırılması; H0: ARCH Etkisi Yoktur Hipotezinin Test Edilmesi

Frekans bandı	ARCH LM(1)	ARCH LM(4)	ARCH LM(8)
a1(0-8 gün)	488.67 (0.000)	491.62 (0.000)	487.74 (0.000)
a2(9-16 gün)	502.38 (0.000)	502.43 (0.000)	498.55 (0.000)
a3(17-32 gün)	503.38 (0.000)	503.13 (0.000)	499.29 (0.000)
a4(33-64 gün)	508.45 (0.000)	507.01 (0.000)	503.07 (0.000)
a5(65-128 gün)	508.92 (0.000)	507.34 (0.000)	503.39 (0.000)
a6(129-256 gün)	508.05 (0.000)	506.74 (0.000)	502.80 (0.000)
a7(257-512 gün)	510.34 (0.000)	508.14 (0.000)	504.15 (0.000)

TR² test istatistikleri ve parantez içindeki olasılık değerleri

Sonuç: Bütün düşük frekans bantları ARCH etkisine sahiptir.

Tablo 7.14 Db2-S7 Dalgacık Dönüştürümlü LOGBİST100 Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli**Sonuçları**

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
LOGBİST 100	Var	A1	TARCH(1,1,1)	0.081 (0.003)	0.692 (0.000)	0.205 (0.005)
	Var	A2	TARCH(0,1,1)	-	0.808 (0.000)	0.124 (0.003)
	Var	A3	EGARCH(1,1)	-	0.949 (0.000)	-0.019 (0.000)
	Var	A4	EGARCH(1,1)	-	0.838 (0.000)	0.118 (0.000)
	Var	A5	TACRH(1,1,1)	0.688 (0.000)	0.166 (0.012)	0.580 (0.026)
	Var	A6	EGARCH(1,1)	0.712 (0.000)	0.892 (0.000)	-0.083 (0.018)
	Var	A7	EGARCH(1,1)	-	0.905 (0.000)	0.068 (0.000)

Sonuç olarak; kısa dönemde (a1 – a2 bantı); serinin trend düzeyinde (düşük frekans) pozitif asimetrik etki katsayısı elde edilmiştir. Buna göre volatilité üzerinde daha büyük etkiye sahip olan negatif şoklu bir asimetri söz konusudur. Yani negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken LOGBİST100 volatilitésini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkiliyor demektir. a3 orta ölçek bantının ilk döneminde negatif asimetrik etki a4 orta ölçek

bantında yine pozitif asimetrik etki mevcuttur. Uzun dönem a5 bantında pozitif asimetrik etki daha sonraki ölçekte ise negatif asimetrik etki gözlemlenmiştir. Son olarak a7 bantında pozitif asimetrik oluşup seri sona ermiştir.

Ayrıca şoklara karşı trendde düşük frekans bantı direncine bakarsak, kısa ve orta dönemde yüksek dirençli; uzun dönemin ilk ölçüğünde direnç azalmıştır ancak sonra şoklara karşı direnç uzun dönemde de devam etmiştir.

Tablo 7.15 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7
Ortalama	0.000013	-0.000027	0.000071	-0.000045	-0.000166	0.000742	-0.000544
Medyan	0.000377	-0.000163	0.000166	0.000936	-6.26E-05	0.000280	-0.001518
Maksimum	0.030252	0.038960	0.044206	0.049623	0.040893	0.059918	0.127487
Minimum	-0.023397	-0.048602	-0.043541	-0.073495	-0.044775	-0.058294	-0.167023
Std. Sapma	0.006611	0.008606	0.011202	0.016379	0.013222	0.024174	0.048522
Çarpıklık	0.058746	-0.538460	-0.144540	-0.427428	-0.095539	0.199699	-0.931299
Basıklık	4.571498	8.013607	4.559837	4.366637	3.636571	2.625979	5.366243
Jarque-Bera	53.08291	562.0773	53.79357	55.54242	9.442042	6.399902	193.8366
JB - Olasılık	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.008906	0.040764	0.000000
N	512	512	512	512	512	512	512

Tablo 7.16 ARCH Etkisinin Araştırılması; H0: ARCH Etkisi Yoktur Hipotezinin Test Edilmesi

Frekans bandı	ARCH LM(1)	ARCH LM(4)	ARCH LM(8)
d1	39.46 (0.000)	75.61 (0.000)	85.24 (0.000)
d2	7.90 (0.004)	95.36 (0.000)	124.98 (0.000)
d3	118.67 (0.000)	195.17 (0.000)	245.30 (0.000)
d4	336.79 (0.000)	350.71 (0.000)	355.64 (0.000)
d5	431.03 (0.000)	441.05 (0.000)	437.67 (0.000)
d6	482.14 (0.000)	487.26 (0.000)	483.49 (0.000)
d7	503.03 (0.000)	503.18 (0.000)	499.31 (0.000)

TR² test istatistikleri ve parantez içindeki olasılık değerleri

Sonuç: Bütün yüksek frekans bantları ARCH etkisine sahiptir.

Tablo 7.17 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü LOGBİST100 Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
LOGBİST 100	Var	d1	TARCH(1,1,1)	-0.086 (0.000)	0.155 (0.000)	0.405 (0.000)
	Var	d2	TARCH(0,1,1)	-	0.592 (0.000)	0.688 (0.000)
	Var	d3	TARCH(1,1,1)	0.638 (0.000)	0.131 (0.000)	0.832 (0.000)
	Var	d4	EGARCH(1,1)	0.590 (0.000)	0.826 (0.000)	0.338 (0.000)
	Var	d5	TACRH(0,1,1)	-	0.601 (0.000)	0.286 (0.031)
	Var	d6	TARCH(0,1,1)	-	0.546 (0.005)	0.217 (0.067)
	Var	d7	EGARCH(1,1)	0.724 (0.000)	0.861 (0.000)	-0.048 (0.007)

Sonuç olarak; kısa dönemde (d1 – d2 bantı), orta dönemde (d3 – d4 bantı) ve uzun dönemin ilk iki ölçeği olan serinin yüksek frekans hareketinde pozitif asimetrik etki katsayısı elde edilmiştir. Buna göre volatilité üzerinde daha büyük etkiye sahip olan negatif şoklu bir asimetri söz konusudur. Yani negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken LOGBİST100 volatilitésini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkiliyor demektir. Son olarak d7 bantında zayıf negatif asimetrik etki oluşup seri sona ermiştir.

Ayrıca şoklara karşı yüksek frekans bant hareketinin direncine bakarsak, kısa dönemden uzun döneme doğru artan bir direnç söz konusudur.

Tablo 7.21 Db2-S7 Dalgacık Dönüştümlü RCDS Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
RCDS	Var	d1	TARCH(0,1,1)	-	0.708 (0.000)	0.370 (0.000)
	Var	d2	TARCH(1,1,1)	0.702 (0.000)	0.337 (0.000)	0.308 (0.039)
	Var	d3	TARCH(0,1,1)	-	0.718 (0.000)	0.702 (0.000)
	Var	d4	TARCH(0,1,1)	-	0.882 (0.000)	0.168 (0.000)
	Var	d5	EGACRH(1,1)	-0.055 (0.067)	0.264 (0.000)	0.161 (0.000)
	Var	d6	TARCH(0,1,1)	-	0.719 (0.000)	0.242 (0.018)
	Var	d7	EGARCH(1,1)	0.708 (0.000)	0.936 (0.000)	-0.053 (0.013)

Sonuç olarak; kısa dönemde (d1 – d2 bantı), orta dönemde (d3 – d4 bantı) ve uzun dönemin ilk iki ölçeği olan serinin yüksek frekans hareketinde pozitif asimetrik etki katsayısı elde edilmiştir. Buna göre volatilité üzerinde daha büyük etkiye sahip olan negatif şoklu bir asimetri söz konusudur. Yani negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RCDS volatilitésini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkiliyor demektir. Son olarak d7 bantında zayıf negatif asimetrik etki oluşup seri sona ermiştir.

Ayrıca şoklara karşı yüksek frekans bant hareketinin direncine bakarsak, kısa dönemden uzun döneme doğru artma eğiliminde bir direnç söz konusudur. Sadece 2. ve 5. ölçekte direncin biraz düşüş gösterdiği gözlenmektedir.

Tablo 7.25 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü RDİBS Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
RDİBS	Var	d1	TARCH(0,1,1)	-	0.902 (0.000)	0.112 (0.000)
	Var	d2	TARCH(0,1,1)	-	0.814 (0.000)	0.389 (0.000)
	Var	d3	TARCH(0,1,1)	-	0.759 (0.000)	0.271 (0.000)
	Var	d4	TARCH(0,1,1)	-	0.677 (0.000)	0.203 (0.000)
	Var	d5	EGACRH(1,1)	-	0.645 (0.000)	-0.116 (0.000)
	Var	d6	EGARCH(1,1)	0.790 (0.000)	0.945 (0.000)	-0.082 (0.009)
	Var	d7	EGARCH(1,1)	0.836 (0.000)	0.964 (0.000)	0.164 (0.000)

Sonuç olarak; kısa dönemde (d1 – d2 bantı) ve orta dönemde (d3 – d4 bantı) serinin yüksek frekans hareketinde pozitif asimetrik etki katsayısı elde edilmiştir. Buna göre volatilite üzerinde daha büyük etkiye sahip olan negatif şoklu bir asimetri söz konusudur. Yani negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RDİBS volatilitisini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkiliyor demektir. Ancak uzun dönemde negatif asimetrik etki ile başlamış ve iki dönem bu şekilde devam etmiştir. Buna göre volatilite üzerinde daha büyük etkiye sahip olan pozitif şoklu bir asimetri söz konusudur. Yani pozitif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RDİBS volatilitisini, negatif bir gelişmeye oranla daha fazla etkiliyor demektir. Son olarak d7 bantında zayıf pozitif asimetrik etki oluşup seri sona ermiştir.

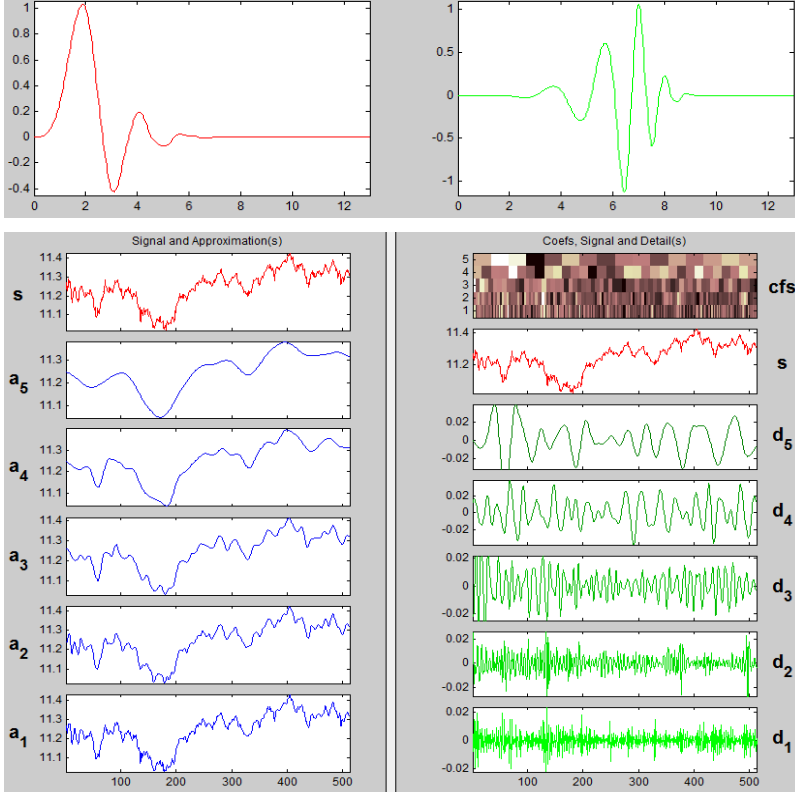
Ayrıca şoklara karşı yüksek frekans bant hareketinin direncine bakarsak, kısa dönemden uzun döneme doğru artma eğiliminde kuvvetli bir direnç söz konusudur.

Tablo 7.29 Db2-S7 Dalgacık Dönüşümlü RVIX Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
RVIX	Var	d1	EGARCH(1,1)	-0.083 (0.000)	0.105 (0.000)	0.322 (0.000)
	Var	d2	EGARCH(1,1)	-	0.903 (0.000)	-0.438 (0.000)
	Var	d3	TARCH(0,1,1)	-	0.733 (0.000)	0.352 (0.004)
	Var	d4	EGARCH(1,1)	-	0.413 (0.000)	0.109 (0.000)
	Var	d5	EGARCH(1,1)	-	0.819 (0.000)	-0.218 (0.000)
	Var	d6	TARCH(0,1,1)	-	0.958 (0.000)	0.053 (0.000)
	Var	d7	TARCH(1,1,1)	0.633 (0.000)	0.303 (0.000)	0.360 (0.031)

Sonuç olarak; yüksek frekans hareketleri kısa dönem d1 bantında pozitif asimetrik etki söz konusu iken d2 bantında güçlü negatif asimetrik etki varlığı gözlenmiştir. Ancak bu negatif asimetriye karşı dirençte oldukça kuvvetlidir. Orta dönem pozitif asimetrik etki devam etmiş ancak yine d5 bantında güçlü sayılabilecek bir negatif asimetri söz konusudur. Uzun dönemin son iki bantı yine pozitif asimetrik etki ile bitmiştir. Yani uzun dönemde negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RVIX volatilitisini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkilemektedir.

Ayrıca şoklara karşı yüksek frekans bant hareketinin direncine bakarsak, kısa dönemde zayıf bir direnç olsa da uzun döneme doğru artma eğiliminde kuvvetli bir direnç söz konusudur. Ayrıca negatif asimetrik etki dönemlerinde pozitif şoklara karşı direncinde arttığı gözlemlenmektedir. Uluslararası piyasaların hareketliliğinde son iki yıl içinde oluşan bu direncin dikkat çekici ve incelenmeye değer bir konu olarak karşımıza çıkmaktadır.



Şekil 7.12 Daubechies7-Seviye5 Ayrıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları LOGBİST100 Ayrıştırması (Smooth)

Tablo 7.30 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

	A1	A2	A3	A4	A5
Ortalama	11.24774	11.24773	11.24776	11.24764	11.24788
Medyan	11.26233	11.26005	11.26107	11.25827	11.25052
Maksimum	11.42473	11.42241	11.41409	11.39480	11.38017
Minimum	11.03006	11.02878	11.03383	11.04064	11.04699
Std. Sapma	0.089667	0.089365	0.088746	0.087309	0.085717
Çarpıklık	-0.597637	-0.596187	-0.601913	-0.634501	-0.644353
Basıklık	2.757145	2.752886	2.762621	2.763061	2.740571
Jarque-Bera	31.79866	31.69530	32.18107	35.62155	36.93747
JB - Olasılık	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
N	513	513	513	513	513

A1 – A2 bantı kısa dönem, A3 – A4 bantı orta dönem ve A5 bantı uzun dönemi temsil etmektedir

Tablo 7.31 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü LOGBİST100 Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli**Sonuçları**

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
LOGBİST100	Var	A1	EGARCH(1,1)	-0.010 (0.008)	0.005 (0.013)	0.055 (0.000)
	Var	A2	TARCH(1,1,1)	0.018 (0.000)	0.564 (0.000)	0.830 (0.000)
	Var	A3	EGARCH(1,1)	-	0.966 (0.000)	-0.037 (0.000)
	Var	A4	EGARCH(1,1)	-	0.970 (0.000)	-0.005 (0.050)
	Var	A5	EGACRH(1,1)	-	0.943 (0.000)	0.303 (0.000)

Sonuç olarak; kısa dönemde (a1 – a2 bantında) pozitif ve artan asimetrik etki mevcuttur. Buna göre volatilité üzerinde daha büyük etkiye sahip olan negatif şoklu bir asimetri söz konusudur. Yani kısa dönemde negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken LOGBİST100 volatilitésini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkiliyor demektir. Ancak daha sonra orta dönemde (a3 – a4 bantında) zayıf negatif asimetrik etki ortaya çıkmıştır. Buna göre volatilité üzerinde daha büyük etkiye sahip olan pozitif şoklu bir asimetri söz konusudur. Yani orta dönemde pozitif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken LOGBİST100 volatilitésini, negatif bir gelişmeye oranla daha fazla etkiliyor demektir. Ancak daha sonra uzun dönemde pozitif asimetrik etki ile seri son bulmuştur.

Ayrıca düşük frekansta şoklara karşı direnç incelendiğinde orta dönemde ulusal sermaye hareketlerindeki negatif asimetrik etkiye karşı direncin güçlülüğü gözlemlenmektedir. Bu direnç uzun dönemde de devam etmektedir.

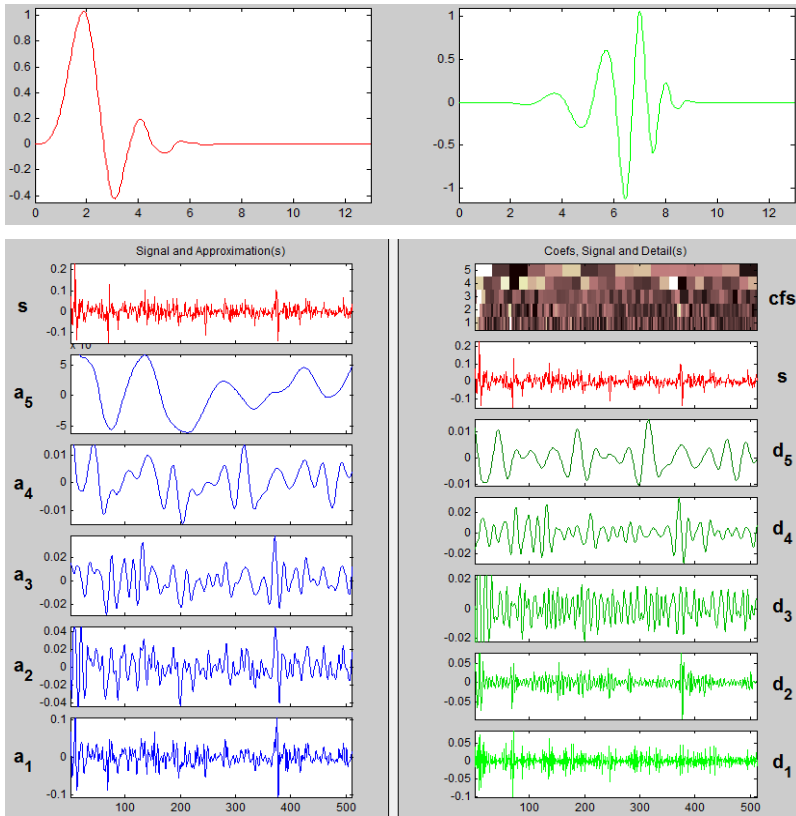
Tablo 7.32 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

	D1	D2	D3	D4	D5
Ortalama	-3.61E-06	1.74E-05	-3.16E-05	0.000114	-0.000237
Medyan	-3.33E-05	0.000144	0.000214	-0.001269	-0.000266
Maksimum	0.022845	0.025523	0.037601	0.038277	0.038672
Minimum	-0.021542	-0.029353	-0.040624	-0.037755	-0.063112
Std. Sapma	0.006133	0.007358	0.010496	0.015696	0.017334
Çarpıklık	0.003493	-0.105291	-0.245111	0.087120	-0.500930
Basıklık	3.934461	4.322049	4.402644	2.406490	3.964233
Jarque-Bera	18.66608	38.30738	47.19020	8.178378	41.32786
JB - Olasılık	0.000088	0.000000	0.000000	0.016753	0.000000
N	513	513	513	513	513

Tablo 7.33 Db7-S5 Dalgacık Dönüştümlü LOGBİST100 Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli**Sonuçları**

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
LOGBİST100	Var	d1	EGARCH(1,1)	0.529 (0.000)	0.854 (0.000)	-0.147 (0.077)
	Var	d2	EGARCH(1,1)	0.529 (0.000)	0.854 (0.000)	-0.147 (0.077)
	Var	d3	TARCH(1,1,1)	0.609 (0.000)	0.601 (0.000)	-0.344 (0.003)
	Var	d4	EGARCH(1,1)	-	0.688 (0.000)	-0.243 (0.000)
	Var	d5	EGACRH(1,1)	-	0.970 (0.000)	-0.278 (0.000)

Sonuç olarak; ulusal sermaye hareketliliğini temsil eden risk göstergemiz LOGBİST100 yüksek frekans hareketlerinde (Jensen'e göre önemli olan ayrıştırma parametresi) dikkat çekici bir şekilde son iki yıllık bütün ölçeklerde negatif kuvvetli sayılabilecek asimetrik etki devam etmiştir. Yani kısa, orta ve uzun dönemde pozitif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken LOGBİST100 volatilitisini, negatif bir gelişmeye oranla daha fazla etkilemektedir. Ancak bu pozitif şoklara karşı direnç sadece orta dönemde biraz düşmüş ancak uzun dönemde direnç yeniden artmıştır. Bütün ölçek bantlarında negatif asimetriye karşı direncin yüksek veya orta kuvvette seyretmesi risk göstergesinin son iki yılda pozitif şoklara karşı negatif gelişmelere göre daha yüksek direncin oluştuğunu ifade edebiliriz.



Şekil 7.13 Daubechies7-Seviye5 Ayrıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları RCDS Ayrıştırması (Smooth)

Tablo 7.34 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

	A1	A2	A3	A4	A5
Ortalama	0.000623	0.000544	0.000575	0.000680	0.000809
Medyan	4.42E-05	1.67E-06	0.000312	0.000458	0.000652
Maksimum	0.162958	0.063537	0.038372	0.030206	0.018784
Minimum	-0.102913	-0.046516	-0.028900	-0.014614	-0.006087
Std. Sapma	0.024298	0.015519	0.011031	0.006365	0.004049
Çarpıklık	0.615419	0.171472	0.124296	0.455906	0.617520
Basıklık	10.03329	4.219891	3.353671	4.375639	4.553464
Jarque-Bera	1087.620	34.25590	3.986798	58.10740	84.02291
JB - Olasılık	0.000000	0.000000	0.136232	0.000000	0.000000
N	512	512	512	512	512

Tablo 7.35 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RCDS Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
RCDS	Var	A1	TARCH(1,1,1)	0.990 (0.000)	0.395 (0.000)	-0.577 (0.003)
	Var	A2	EGARCH(1,1)	-	0.374 (0.000)	0.223 (0.000)
	Var	A3	EGARCH(1,1)	-	0.759 (0.000)	0.275 (0.000)
	Var	A4	EGARCH(1,1)	-	0.812 (0.000)	-0.340 (0.050)
	Var	A5	EGACRH(1,1)	-	0.986 (0.000)	-0.015 (0.000)

Sonuç olarak; kredi iflas takası primlerinde son iki yıllık düşük frekans hareketlerin kuvvetli kısa dönem negatif asimetrik etki ile başladığını ancak daha sonra kısa dönem ikinci ölçek ve orta dönem birinci ölçekte bunun yerini pozitif asimetrik etkiye bıraktığını görmekteyiz. Yani kısa ve orta arası geçiş döneminde pozitif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RCDS volatilitisini, negatif bir gelişmeye oranla daha fazla etkilemektedir. Ancak orta dönem iki ölçek ve uzun dönemde negatif asimetrik etki tekrar gözlemlenmektedir. Yani uzun dönemde negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RCDS volatilitisini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkilemektedir.

Ayrıca şoklara karşı düşük frekans direnci kısa dönemde zayıf iken orta dönemde pozitif asimetriye karşı ve uzun dönemde negatif asimetriye karşı arttığı görülmektedir.

Tablo 7.36 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

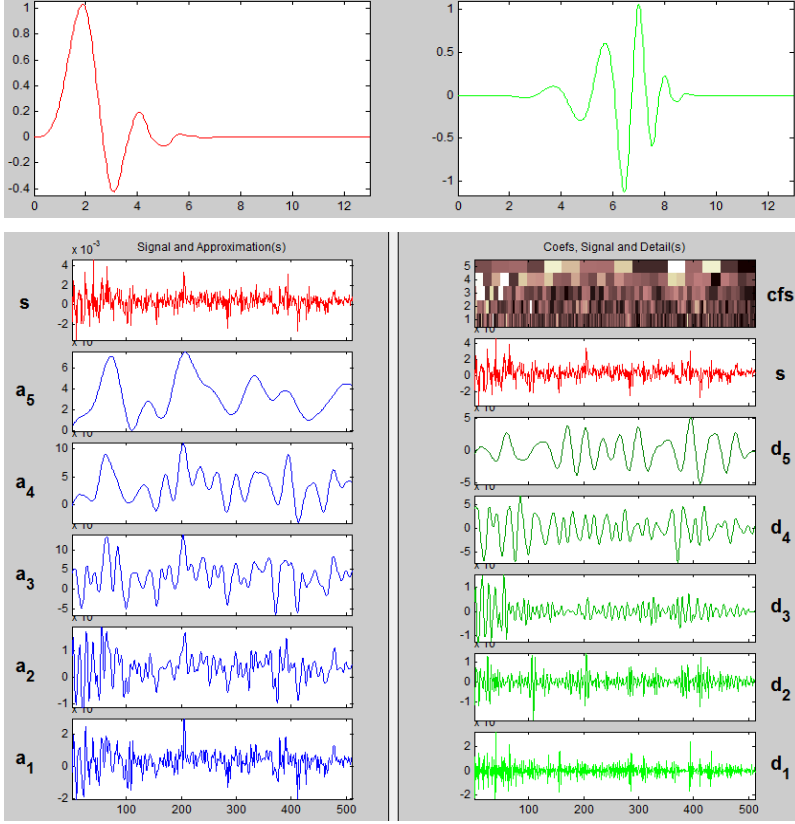
	D1	D2	D3	D4	D5
Ortalama	5.18E-06	7.84E-05	-3.03E-05	-0.000105	-0.000129
Medyan	-0.000416	0.000208	-0.000277	0.000105	-5.67E-06
Maksimum	0.082024	0.109002	0.056998	0.033711	0.014437
Minimum	-0.098564	-0.095198	-0.059558	-0.028504	-0.010419
Std. Sapma	0.019586	0.018441	0.011129	0.009381	0.004865
Çarpıklık	-0.085253	0.138928	-0.137161	0.133782	0.257671
Basıklık	6.049294	9.591465	8.897117	3.922610	3.133177
Jarque-Bera	198.9817	928.5251	743.4932	19.68640	6.044004
JB - Olasılık	0.000000	0.000000	0.000000	0.000053	0.048704
N	512	512	512	512	512

Tablo 7.37 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RCDS Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
RCDS	Var	d1	TARCH(0,1,1)	-	0.720 (0.000)	0.427 (0.000)
	Var	d2	EGARCH(1,1)	-	0.005 (0.004)	0.021 (0.000)
	Var	d3	EGARCH(1,1)	0.871 (0.000)	0.663 (0.000)	-0.284 (0.000)
	Var	d4	EGARCH(1,1)	-	0.272 (0.000)	0.493 (0.000)
	Var	d5	EGACRH(1,1)	-	0.885 (0.000)	0.329 (0.000)

Sonuç olarak; kısa dönemde (d1 – d2 bantında) yüksek frekans hareketlerinde pozitif asimetrik etki söz konusu iken orta dönem ilk ölçekte negatif asimetrik etki orta kuvvetli direnci ile birlikte oluşmuştur. Ancak orta dönem ikinci ölçek ve uzun dönemde tekrar pozitif asimetrik etki meydana gelmiştir. Yani uzun dönemde negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RCDS volatilitisini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkilemektedir.

Ayrıca şoklara karşı yüksek frekans hareketlerinin direnci sadece kısa dönem ikinci ölçekte yok denecek kadar zayıflamışken, bu dönemde yine negatif asimetrik etkinin zayıfladığını görmekteyiz. Ancak yüksek frekans hareketlerinde uzun dönemde pozitif asimetrik etkiye karşı seri güçlü bir dirençle tamamlanmıştır.



Şekil 7.14 Daubechies7-Seviye5 Ayrıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları RDİBS Ayrıştırması (Smooth)

Tablo 7.38 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

	A1	A2	A3	A4	A5
Ortalama	0.000332	0.000333	0.000332	0.000331	0.000332
Medyan	0.000371	0.000355	0.000366	0.000334	0.000312
Maksimum	0.002916	0.001874	0.001376	0.001097	0.000751
Minimum	-0.002052	-0.001465	-0.000650	-0.000309	5.70E-06
Std. Sapma	0.000649	0.000512	0.000368	0.000269	0.000180
Çarpıklık	-0.209193	-0.187375	-0.075184	0.310798	0.486948
Basıklık	4.957758	3.860349	3.551758	2.901643	2.504896
Jarque-Bera	85.50110	18.78694	6.977016	8.449187	25.46353
JB - Olasılık	0.000000	0.000083	0.030546	0.014631	0.000003
N	512	512	512	512	512

Tablo 7.39 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RDİBS Serisi Düşük Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
RDİBS	Var	A1	TARCH(1,1,1)	0.573 (0.000)	0.268 (0.000)	0.491 (0.013)
	Var	A2	TARCH(2,1,1)	0.902 (0.000)	0.695 (0.000)	-0.136 (0.023)
	Var	A3	TARCH(2,1,1)	0.892 (0.000)	0.808 (0.000)	0.027 (0.021)
	Var	A4	EGARCH(1,1)	-	0.946 (0.000)	0.264 (0.000)
	Var	A5	EGACRH(1,1)	-	0.931 (0.000)	-0.299 (0.000)

Sonuç olarak; kısa dönem ilk ölçekte pozitif asimetrik etki var iken ikinci ölçekte negatif asimetrik etki orta kuvvetli dirençle birlikte ortaya çıkmıştır. Orta dönemde pozitif asimetrik etki yüksek dirençle birlikte oluşmuştur. Ancak uzun dönemde negatif asimetrik etki güçlü pozitif şoklara karşı direnç ile varlığını göstermektedir.

Ayrıca düşük frekans hareketlerinde artan bir şoklara karşı direnç söz konusudur.

Tablo 7.40 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

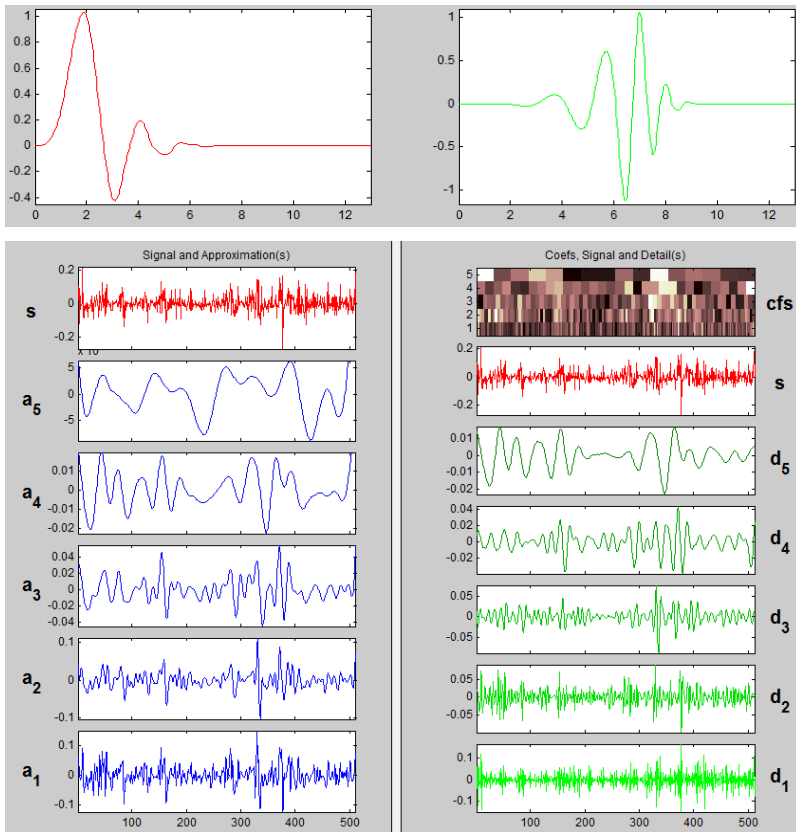
	D1	D2	D3	D4	D5
Ortalama	-5.03E-07	-9.12E-07	5.31E-07	1.20E-06	-4.80E-07
Medyan	-1.17E-05	2.06E-06	-8.15E-06	1.23E-05	-1.65E-06
Maksimum	0.003109	0.001434	0.001523	0.000678	0.000519
Minimum	-0.002260	-0.001903	-0.001529	-0.000708	-0.000519
Std. Sapma	0.000567	0.000395	0.000360	0.000255	0.000200
Çarpıklık	0.172781	-0.002185	0.189916	-0.251457	-0.021820
Basıklık	6.647752	5.427115	6.546010	2.948738	2.579615
Jarque-Bera	286.4109	125.6726	271.3271	5.451738	3.810730
JB - Olasılık	0.000000	0.000000	0.000000	0.065489	0.148768
N	512	512	512	512	512

Tablo 7.41 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RDİBS Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
RDİBS	Var	d1	TARCH(1,1,1)	0.658 (0.000)	0.480 (0.000)	-0.348 (0.023)
	Var	d2	EGARCH(1,1)	0.994 (0.000)	0.879 (0.000)	-0.107 (0.034)
	Var	d3	EGARCH(1,1)	-	0.557 (0.000)	-0.258 (0.000)
	Var	d4	EGARCH(1,1)	-	0.844 (0.000)	-0.327 (0.000)
	Var	d5	EGACRH(1,1)	-	0.938 (0.000)	-0.293 (0.000)

Sonuç olarak; RDİBS getiri serilerimizin yüksek frekans hareketlerinin kısa, orta ve uzun olmak üzere bütün ölçek dönemlerinde orta kuvvetli negatif asimetric etki gözlemlenmektedir. Devlet iç borçlanma senedi risk göstergeleri son iki yıldaki negatif asimetric, pozitif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RDİBS volatilitisini, negatif bir gelişmeye oranla daha fazla etkilediğini göstermektedir.

Ayrıca bütün negatif asimetric etki dönemlerinde orta ve güçlü bir şoklara karşı direnç durumu söz konusudur.



Şekil 7.15 Daubechies7-Seviye5 Ayrıştırma ve Ölçekleme Dalgacıkları RVIX Ayrıştırması (Smooth)

Tablo 7.42 Düşük Frekans (Approximation) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

	A1	A2	A3	A4	A5
Ortalama	0.000250	0.000208	0.000241	0.000384	0.000509
Medyan	-0.002146	-0.000218	-0.000361	-0.001328	0.000583
Maksimum	0.146349	0.109392	0.062687	0.036717	0.030957
Minimum	-0.122343	-0.101327	-0.043757	-0.022589	-0.008854
Std. Sapma	0.032175	0.022696	0.015317	0.009541	0.004912
Çarpıklık	0.229500	0.375882	0.520402	0.424126	1.942898
Basıklık	5.651036	6.493230	4.457493	3.732257	12.70496
Jarque-Bera	154.4250	272.3798	68.42790	26.78895	2331.428
JB - Olasılık	0.000000	0.000000	0.000000	0.000002	0.000000
N	512	512	512	512	512

Tablo 7.43 Db7-S5 Dalgacık Dönüşümlü RVIX Serisi Düşük Frekans Banlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Banları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
RVIX	Var	A1	TARCH(1,1,1)	0.835 (0.000)	0.380 (0.000)	-0.363 (0.029)
	Var	A2	EGARCH(1,1)	0.604 (0.000)	0.796 (0.000)	0.401 (0.000)
	Var	A3	EGARCH(1,1)	-	0.774 (0.000)	0.255 (0.000)
	Var	A4	EGARCH(1,1)	-	0.913 (0.000)	0.330 (0.000)
	Var	A5	EGACRH(1,1)	0.692 (0.000)	0.288 (0.000)	0.358 (0.000)

Sonuç olarak; kısa dönem birinci ölçekte negatif asimetrik etki, ikinci ölçekte pozitif asimetrik etkiye dönüşmüştür. Kısa dönem ilk ölçekte negatif asimetrik etkiye karşı direncin zayıflığı da gözlemlenmektedir. Düşük frekans hareketlerinin orta ve uzun dönemde pozitif asimetrik etki seri boyunca devam etmiştir. Yani negatif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RVIX volatilitisini, pozitif bir gelişmeye oranla daha fazla etkilediğini göstermektedir.

Ayrıca düşük frekans hareketlerinde şoklara karşı direnç seri boyunca bütün ölçeklerde artarak devam etmiştir. Ancak sadece uzun dönemde direncin zayıfladığını görmekteyiz.

Tablo 7.44 Yüksek Frekans (Detail) Katsayıları Tanımlayıcı İstatistikleri

	D1	D2	D3	D4	D5
Ortalama	1.31E-05	4.18E-05	-3.36E-05	-0.000143	-0.000125
Medyan	3.73E-05	-0.001067	8.44E-05	0.000253	0.000269
Maksimum	0.163574	0.088342	0.075027	0.043404	0.016840
Minimum	-0.146754	-0.097912	-0.088065	-0.038255	-0.022856
Std. Sapma	0.037370	0.022659	0.016766	0.012299	0.007582
Çarpıklık	-0.051767	0.060871	-0.288915	-0.259713	-0.269704
Basıklık	4.978396	4.851217	6.658637	4.305079	3.371403
Jarque-Bera	83.72841	73.42559	292.6830	42.09144	9.149906
JB - Olasılık	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.010307
N	512	512	512	512	512

Tablo 7.45 Db7-S5 Dalgacık Dönüştümlü RVIX Serisi Yüksek Frekans Bantlı Volatilite Modeli Sonuçları

Değişkenler	Asimetrik Etki	Frekans Bantları	En İyi Model	Katsayılar (prob. değeri)		
				α_1	β_1	γ_1
RVIX	Var	d1	EGARCH(1,1)	0.865 (0.000)	0.725 (0.000)	-0.118 (0.063)
	Var	d2	TARCH(0,1,1)	-	0.579 (0.000)	0.685 (0.000)
	Var	d3	TARCH(0,1,1)	-	0.384 (0.000)	0.424 (0.000)
	Var	d4	EGARCH(1,1)	-	0.930 (0.000)	-0.287 (0.000)
	Var	d5	EGACRH(1,1)	-	0.981 (0.000)	-0.317 (0.000)

Sonuç olarak; uluslararası korku endeksi getiri serisi için yüksek frekans hareketleri kısa dönem birinci ölçekte negatif asimetrik etki güçlü direnci ile birlikte varlığını göstermektedir. Daha sonra kısa dönem ikinci ölçek ve orta dönem ilk ölçekte pozitif asimetrik etki ortaya çıkmıştır. Ancak daha sonra negatif asimetrik etki orta dönem ikinci ölçekte ve uzun dönemde gözlemlenmektedir. Yani pozitif haber ve gelişmeler bir sonraki dönem bağımlı değişken RVIX volatilitisini, negatif bir gelişmeye oranla daha fazla etkilediğini göstermektedir.

Ayrıca şoklara karşı yüksek frekans hareketlerindeki direnç kısa ve orta dönem geçiş döneminde azalırken uzun dönemde güçlenerek ortaya çıkmıştır.

SONUÇ

Çalışmanın odak noktası dalgacık bazlı ayrıştırmanın Türkiye risk primi göstergelerini temsil eden değişkenlerimiz ve uluslararası risk hareketliliğini temsil eden Korku Endeksi (VIX) değişkenimizin, klasik parçalı durağanlık analizi sonuçları ve en iyi volatilité modelleri sonuçları bakımından daha etkin sonuçlar vereceđi öngörüsüne dayanmaktaydı. Bununla ilgili analizlerimizin sonuçları uygulama bölümünde detaylı bir şekilde gösterilmiştir.

Öncelikle çalışmamızda finansal zaman serileri ile çalıştığımız için değişkenlerimizin finansal ekonometrik özellikleri yerine getirip getirmediđi araştırılmıştır. Bunun için değişkenlerimizin düzeyde ve getiri serisi halindeki veri yapıları ele alınmıştır. Her değişkenimizin getiri serilerinde normal dağılım özelliđi ile leptokörtik dağılım özelliđini sağladığı tanımlayıcı istatistikleri belirlenerek gösterilmiştir.

Volatilité kümelenmesi serilerin zaman serisi grafikleri çizilerek görsel olarak belirlendikten sonra BDS test sonuçları ile değişkenlerimizin tamamında volatilité kümelenmesi olduğu bulunmuştur. Ayrıca volatilité modellerinde asimetric etkinin varlığı için İşaret Sapma testi yapılmış ve asimetric etkinin varlığı LOGBİST100, RCDS, RDİBS ve RVIX serilerimizde olduğu saptanmıştır. Yine ayrıca koşullu değişen varyans tespiti için ARCH etkisinin varlığı ARCH LM testi ile incelenmiş ve değişkenlerimizin tamamında ARCH etkisinin varlığı gösterilmiştir.

Serilerimizin klasik birim kök sonuçlarının yanında finansal zaman serilerinin önemli bir özelliđi olan yapısal volatilité kırılmasına sahip olduğu Bai-Perron çok kırılmalı birim kök analizi ile bütün değişkenlerimiz için bulunmuş ve kırılma dönemleri belirlenmiştir.

Daha sonra serilerimizde uzun dönem hafızanın incelenmesi için klasik parçalı durağanlık analizi için parametrik yöntem ARFIMA ve yarı parametrik GPH, Modifiye edilmiş Log-periodogram ve Robinson'un Modifiye edilmiş Log-periodogram yöntemleri ile uzun hafıza özelliđi ve yapısı belirlenmiştir. Ve yine değişkenlerimizin klasik volatilité modelleri ile asimetric yapısını ait en iyi TARARCH ve EGARCH sonuçları parametre kısıtları ve katsayı koşulları ile belirlenmiş bunun yanı sıra risk primlerine etki eden uluslararası etkilerin beklenen veya beklenmeyen etkilerinin sonuçları tespit edilmiştir. Uluslararası korku endeksindeki negatif bir şokun beklenmeyen etkileri ulusal sermaye hareketlerimize bir gün gecikmeli olarak yansıdığı tespit edilmiştir.

Bütün bunların sonucunda en son olarak deęişkenlerimiz dalgacık bazlı pointed ve smooth yapılı Daubechies dalgacıęı ile maksimal seviyeye ayrıştırılmış ve önce Jensen'in geliştirdięi dalgacık bazlı parçalı duraęanlık analizi ile uzun hafıza yapıları tespit edilmiştir. Klasik parçalı duraęanlık analizi sonuçlarına göre daha etkin sonuçlar veren dalgacık bazlı parçalı duraęanlık analizi Jensen'in sonuçlarını destekler nitelikte sonuçlar vermiştir.

Dalgacık bazlı ayrıştırmadan sonra ikinci olarak volatilitte modellerinin asimetric yapısı düşük ve yüksek frekans bantlarına ayrıştırıldıktan sonra her bant seviyesi (ölçek seviyeleri uygulama sonucunda detaylı olarak gösterilmiştir) için volatilitte modelinin asimetric yapısını gösteren en iyi tahmin sonuçları TARARCH ve EGARCH sonuçları bütün deęişkenlerimizde gösterilmiştir. Burada da dalgacık bazlı ayrıştırma sonuçları bilgi kriterleri, olabilirlik fonksiyonu katsayısı ve RMSE deęerleri açısından klasik volatilitte modellerinin asimetric yapısından daha etkin sonuçlar vermiştir. Ayrıca her deęişkenin düşük ve yüksek frekans bantlarında ayrı ayrı her bir ölçek için asimetric volatilitte modelinin tahmin sonuçları da bulunmuştur. Bu da bize deęişkenlerimizin bütün olarak incelemenin yanında detaylı olarak da inceleme imkanı sağlamıştır.

Sonuç olarak Türkiye risk primi göstergelerinde son iki yıllık siyasi ve ekonomik hareketlilięin oldukça fazla yaşıandığı dönemdeki araştırma çıktıları dalgacık bazlı volatilitte modellerinin ayrıştırma sonucunda daha etkin ve detaylı sonuçlar elde etmemizi sağlamıştır. Ayrıca dalgacık bazlı ayrıştırmada kullanılan smooth yapılı dalgacık fonksiyonu Daubechies7 – Seviye5 transformasyonu negatif asimetric etkiyi belirlemede, pointed yapılı dalgacık fonksiyonu Daubechies2 – Seviye7 transformasyonuna göre daha iyi sonuçlar vermektedir. Yüksek frekans hareketlerinin düşük frekans hareketlerinden dalgacık teorisi gereęi daha önemli olduęu düşünöldüğünde pozitif şokların baęımlı deęişkenin volatilitesine, negatif şoklara oranla daha fazla etkilemektedir. Ancak buna karşılık şoklara karşılık direnci gösteren parametremizin asimetric etki arttıkça direncini arttırdığını da tespit etmiş bulunmaktayız. Bu da bize araştırmamızda negatif asimetric etkinin tespiti için smooth yapılı dalgacık fonksiyonunu, transformasyon için kullanmanın daha etkili olduęu göstermiştir.

KAYNAKÇA

- Abhyankar, A. Copeland, L.S. ve Wong, W. (1995). “Nonlinear Dynamics in Real Time Equity Market Indices: Evidence from the United Kingdom”. *Royal Economic Society*, 105(7): 864-880.
- Abhyankar, A. Copeland, L.S. ve Wong, W. (1997). “Uncovering Nonlinear Structure in Real Time Stock Market Indexes: the S&P 500, the DAX, the Nikkei 225, and the FTSE-100”. *Journal of Business and Economic Statistic*, 15(1): 1-14.
- Abramovich, F. Bailey, T.C. ve Sapatinas, T. (2000). “Wavelet Analysis and Its Statistical Applications”. *The Statistician*, 49(1): 1-29.
- Addison, P. S. (2002). *The Illustrated Wavelet Transform Handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance*. CRC press.
- Aga, M. ve Kocaman, B. (2008). “Efficient Market Hypothesis and Emerging Capital Markets: Empirical Evidence From ISE”. *International Journal of Finance and Economics*, Issue 13(1): 131-144.
- Alexander, C. (2009). *Market Risk Analysis, Value at Risk Models*. John Wiley & Sons.
- Alkin, E. “Büyüme-İstikrar-Yabancı Sermaye İlişkisi”. TCMB İnsan Kaynakları Genel Müdürlüğü, http://www.tcmb.gov.tr/yeni/evds/yayin/kitaplar/kitap2/buyumeistikrar_yabser.doc. (erişim tarihi: 13.02.2016).
- Andersen, T.G. Bollerslev, T. Christoffersen, P. ve Diebold, F.X. (2005). “Volatility Forecasting”. *NBER Working Paper*, 11188.
- Aytaç, U. (2004). *Dalgacıklar Teorisi*. Bitirme Projesi, İTÜ Mühendislik Fakültesi, Matematik Bölümü, İstanbul.
- Baillie, R. T. (1996). “Long Memory Processes and Fractional Integration in Econometrics”. *Journal of Econometrics*, 73: 5-59.
- Balaban, E. (1995). “Informational Efficiency Of The Istanbul Securities Exchange and Some Rationale for Public Regulation”. *TCMB Discussion Paper*, No: 9502 34731.
- Barkoulas, J. T. ve Baum, C. F. (1996). “Long-Term Dependence in Stock Returns”, *Economics Letters*, 53(2): 253–259.
- Barkoulas, J. T. Baum, C. F. ve Travlos, N. (2000). “Long Memory in the Greek Stock Market”. *Applied Financial Economics*, 10(2): 177-184.

- Barnett, W.A. Gallant, R. Hinich, M.J. Jungeilges, J.A. Kaplan, D. ve Jensen, M. (1997). "A Single Blind Controlled Competition among Tests for Nonlinearity and Chaos". *Journal of Econometrics*, 82: 157-192.
- Baum, C. F. Barkoulas, J. T. ve Caglayan, M. (1999). "Long Memory or Structural Breaks: Can Either Explain Non-Stationary Real Exchange Rates Under The Current Float?". *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 9(4): 359-376.
- Berksoy, T. (2001). "Kur Faiz Kıskacı". *Görüş Dergisi*, 8(5).
- Black, F. (1976). Studies of Stock Price Volatility Changes. 177-181.
- Bollerslev, T. ve H. O. Mikkelsen, (1996). "Modeling and Pricing Long Memory in Stock Market Volatility". *Journal of Econometrics*, 73(40): 151-184.
- Bollerslev, T. (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity". *Journal of Econometrics*, 31(3): 307-327.
- Box, G. E. ve Pierce, D. A. (1970). "Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive Integrated Moving Average Time Series Models". *Journal of the American Statistical Association*, 65(332): 1509-1526.
- Brock, W.A. Dechert, W.D. Scheinkman, J.A. ve Baron, B.L. (1996). "A Test for Independence Based on the Correlation Dimension". *Econometric Reviews*, 15(2): 197-235.
- Brock, W.A. Hsieh, D. A. ve LeBaron, B. (1993). *Non-linear Dynamics, Chaos and Instability: Statistical Theory and Economic Evidence*. MIT Press, London.
- Brooks C. ve Heravi, S.M. (1999). "The Effect of (Mis-Specified) GARCH Filters on the Finite Sample Distribution of the BDS Test". *Computational Economics*, 13(4): 147-162.
- Brooks, C. (1997). "Linear and Non-Linear (Non-) Forecastability of High-Frequency Exchange Rates". *Journal of Forecasting*, 16(2): 125-145.
- Brooks, C. (2014). *Introductory Econometrics for Finance*. Cambridge University Press, USA.
- Butler, C. (1999). "Mastering Value at Risk: A Step-By-Step Guide to Understanding and Applying VaR". *Financial Times/Prentice Hall*, 190: 144-148.
- Cağlayan, E. ve Güriş, S. (2005). *Ekonometri Temel Kavramlar*. İkinci Baskı, Der Yayınları, İstanbul.
- Carassus, L. ve Temam, E. (2014). "Pricing and Hedging Basis Risk Under No Good Deal Assumption". *Annals of Finance*, 10(1): 127-170.
- Cavalcante, J., ve Assaf, A. (2004). "Long Range Dependence in the Returns and Volatility of the Brazilian Stock Market". *European Review of Economics and Finance*, 3(5): 22.

- Cetinkaya, Ö. (2002). *Türkiye'de Devlet İşletmeciliği ve Özelleştirme*. Ekin Kitabevi, Bursa.
- Chan, F. ve McAleer, M. (2003). “Estimating Smooth Transition Autoregressive Models with GARCH Errors in the Presence of Extreme Observations and Outliers”. *Applied Financial Economics*, 13(4): 581–592.
- Cömert, F. (2000). “İstihdam Sorunu ve Yabancı Sermaye”. *Hazine Dergisi*, 13(2): 29-34.
- Crowley, P. M. (2007). “Guide to Wavelets for Economics”, *Journal of Economic Surveys*, 21(2): 207-267.
- Çevik, E. İ., ve Erdoğan, S. (2009). Bankacılık Sektörü Hisse Senedi Piyasasının Etkinliği: Yapısal Kırılma ve Güçlü Hafıza.
- Çifter, A. (2010). *Dalgacık Bazlı Uç Değer Teorisi ile Parametrik Olmayan Volatilite Modellemesi*. Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, İstanbul.
- Daly, K. (2008). “Financial Volatility: Issues and Measuring Techniques”. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(11): 2377-2393.
- Demirçelik, A. ve Bahşayış, T. (1995). “Şirketler Kesiminin Reel Yatırımları ve Bunların Finansmanı”, *Sermaye Piyasası Kurulu*, Ankara.
- Diebold, F. X. ve Rudebusch, G. D. (1989). “Long Memory and Persistence in Aggregate Output”. *Journal of Monetary Economics*, 24(2): 189-209.
- Dijk, D. V. ve Franses, P. H. (2000). *Nonlinear Time Series Models in Empirical Finance*. Cambridge University Press, USA.
- Ding, Z., Granger, C.W.J. Engle, R.F. (1993). “A Long Memory Property of Stock Returns and a New Model”. *Journal of Empirical Finance*, 1: 83-106.
- Dowla, U. F. ve Anant, S. K. (1997). “Wavelet Transform Methods for Phase Identification in Three Component Seismograms”. *Bulletin of Seismological Society of America*, 87(6): 1598-1612.
- Dragotti, P. L. ve Vetterli, M. (2000). “Wavelet Transform Footprints: Catching Singularities for Compression and Denoising”. *Image Processing International Conference Proceedings IEEE*, 2(1): 363-366.
- Drogalas, G. Stergios, A. Bakas, G. ve George, E. (2007). “Seasonalities in Stock Markets: The Day of the Week Effect”. *Available at SSRN: 2515097*.
- Edwards, F. R. (1988). “Futures Trading and Cash Market Volatility: Stock Index and Interest Rate Futures”. *Journal of Futures Markets*, 8(4): 421-439.

- Eğilmez, M. (2013). “Kırılgan Beşli”, <http://www.mahfiegilmez.com/2013/11/kirilgan-besli.html> (erişim tarihi: 25.02.2015).
- Elfouly, R. S. Fahmy, M. S. ve Atyia, A. F. (2008). “Biometric Fusion Using Enhanced SVM Classification: In Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. *IIHMSP'08 International Conference*, s. 1043-1048. IEEE.
- Enders, W. (2008). *Applied Econometric Time Series*. John Wiley & Sons, USA.
- Engin, E.Z. ve F. Kuyucuoğlu. (2003). *Sayısal Ses İşlemenin Tıbbi Tanıda Kullanılması*. Yayınlanmamış Bitirme Projesi Tezi. Ege Üniversitesi, İzmir.
- Engle, R. F. (1982). “Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimate of the Variance of United Kingdom Inflation”. *Econometrica*, 50(2): 987-1007.
- Engle, R. F. ve Ng, V. K. (1993). “Measuring and Testing the Impact of News on Volatility”. *The Journal of Finance*, 48(5): 1749-1778.
- Erol, A. (2000). “Yabancı Sermaye I”. *Mükellefin Dergisi*, 93(4): 46-49.
- Fama, E. F. (1965). “The Behavior of Stock-Market Prices”. *The Journal of Business*, 38(1): 34-105.
- Fama, E. F., ve French, K. R. (1988). “Dividend Yields and Expected Stock Returns”. *Journal of Financial Economics*, 22(1): 3-25.
- Feibel, B. J. (2003). “Investment Performance Measurement”. *John Wiley & Sons*, 116: 148-152.
- Fernandes, M. (1998). “Non-Linearity and Exchange Rates”. *Journal of Forecasting*, 17(2): 497-514.
- Fettahoğlu, A. (1981). *Finansal Piyasalarda Yenilikler ve 1980 Sonrası Türkiye*. Adalet Matbaası, Ankara.
- Garman, M. B. ve Klass, M. J. (1980). “On the Estimation of Security Price Volatilities from Historical Data”. *Journal of Business*, 67-78.
- Genç, A. (2009). *Risk Analizi Ders Notları*. Aybil, Konya.
- Gençay, R. Selçuk, F. ve Whitcher, B. (2002). *An Introduction to Wavelets and other Filtering Methods in Finance and Economics*. Academic Press, U.S.A.
- Gençay, R. Selçuk, F. ve Whitcher, B. (2005). “Multiscale Systematic Risk”, *Journal of International Money and Finance*, 24: 55-70.
- Gençay, R. Selçuk, F. ve Whitcher, B., (2001). “Scaling Properties of Foreign Exchange Volatility”. *Physica A.*, 289: 249-266.

- Glosten, L. R. Jagannathan, R. ve Runkle, D. E. (1993). "On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks". *The Journal of Finance*, 48(5): 1779-1801.
- Gourieroux, C. Monfort, A. ve Trognon, A. (1984). "Pseudo-Maximum Likelihood Methods: Theory". *Econometrica*. 52(2): 681-700.
- Gourieroux, C. ve Jasiak, J. (2001). *Financial Econometrics: Problems, Models and Methods*. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1(7).
- Granger, C. W. ve Joyeux, R. (1980). "An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing". *Journal of Time Series Analysis*, 1(1): 15-29.
- Graps, A. (1995). "An Introduction to Wavelets". *Computational Science ve Engineering, IEEE*, 2(2): 50-61.
- Gujarati, D. N. (2009). *Basic Econometrics*. Tata, McGraw-Hill Education, USA.
- Gürsakal, S. (2009). *Finansal Zaman Serisi Analizine Zaman Boyutu Yaklaşımı: Dalgacıklar Yöntemi ve İMKB'de bir Uygulama*. Doktora Tezi, Uludağ Üniversitesi, Bursa.
- Harvey, A. ve Sucarrat, G. (2014). "EGARCH Models with Fat Tails, Skewness and Leverage". *Computational Statistics & Data Analysis*, 76(3): 320-338.
- Harvey, C.R. (1995), "Predictable Risk and Returns in Emerging Markets", *The Review of Financial Studies*, 8(2): 773-816.
- Hosking, J. R. (1981). "Fractional Differencing". *Biometrika*, 68(1): 165-176.
- Hsieh, D.A. (1989). "Testing for Nonlinear Dependence in Daily Foreign Exchange Rates". *Journal of Business*, 62(3): 339-369.
- Hsieh, D.A. (1993). "Implication of Nonlinear Dynamics for Financial Risk Management". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 28(1): 41-64.
- Hsu, N.J. (2006). "Long Memory Wavelet Models". *Statistica Sinica* , 4(16): 1255-1271.
- Huang, A.Y. (2011). "Volatility Forecasting in Emerging Markets with Application of Stochastic Volatility Model". *Applied Financial Economics*, 21(9): 144.
- Huang, B. N. ve Yang, C. W. (2001). "The Impact of Settlement Time on The Volatility of Stock Market Revisited: an Application of the Iterated Cumulative Sums of Squares Detection Method for Changes of Variance". *Applied Economics Letters*, 8(10): 665-668.
- Hull, J. C. ve White, A. (2000). "Valuing Credit Default Swaps-I. No Counterparty Default Risk". NYU Working Paper, SSRN, USA.

- IMF, (1999). “Liberalizing Capital Movements: Some Analytical Issues”. <http://www.imf.org/external/pubs/ft/issues/issues17/index.html>. *Economic Issues*, (17), (erişim tarihi: 21.10.2015).
- Inclan, C. ve Tiao, G.C. (1994). “Use of Cumulative Sums of Squares for Retrospective Detection of Changes in Variance”. *Journal of the American Statistic Association*, 89: 913–923.
- Jensen, M. (1999a). “Using Wavelets to Obtain a Consistent Ordinary Least Squares Estimator of the Long-Memory Parameter”. *Journal of Forecasting*, 18(1): 17-32.
- Kahraman, D. ve Erkan, M. (2005). “İMKB’de Tesadüfi Yürüyüş Testi”. *Celal Bayar Üniversitesi İİBF Yönetim ve Ekonomi Dergisi*, 12(1): 11-24.
- Kahyaoğlu, H. ve Duygulu, A. A. (2005). “Finansal Varlık Fiyatlarındaki Değişme-Parasal Büyüklükler Etkileşimi”. *DE Üİİ BF Dergisi*, 20(1): 64-65.
- Kılıç, R., (2004), “On the Long Memory Properties of Emerging Capital Markets: Evidence from ISE”. *Applied Financial Economics*, 14: 915-922.
- Kim, S., ve In, F. (2003). “The Relationship between Financial Variables and Real Economic Activity: Evidence from Spectral and Wavelet Analyses”. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 7(4).
- Kim, S. ve In, F. (2007). “On the Relationship between Changes in Stock Prices and Bond Yields in the G7 Countries: Wavelet Analysis”. *International Financial Markets, Institutions & Money*, (17): 167–179.
- Korkmaz, T. Çevik E. İ. ve Özataç, N. (2009). “Testing for Long Memory in ISE Using ARFIMA-FIGARCH Model and Structural Break Test”. *International Research Journal of Finance and Economics*, 26(3): 186-191.
- Korkmaz, T. Erdoğan, S. ve Çevik, E. İ. (2009). “VOB’da İşlem Gören Endeks ve Döviz Vadeli Sözleşmelerin Getirilerinde Uzun Hafıza Varlığının Test Edilmesi”. *Iktisat İşletme ve Finans*, 24(274): 7-32.
- Lee, S.W. ve Hansen, B.E. (1994). “Asymptotic Theory for the GARCH(1,1) Quasi-Maximum Likelihood Estimator”. *Econometric Theory*, 10: 29-52.
- Li, C. W. ve Li, W. K. (1996). “On a Double-Threshold Autoregressive Heteroscedastic Time Series Model”. *Journal of Applied Econometrics*, 11(3): 253-274.
- Lima, P.J.F. (1997). “On the Robustness of Nonlinearity Tests to Moment Condition Failure”. *Journal of Econometrics*, 76: 251-280.

- Liu, T. Granger, C. W. J. ve Heller, W. P. (1992). "Using the Correlation Exponent to Decide Whether an Economic Series is Chaotic". *Journal of Applied Econometrics*, 7: 25-39.
- Ljung, G. M. ve Box, G. E. (1978). "On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models". *Biometrika*, 65(2): 297-303.
- Lo, A. (1991). "Long Term Memory in Stock Market Prices". *Econometrica*, 59(5): 1279-1313.
- Lo, A. W. ve MacKinlay, A. C. (1988). "Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test". *Review of financial studies*, 1(1): 41-66.
- Lobato, I. N. ve Savin, N.E. (1998). "Real and Spurious Long Memory in Stock Market Data", *Journal of Business and Economic Statistics*, 16(2): 61-68.
- Mallat, S. G. (1989). "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation". *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, 11(7): 674-693.
- Markowitz, H. (1952). "Portfolio Selection". *The Journal of Finance*, 7(1): 77-91.
- Marsh, T. A. ve Rosenfeld, E. R. (1986). "Non-Trading, Market Making, and Estimates of Stock Price Volatility". *Journal of Financial Economics*, 15(3): 359-372.
- Mazıbaşı, M. (2004). "İMKB Piyasasındaki Volatilitenin ve Asimetrik Fiyat Hareketlerinin Modellenmesi ve Öngörülmesi: GARCH Uygulaması". 8. *Ulusal Finans Sempozyumunda Sunulan Sempozyum Bildiri Kitabı*, 27-28 Ekim 2004, İstanbul.
- McAleer, M. ve Oxley, L. (Ed.). (2002). "*Contributions to Financial Econometrics: Theoretical and Practical Issues*". Blackwell Publishing, 5(2).
- McCoy, E. J. ve Walden, A. T. (1996). "Wavelet Analysis and Synthesis of Stationary Long Memory Processes", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 5:1-31.
- McQueen, G.R. (1992). "Long Horizon Mean Reverting Stock Prices Revisited". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 27: 1-18.
- Mills, T.C. (1999). *The Econometric Modelling of Financial Time Series*. Cambridge University Press, USA.
- Mina, J. ve Xiao, J. Y. (2001). *Return to RiskMetrics: The Evolution of a Standard*. RiskMetrics Group, USA.
- Miner, N.E. (1998). "An Introduction to Wavelet Theory and Analysis". *Sandia Report*, NM, 10: 1-25.
- Misiti, M. Misiti, Y. Oppenheim, G. ve Poggi, J.M. (2002). "Wavelet Toolbox for Use with Matlab User's Guide". MA: *The Mathworks, Inc.*.

- Misiti, M. Misiti, Y. Oppenheim, G. ve Poggi, J.M. (2009). "Wavelet Toolbox User's Guide". *Natick: The Mathworks*.
- Morettin, A. P. (1996). "From Fourier to Wavelet Analysis of Time Series", *In. Proc. Computational Statistics* (ed.): Physica, s.111-122, New York.
- Morgan, J. P. (1996). "*RiskMetrics*". Technical report, JP Morgan/Reuters, New York.
- Muradođlu, G., ve Önkall, D. (1992). "Türk Hisse Senedi Piyasasında Yarı-Güçlü Etkinlik". *METU Studies in Development*, 19(2): 197-207.
- Nelson, D. B. (1991). "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach". *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347-370.
- Nizam, A. (2008). *Karınca Koloni Optimizasyonuna Dayalı Yeni Bir Aritmi Sınıflama Tekniđi*. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi.
- Norsworthy, J. R. Ding, L. ve Görener, R. (2000). "Wavelet-Based Analysis of Time Series: An Export From Engineering to Finance", *Leading Technology Change: Management Issues and Challenges, Proceedings of the IEEE Engineering Management Society*, Albuquerque, NM. 126-132.
- Oksay, S. (2006). "Çok Uluslu Şirketler Teorileri Çerçevesinde, Yabancı Sermaye Yatırımlarının İncelenerek Deđerlendirilmesi", *Dış Ticaret Dergisi*, 3(8): 12-13.
- Onali, E. ve Goddard, J. (2011). "Are European Equity Markets Efficient? New Evidence from Fractal Analysis". *International Review of Financial Analysis*, 20(2): 59-67.
- Özbay, P. (1999). The Effect of Exchange Rate Uncertainty on Exports: A Case Study for Turkey. *Central Bank of the Republic of Turkey*.
- Özün, A. ve Çifter, A. (2006). "Bankaların Hisse Senedi Getirirlerinde Faiz Oranı Riski: Dalgacıklar Analizi ile Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Bir Uygulama". *Bankacılar Dergisi*, 59, 3-15.
- Parkinson, M. (1980). "The Extreme Value Method for Estimating the Variance of the Rate of Return". *Journal of Business*, 61-65.
- Percival, D.B. ve Walden, A. (2000). "*Wavelet Methods For Time Series Analysis*", Cambridge University Press, U.K.
- Phillips, P.C.B. (1999a). "Discrete Fourier Transforms of Fractional Processes". Unpublished Working Paper, Cowles Foundation for Research in Economics, Yale University, <http://Cowles.Econ.Yale.Edu/P/Cd/D12a/D1243.pdf>. (erişim tarihi: 03/03/2016).

- Phillips, P.C.B. (1999b). "Unit Root Log-Periodogram Regression". Unpublished Working Paper, 1244, Cowles Foundation for Research in Economics, Yale University, <http://Cowles.Econ.Yale.Edu/P/Cd/D12a/D1244.pdf>. (erişim tarihi: 03/03/2016).
- Poterba, J. M. ve Summers, L. H. (1988). "Mean Reversion in Stock Prices: Evidence and Implications". *Journal of Financial Economics*, 22(1): 27-59.
- Priestly, M.B. (1996), "Wavelets and Time Dependent Spectral Analysis", *Journal of Time Series Analysis*, 17: 85–104.
- Rachev, S.T. Mittnik, S. Fabozzi, F.J. Focardi, S.M. ve Jašić, T. (2007). "*Financial Econometrics: From Basics to Advanced Modeling Techniques*". John Wiley & Sons, 150:10.
- Ramsey, J.B. (1999). "The Contribution of Wavelets to the Analysis of Economic and Financial Data", *Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 357(1760): 2593–2606.
- Rapach, D.E. ve Strauss, J.K. (2008). "Structural Breaks and Garch Models". *Journal of Applied Econometrics*. 23: 65-90.
- Ray, B. ve Tsay, R. (2000). "Long Range Dependence in Daily Stock Volatilities". *Journal of Business and Economic Statistics*, 18: 254-262.
- Robinson, P.M. (1990). "Time Series with Strong Dependence. Advances in Econometrics", 6th World Congress, Cambridge University Press, Cambridge.
- Robinson, P.M. (1995). "Log-Periodogram Regression of Time Series with Long Range Dependence", *Annals of Statistics*, 23: 1048-1072.
- Russell, T. ve Thaler, R. (1987). "The Relevance of Quasi Rationality in Competitive Markets: Reply". *The American Economic Review*, 77(3): 499-501.
- Scheinkman, J.A. ve LeBaron, B. (1989). "Nonlinear Dynamics and Stock Returns", *Journal of Business*, 62(3): 311-337.
- Selçuk, F. (2005). "Dalgacıklar: Yeni Bir Analiz Yöntemi", *Bilkent Dergisi*, Mart.
- Shiller, R. J. Fischer, S. ve Friedman, B. M. (1984). "Stock Prices and Social Dynamics". *Brookings Papers on Economic Activity*, 1984(2): 457-510.
- Siluyele, I. J. (2007). *Power Studies of Multivariate Two-Sample Tests of Comparison*. Doctoral dissertation, University of the Western Cape.

- Şimşek, M. (1995). “Türkiye’deki Yabancı Sermayenin Yurtiçi Tasarruflar Üzerindeki Etkisi: Ampirik Bir Yaklaşım”. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 12.
- Tezcanlı, M. Varış, S. Kumbasar, B. Oral, E. Görgünay, H. Tan, E. ve Uytun, E. (1994). “*Uluslararası Sermaye Hareketlerinde Portföy Yatırımları ve Türkiye*”, İMKB Yayınları, İstanbul.
- Toprak, İ.B. (2007). “EEG Sinyallerinin Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları İle Analizi”. Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi.
- Tsay, R. S. (2010). “*Analysis of Financial Time Series*”. John Wiley & Sons, 543: 113.
- Tse, Y. K. (1998). “The Conditional Heteroscedasticity of the Yen-Dollar Exchange Rate”. *Journal of Applied Econometrics*, 13(1): 49-55.
- Ural, M. ve Demireli, E. (2009). “Hurst Üstel Katsayısı Aracılığıyla Fraktal Yapı Analizi ve İmkb’de Bir Uygulama”. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 23(2).
- Velasco, C. (1999). “Non-Stationary Log-Periodogram Regression”. *Journal of Econometrics*, 91: 325-371.
- Walker, J. S. (1999). “A Primer on Wavelets and Their Scientific Applications”. *Florida: CRC Press*.
- Weiss, A.A. (1986). “Asymptotic Theory for ARCH Models: Stability, Estimation and Testing”. *Econometric Theory*, 2: 107-131.
- White, H. (1982). “Maximum Likelihood Estimation of Misspecified Models”. *Econometrica*, 50(1): 1-25.
- Wiggins, J. B. (1991). “Empirical Tests of the Bias and Efficiency of the Extreme-Value Variance Estimator for Common Stocks”. *Journal of Business*, 417-432.
- Wu, X. H. (2006). “Construction of Solitary Solution and Compacton-Like Solution by Variational Iteration Method”. *Chaos, Solitons & Fractals*, 29(1): 108-113.
- Yalçın, K. Tanrıöven, C. Bal, H. Aksoy, E.E. ve Kurt, Ç. (2008). “*Finansal Teknikler ve Türev Araçlar*”, Gazi Kitabevi, Ankara.
- Yavuz, N. Ç. (2014). “*Finansal Ekonometri*”, Der Yayınları, İstanbul.
- Yıldırım, K. Karaman, D. ve Taşdemir, M. (2006). “*Makro Ekonomi*”. Seçkin Yay., Ankara.
- Zakoian, J. M. (1994). “Threshold Heteroskedastic Models”. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18(5): 931-955.
- <http://www.cboe.com/micro/vix/historical.aspx> (erişim tarihi: 08/07/2015).

ÖZGEÇMİŞ

Adı ve SOYADI : Eray AKGÜN

Eğitim Durumu

Mezun Olduğu Lise : Kütahya Anadolu Öğretmen Lisesi, 2001.

Lisans Diploması : Dokuz Eylül Üniversitesi, Buca Eğitim Fakültesi, Matematik Eğitimi
Ana Bilim Dalı, 2006.

**Tezsiz Yüksek Lisans
Diploması** : Dokuz Eylül Üniversitesi, Buca Eğitim Fakültesi, Matematik Eğitimi
Ana Bilim Dalı, 2006.

**Yüksek Lisans
Diploması** : Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü,
İstatistik Ana Bilim Dalı, 2011.

Tez Konusu : Black – Scholes Option Pricing Model and Option Pricing Stability.

Doktora Diploması : Akdeniz Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü,
Ekonometri Ana Bilim Dalı, 2016.

Tez Konusu : Türkiye Risk Primi Göstergelerinde Dalgacık Bazlı Parçalı Durağanlık
Analizi ve Volatilite Modelleri.

Yabancı Dil : İngilizce

İş Denevimi

Çalıştığı Kurumlar : *Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir Meslek Yüksek Okulu,
Öğretim Görevlisi (2008 – 2011)
*Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK),
Uzman Yardımcısı (2011 – 2012)
*Akdeniz Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi,
Ekonometri Bölümü, Öğretim Görevlisi (2012 – 2015)
*Alanya Alaaddin Keykubat Üniversitesi, İşletme Fakültesi,
Öğretim Görevlisi (2015 – Devam ediyor)

E-Posta : erayakgun@ymail.com