

T.C.
DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İKTİSAT ANABİLİM DALI
FİNANSAL İKTİSAT VE BANKACILIK PROGRAMI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

**FİNANSAL RİSK TAHMİNİNDE SAHTE UZUN HAFIZA:
S&P500 ÜZERİNE BİR UYGULAMA**

Mazen ALABOUD

Danışman

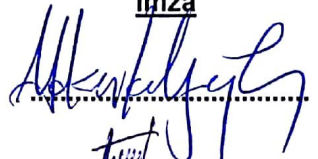
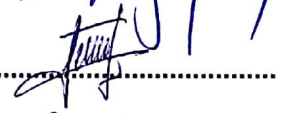
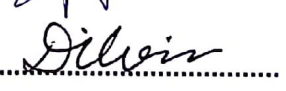
Prof. Dr. Hakan KAHYAOĞLU

İZMİR – 2018

YÜKSEK LİSANS
TEZ ONAY SAYFASI

Üniversite : Dokuz Eylül Üniversitesi
Enstitü : Sosyal Bilimler Enstitüsü
Adı ve Soyadı : Mazen ALABOUD
Öğrenci No : 2014801847
Tez Başlığı : Finansal Risk Tahmininde Sahte Uzun Hafıza: S&P500 Üzerine Bir Uygulama
Savunma Tarihi : 20.07.2018
Danışmanı : Prof.Dr.Hakan KAHYAOĞLU

JÜRİ ÜYELERİ

<u>Ünvanı, Adı, Soyadı</u>	<u>Üniversitesi</u>	<u>İmza</u>
Prof.Dr.Hakan KAHYAOĞLU	DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ	
Dr.Öğr.Üyesi Başak KARŞIYAKALI	DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ	
Doç.Dr.Fatma Dilvin TAŞKIN YEŞİLOVA	YAŞAR ÜNİVERSİTESİ	

Mazen ALABOUD tarafından hazırlanmış ve sunulmuş olan bu tez savunmada başarılı bulunarak oy birliği ☒ / oy çokluğu() ile kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Metin ARIKAN
Müdür

YEMİN METNİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “**Finansal Risk Tahmininde Sahte Uzun Hafıza: S&P500 Üzerine Bir Uygulama**” adlı çalışmanın, tarafımdan, akademik kurallara ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını ve yararlandığım eserlerin kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

20/07/2018

Mazen AL ABOUD

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

Finansal Risk Tahmininde Sahte Uzun Hafıza: S&P500 Üzerine Bir Uygulama Mazen ALABOUD

Dokuz Eylül Üniversitesi

Sosyal Bilimler Enstitüsü

İktisat Anabilim Dalı

Finansal İktisat ve Bankacılık Programı

Karesi alınmış getirilerin gittikçe azalan otokorelasyonları, şokların uzun dönem bağımlılığı olduğuna işaret eder. Bununla birlikte, bu durum sahte uzun hafıza olarak nitelendirilen yapısal kırılmalara maruz kalan oynaklığın davranışıyla kolayca birbirine karışır. Çalışma, S&P 500'ün oynaklığındaki uzun hafızanın sahte nedenlerle açıklanıp açıklanamayacağını araştırmayı amaçlıyor. Çalışma hem zaman alanı hem de frekans alanı tahminlerini kullanmaktadır.

Zaman alanında, veriler, yeni geliştirilmiş bir dalgacık (wavelet) tabanlı prosedürü kullanarak aykırı gözlemler için filtrelenir. Yapısal kırılmalar, değiştirilmiş bir ICSS algoritması kullanılarak tespit edilir. Ardından, filtreleme öncesi ve sonrası veriler için simetrik ve asimetrik GARCH modelleri tahmin edilmiştir. Frekans alanında, entegrasyon derecesi, Local Whittle tahmini kullanılarak hesaplanır, ardından sahte uzun hafızanın iki testi uygulanır.

Ampirik sonuçlar, S&P 500'ün oynaklığındaki uzun hafızanın, en azından bir kısmı sahte olup oynaklık kaymasından kaynaklandığını işaret etmektedir. Aykırı gözlemlerin yok sayılması, GARCH modellerinde model kurma hatasına yol açabileceği bulundu. Buna ek olarak, frekans alanında tahmin edilen uzun hafıza parametresi zaman içinde tutarlı değildir. Bu, getiri serilerinin tutarlı bir (d) entegrasyon derecesinin kısmi olarak bütünleştirilmiş bir rejim yerine birkaç rejim tarafından daha iyi tanımlanabileceğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Sahte Uzun Hafıza, Uzun Dönem Bağımlılık, Yapısal Kırılma, Aykırı gözlemler, Local Whittle Tahmini, ICSS.

ABSTRACT

Master's Thesis

Spurious Long Memory in Estimating Financial Risk:

An Application on S&P 500

Mazen Alaboud

Dokuz Eylul University

Graduate School of Social Sciences

Department of Economics

Financial Economics and Banking Program

The slowly decaying autocorrelations of squared returns imply that shocks are long-range dependent. However, this behavior is easily confused with the behavior of volatility when exposed to structural breaks that is described as spurious long memory. The study aims at investigating whether long memory in the volatility of S&P 500 can be explained by spurious reasons. The study utilizes both time domain and frequency domain estimations.

In the time domain, the data is filtered for outliers using a recently developed wavelet-based procedure. Structural breaks are detected using a modified ICSS algorithm. Then, symmetric and asymmetric GARCH models are estimated for the data before and after filtering. In the frequency domain, the degree of integration is computed using Local Whittle estimation, then two tests of spurious long memory are performed.

The empirical results indicate that the long memory in the volatility of S&P500 is at least partially spuriously caused by volatility shifts. It was found that ignoring outliers can lead to misspecified GARCH models. Furthermore, the long memory parameter estimated in the frequency domain is not consistent over time. This indicates that return series might be better described by several regimes rather than by one fractionally integrated process of a consistent degree of integration (d).

Keywords: Spurious Long Memory, Long-range Dependence, Structural breaks, Outliers, Local Whittle estimate, ICSS.

**FINANSAL RİSK TAHMİNİNDE SAHTE UZUN HAFIZA:
S&P500 ÜZERİNE BİR UYGULAMA**

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI	ii
YEMİN METNİ	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
KISALTMALAR	viii
TABLolar LİSTESİ	ix
ŞEKİLLER LİSTESİ	x
EKLER LİSTESİ	xi
GİRİŞ	1

**BİRİNCİ BÖLÜM
OYNAKLIK MODELLERİNİN TEMELLERİ**

1.1. OLASILIK OLARAK OYNAKLIK	7
1.2. OYNAKLIĞIN ANLAMI	8
1.3. GÖSTERGE OLARAK FİANSAL ZAMAN SERİLERİNİN ÖZELLİĞİ	8
1.3.1. Normal Dağılımdan Ayrılma	9
1.3.2. Finansal Zaman Serilerinde Doğrusal Olmama	10
1.3.3. Doğrusal Olmayan Bağımlılığın Kaynağı Olarak Oynaklık Kümelenmesi	11
1.4. KOŞULLU OYNAKLIK	13
1.5. KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS TAHMİN TEKNİKLERİ	14
1.5.1. Kendiyle Bağımlı Koşullu Farklı Yayılım (ARCH) Modeli	14
1.5.2. Genelleştirilmiş Kendiyle Bağımlı Koşullu Farklı Yayılım Tekniği	15

**İKİNCİ BÖLÜM
OYNAKLIKTA UZUN HAFIZA**

2.1. UZUN HAFIZA KAVRAMI	17
2.2. OYNAKLIK SÜRECİNDE UZUN HAFIZA	19
2.3. SAHTE HAFIZAYA NEDEN OLAN FAKTÖRLER	20
	vi

2.3.1. Yapısal Kırılmaların Finansal Getiri Serilerin Hafızası Üzerindeki Etkisi	21
2.3.2. Aykırı Gözlemler	22

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

SAHTE UZUN HAFIZA ANALİZİ

3.1. STANDARD & POOR'S 500	25
3.1.1. S&P 500 Yapısı	25
3.1.2. S&P500 Metodolojisi	25
3.1.3. Küresel Bir Gösterge Olarak S&P500	28
3.2. ÇALIŞMANIN ÖNEMİ VE AMACI	29
3.3. LİTERATÜR TARAMASI	30
3.4. YÖNTEM	34
3.4.1. Aykırı Gözlemlerin Ayrıştırılması	34
3.4.2. Yapısal Kırılmaların Tespiti	37
3.4.3. Tahminleme Aşamaları	39
3.4.4. Frekans Alanında Tahminleme ve Sahte Uzun Hafıza	42
3.4.4.1. Hafıza Parametresinin Tahmini	42
3.4.4.2. Sahte Tümlleşme Derecesi ve Hafıza Yapısı	43
3.5. ÖN ANALİZ (VERİLERİN HAZIRLANMASI)	45
3.5.1. Veri kaynağı	45
3.5.2. Aykırı Gözlemlerin Ayrıştırılması	45
3.5.3. Analiz Bulguları	49
3.5.4. Şokların Etkilerinin Analizi	51
3.5.5. Temel Analiz Sonuçları	54
3.6. AMPİRİK SONUÇLAR	55
3.6.1. Ortalama Denklem	55
3.6.2. Zamana Bağlı Değişken Risk	58
3.6.3. Oynaklık Tahmin Sonuçları	58
3.6.4. Frekans Alanında Sahte Uzun Hafıza	64
SONUÇ	67
KAYNAKÇA	69
EKLER	

KISALTMALAR

ADF	Augmented Dickey Fuller
A-FIGARCH	Adaptive- Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity
AIC	Akaike information criterion.
AICc	Corrected Akaike information criterion.
ALO	Additive level outliers.
AO	Additive outliers.
ARCH	Autoregressive conditional heteroskedasticity.
ARMA	Autoregressive moving average.
AVO	Additive volatility outliers.
BIC	Bayesian information criterion.
DWT	Discrete wavelet transform.
EGARCH	Exponential generalized autoregressive conditional heteroskedasticity.
EMH	The efficient market hypothesis.
FIGARCH	Fractionally generalized autoregressive conditional heteroskedasticity.
FRED	Federal reserve economic database.
GARCH	Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity.
HL	Half-life of shocks.
i.i.d.	Independent and identically distributed.
ICSS	Iterated cumulative sums of squares.
IDWT	Inverse discrete wavelet transform.
IO	Innovative outliers.
IT	Inclan and Tiao (1994) test.
KPSS	Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin test of stationarity.
LM	Lagrange multiplier.
PP	Phillips–Perron test of unit root test.
S&P500	Standard and Poor’s 500 index.
SD	Standard deviation.
VaR	Value at risk.

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1: S&P500'ün 1999-2016 yılları arasındaki sektörel yapısı	s. 27
Tablo 2: Saptanan Aykırı gözlemlerin Özeti	s. 48
Tablo 3: S&P500 Getirilerinin Tanımlayıcı istatistikleri	s. 49
Tablo 4: Tanımlanmış Yapısal Kırılmalar, Tarihler ve Karşılık Gelen Haberler	s. 51
Tablo 5: Tanımlanan bölümlerin Tanımlayıcı İstatistikleri	s. 53
Tablo 6: Birim Kök Testlerinin Sonuçları.	s. 55
Tablo 7: ARMA (p, q) Derecesini Karar Vermekte Kullanılan Bilgi Kriterleri	s. 57
Tablo 8: Ortalama Denklemin Kalıntı Terimlerinde Heteroskedastisite Testi	s. 58
Tablo 9: GARCH Kullanan Oynaklık Modeli	s. 59
Tablo 10: EGARCH Kullanan Oynaklık Modeli	s. 61
Tablo 11: GJR-GARCH Kullanan Oynaklık Modeli	s. 62
Tablo 12: Haberler Etki Eğrisinin Koşullu Varyansının Tanımlayıcı İstatistikler	s. 64
Tablo 13: Gerçekleşmiş ve Koşulsuz Oynaklığının Tanımlayıcı İstatistikleri	s. 64
Tablo 14: Hafıza Parametrelerinin Tahmini ve Test Sonuçları	s. 65

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Gözlenen yoğunluğu, teorik normal olasılık yoğunluğu ile karşılaştırmak	s. 9
Şekil 2: Oynaklık Kümelenmesi	s. 12
Şekil 3: S&P500 Endeksin Zaman Serisi	s. 26
Şekil 4: S&P500'ün Sektörel Yapısının Gelişimi	s. 27
Şekil 5: S&P500 ve (Amerika hariç) MSCI World endeksin aylık getirilerinin	s. 28
Şekil 6: Dalgacık Filtreleme Yönteminin Grafikselsel Gösterimi	s. 46
Şekil 7: Orijinal Getiri ve Ayarlanmış Getiri Serilerini Karşılaştırma.	s.47
Şekil 8: Orijinal Getirilerin ile Ayarlanmış Getirilerin Dağılımın Karşılaştırılması	s. 50
Şekil 9: Koşulsuz Oynaklıktaki Yapısal Kırılmaların Pozisyonları.	s. 54
Şekil 10: Orijinal ve Düzeltilmiş Getiri serilerin Kendiyle İlgileşim	s. 55
Şekil 11: Ljung-Box testlerinin p-değerleri	s. 57
Şekil 12: Haberler Etki Eğrisi.	s. 63

EKLER LİSTESİ

EK 1: Haberler Etkisi Eğrisinin Verileri	ek.s. 1
EK 2: Shimotsu (2006) Testleri için Kritik Değerler	ek.s. 2
EK 3: Kullanılmış Olan Yöntemin Akış Şeması	ek. s. 3



GİRİŞ

Sermaye piyasalarında finansal araçların alım ve satımından getiri elde etmek amacıyla söz konusu araçlara yatırım yapan birimler kararlarını, gerçek getiri üzerine değil, "beklenen getiri" ile "risk" arasında bir ödünleşim olan, risk-getiri dengelemesi üzerine dayandırırılar. Bu konu literatürde ilk olarak Markowitz (1952) tarafından modern portföy teorisi ile ortaya konmuştur. Literatürde Ortalama – Varyans yaklaşımı olarak bilinen teorik yaklaşım, yatırım tercihleri için bir çerçeve sunmuştur. Bu yaklaşımda beklenen getiri portföyün ortalama getirisi iken $E(R) \equiv \mu$ getirilerin standart sapması da (σ) riskin parametreleri olmaktadır. Bu parametrelere göre yatırımcılar, riskten kaçınmalarına uygun yatırım kararıyla etkin portföyler oluşturmaktadırlar. Etkin portföy standart sapması en küçük olan portföydür. Bunun anlamı varyansı da en küçük olan portföyün etkin olmasıdır. Böylece etkin portföy aynı zamanda risk düzeyi en düşük olan olarak tanımlanır. Söz konusu parametrelerin her biri belirli bir risk seviyesi için en iyi getiri seviyesini sağlayan ölçütlerdir. Markowitz'in yaklaşımı, 1960'lı yıllarda William Sharpe (1964), Jack Treynor (1961), John Lintner (1965'a, b) ve Jan Mossin (1966) tarafından borsanın bilgiyi tam ve hızlı bir şekilde yansıtmada etkili olduğunu varsayımına dayanan finansal varlık fiyatlandırma modeli (Capital Asset Pricing Model-CAPM) olarak bilinen, bir yaklaşıma dönüşmüştür.

Piyasa karar vericilerinin yaklaşımından farklı olarak akademik alanda finans çalışmaları esas olarak getiri modellemesi üzerine yoğunlaşmıştır. Bu nedenle risk tahminine yönelik modellemeye zaman serilerindeki yeni gelişmelere kadar önem verilmemiştir. Bunun nedeni ise, riskin çeşitlendirme yoluyla azaltılacak veya yönetilebilir 'sistemik olmayan risk' olarak kabul edilmesidir. Ayrıca riskin sistemik olmayan ve sistemik olarak ayrıştırılmasına yönelik kabulde riskin etkisinin dikkate alınmamasına yol açmıştır. Sistemik riskin ölçüsü (ϵ_t) ile gösterilen, sıfır ortalama ve bağımsız özdeşçe dağıtılmış (i.i.d) hata terimleri olarak tahminlenmektedir. Bu tahminlerin gerekli varsayımlara sahip olmaması ise risk düzeyinin beklenen getiriler üzerinde etkili olmasına yol açtığından, risk- getiri ödünleşmesi ortaya çıkmıştır. Bunun sonucunda genel olarak finansal piyasalarda fiyatların rassal yürüyüş (random-walk) bir eğilime sahip olduğundan hareketle gelişen literatür riskin sistemik risk olduğunun kabulü ve bu sistemik riskin 'Brown

Hareket Süreci'ne veya getiri modelinin kalıntılarına kolayca uyum sağlayabileceğini gösterilmesiyle birlikte yeni bir gelişim sürecine girmiştir (Mandelbrot, 1963). Bu yeni süreçte riske ilişkin bu varsayımların değiştirilmesiyle, piyasada mevcut olan herhangi bir bilgiye dayanarak fiyat değişikliklerinin tahmin edilemeyeceğini ortaya koyan “Etkin Piyasa Hipotezi (EPH)” teorik bir yaklaşım olarak ortaya konmuştur. Bu yaklaşım piyasadaki rasgele şokların bağımsız olmanın yanında fiyatlara tam ve hızlı bir şekilde yansıtacağını ileri sürmesidir. Getiri tahminine odaklanan bu yaklaşım, başta getiri modellemesinde sermaye varlıkları fiyatlama modeli (CAPM) gelişimi, arbitraj teorisi ve otoregresif hareketli ortalamanın (ARMA) kullanımı olmak üzere birçok finansal varlık seçiminde ve yatırım değerlendirmesinde birçok yeni değerlendirme sonuca yol açmıştır.

1980'li yıllarda finans çalışmalarında dikkat getiri analizinden risk analizine yönelmiştir. 1987 yılının Ekim ayında kara Çarşamba olarak bilinen “beklenmeyen piyasa çöküşü”, sırasında S&P 500, %20 oranında ve ‘Dow Jones Endüstriyel Ortalaması, %29,2 oranında düşmüştür. Normal dağılım beklentilerine göre bu tür bir senaryonun olasılığı, önemsiz bir seviyede; dünyanın ömrü kadar bir zaman diliminde yalnızca bir kez gerçekleşebilecek bir seviyeye kadar ihmal edilebilir düzeyde kabul ediliyordu (Mandelbrot ve Hudson, 2008). Piyasada çöküş olarak tanımlanan durumu izleyen zamanda, oynaklık azalmış, fakat 1987 yılının Aralık ayına kadar, ortalaması yüksek düzeyde kalmıştır (Schwert, 1989a). Piyasadaki bu kaotik durum genellikle ihmal edilen iki önemli olgu üzerinde araştırmaların artmasına yol açmıştır. Bu olgular,

- (1) Getiriler normal dağılım göstermez; özellikle aşırı parametre sapmasına yol açan olayların normal dağılım içinde beklenenden daha yüksek bir olasılıkla gerçekleşebileceği,
- (2) Şoklar bağımsız değildir ve oynaklık sabit değildir, ancak zamanla değişmektedir. Bu iki gerçek daha önce Mandelbrot (1963), Mandelbrot (1971) ve Officer (1972) tarafından da literatürde ifade edilmiştir.

Modern risk yönetimi 1980'lerin başından itibaren önemli bir gelişme göstermiştir. 1988'de yayınlanan Basel Anlaşması'ndan bu yana uluslararası finansal yönetmeliklerin bir parçası olan risk yönetimi iç modelleri ve sermaye yeterliliği

hesaplamaları finansal kuruluşlar tarafından genel kabul gören kurallar haline gelmiştir.

Günümüzde risk yöneticileri, finansal kuruluşlarında, getirilerin gelecekte olumsuz bir şekilde nasıl değişeceğine ilişkin beklentiler ile yaklaşmakta olan önceden belirlenmiş bir zaman dilimindeki bir yatırım veya bir portföyde oluşabilecek en yüksek kayba neden olacak olayların tespiti ile ilgilenmektedirler. Bu neden, 1990'lı yılların başında J. P. Morgan tarafından riske maruz değer (VaR) diye adlandırılan teknik çok önemli bir araç olarak kullanılmaya başlanmıştır. Bu yaklaşımda eğer günlük getiriler normal olarak dağıtılırsa, ertesi gün herhangi bir yatırım için mümkün olan en yüksek kayıp, ortalama getiri etrafında tahmin edilen basit bir güven aralığı ile tahmin edilebilmektedir; %1'lik güven seviyesi için $Z_{\alpha=1\%}$ normal kümülatif dağılımın tersini gösterdiğinde, $VaR = E(R) - (Z_{\alpha=1\%} \times \sigma)$ olmaktadır (Hull, 2015).

Bir getirinin normal dağılımı varsayıldığında, getirilerin %99'unun ya ortalamanın üzerinde olduğu ya da ortalamanın -2.33σ değerinden daha düşük olmadığı, bunun yanısıra ortalamanın altında 2.33 standart sapmadan (-2.33σ) daha fazla geri dönüşün % 1 olasılığında azalma ihtimalinin olduğu görülmektedir. Bu bağlamda, riske maruz değer (VaR) kuyruk riskini hesaplamak için basit bir yöntem olmaktadır. Aşırı kayıp durumlarına karşı ise yaklaşımda gerçekleşebilecek maksimum kaybın, yalnızca istatistiklerin %1'inde gerçekleştiği varsayılmaktadır. Bununla birlikte, söz konusu riske maruz değer (VaR) modelinin iki temel dezavantajı vardır. Birincisi, eğer getiriler normal dağılımı takip etmezse ne olacağıdır. Bu, aşırı kayıpların (kuyruk riski) normal dağılımda beklenen nadir olasılıktan daha yüksek bir frekansta olduğu anlamına gelmektedir. İkincisi, eğer hatalar bağımsız değilse, bunun standart sapmanın istikrarlı olmamasına, ancak zaman içerisinde değişmesine yol açıp açmayacağıdır. Bu durumda hangi standart sapmanın hesaplamalarda kullanılması gerektiği düşünülmektedir.

1809 yılına dayanan Friedrich Gauss'un standart normal dağılımı, çok sayıda fiziksel gözlem için kullanılmaktadır. Finans alanında uzun süredir yapılan çalışmalar başta fizik olmak üzere temel bilimlerdeki gelişmelerden etkilenmiştir. Bu etki finans ve iktisat alanında 20.Yüzyılın ortalarına kadar finansal teori alanındaki normal dağılımın egemenliğine sebep olmuştur. Mandelbrot (1963), finansal verilerin (fiyatların ve getirilerin) Gauss dağılımının olasılıkları tarafından tahmin

edilemeyecek kadar büyük bir sıklıkta aşırı değişimler gösterdiğini vurgulamıştır (Mandelbrot ve Hudson, 2008).

Çoğu finansal uygulamada getirilerin standart sapmanın veya varyansın (karesi alınmış standart sapma σ^2) zamanla sabit olduğu varsayılmaktadır. Oysa ki bu varsayım gerçeği basitleştirmektedir. Bazı dönemlerin diğer dönemlere göre daha yüksek oynaklığa sahip olduğu ve dolayısıyla oynaklığın zaman içinde sabit olmadığı ortaya konmuştur. Bu, en azından Officer (1973)'ten beri fark edilen bir durumdur. Bu durum, tam olarak bilinmeyen pek çok sebepten dolayı gerçekleşebilir, makroekonomik faktörler veya ekonomik konjonktürün değişmesi veya gelecekteki nakit akışına ilişkin belirsizlikler buna sebep olabilmektedir (Shwert, 1989 a, b). Diğer bir sebep ise 'uyarlanabilir piyasa hipotezi' tarafından öne sürülen karmaşık davranışsal ve psikolojik nedenler olabilmektedir (Lo, 2004).

Robert Engle'e (1982) göre, getirinin varyansı geçmiş bilgiye ve bu nedenle zamanla değişim geçmiş şoklara bağlıdır, bu dinamiği 'Otoregresif Koşullu Heteroskedastisite' (ARCH) diye adlandırmıştır. Bu yeni yaklaşım oynaklık değişiminin geçmiş şoklara bağlı olduğunu göstermiştir. 2003 yılında Robert Engle'in zaman içinde değişen varyans ile ilgili modelleme konusundaki geliştirdiği yaklaşımdan dolayı Nobel Ödülü kazanmasına yol açmıştır. Bu yaklaşım finansal modellemede yeni bir paradigmayı ortaya çıkarmıştır.

Oynaklık, riskin zamanla değiştiği konusunda bir ölçüt olarak önem kazanmıştır. Bu eğer oynaklık geçmişteki bilgileri yansıtarak zaman içinde değişiyorsa, o zaman geçmişteki şoklar oynaklığı ne kadar uzun süre etkilemektedir? Sorusunun cevabının verilmesi gerekliliğini ortaya çıkarmıştır. Başka bir deyişle, şoklar oynaklığın hafızasını uzun süreliğine mi, yoksa kısa süreliğine mi etkilemektedir? Bunun yerine, temel bilimlerinden bir kavramı ödünç alarak şu soruyu da yöneltebilmek mümkündür; oynaklık uzun hafızaya sahip midir? Hurst (1957), 900 tane jeofiziksel zaman dizisini bu olguyu araştırmak üzere analiz etmiştir (daha çok detay için bkz., Baillie 1996). Hurst'ün yaklaşımı kendi içinde trendi olmayan, ama bir eğilime sahip getiri serilerinin analizi için yeni analiz tekniği olarak önem kazanmıştır.

Uzun hafıza, aslında ampirik bir gözlemden ortaya çıkmıştır. Ancak bu gözlemin teorik temelleri kuantum fiziğine kadar dayandırılabilir olmasından dolayı

teorik bir temeli yokmuş gibi sunulmaktadır. Bu noktada kuantum fiziğinde Heisenberg'in belirsizlik ilkesine dayalı gelişen bu yaklaşımların temelinde, Louis Bachelier'in 1900 yılında "The Theory of Speculation" başlıklı tezinin ileri sürdüğü fikirler vardır. Bachelier tezinde bugünkü anlamdaki spekülasyon kavramını bir stokastik süreç olan Brownian sürecini kullanarak analiz etmiştir. Brownian süreç daha sonradan kuantum fiziğinde yeni bir dönüşümü başlatmıştır (Bozkuş, 2015: 56-57).

Özellikle bilgisayar teknolojisindeki gelişmeler ile birlikte veri birikiminin artması da yeni yaklaşımların geliştirilmesine yol açmıştır; özellikle yeni yaklaşımlar zaman serilerindeki gelişmelere bağlı olarak bir gelişim gösterdiğinden dolayı finans alanı istatistik, matematik ve fiziğin dışında tüm bilim dallarından etkilenir hale gelmiştir. Özellikle büyük değişimlerin etkisi ile ortaya çıkan zaman içindeki farklılaşmalar bilimsel analizlerde en önemli etkiler olarak değerlendirilmeye başlanmıştır. Bu finans ve ekonomide yapısal kırılmaların etkilerinin analizini gerekli kılmıştır.

Finansal getiri serilerin analizin bağlamında uzun hafızayı açıklamaya çalışan birçok teorik yaklaşım önerilmiştir. Bunlardan Shiller (1981) tarafından ortaya konan "beklenen risk primi değişikliği" ile Beltratti ve Morana (2006) tarafından makroekonomik faktörlerin eşbütünleşme etkisini dikkate alan yaklaşımda ekonomik konjonktür bir yansıması olarak uzun hafızanın varlığı ortaya konmuştur. Bununla birlikte koşulsuz varyansta yapısal kırılmaya yol açan faktörler de uzun hafızanın bir nedeni olarak gösterilmiştir (Lamoureux ve Lastrapes, 1990; Mikosch ve Stărică, 2004; Granger ve Hyung, 2004; Chatzikonstanti, 2017).

Zaman serileri üzerinde yapısal kırılmalar sahte uzun hafızanın bir nedeni olarak kabul edilmektedir. Çünkü bu kırılmalar oynaklık üzerinde geçici durağan olmamaya neden olmaktadır. Oynaklıkta yapısal bir kırılma oluşuktan sonra yeni bir düzeyde durağan haline geri döndüğü varsayılmaktadır (Inclan ve Tiao, 1994). Bu ise yapısal kırılmaların dikkate alınmamasına bağlı bir bilgi içeriğinden yoksun analizin olması anlamına gelmektedir (Lamoureux ve Lastrapes, 1990).

Bu çalışma da ise oynaklık davranışındaki aşırı olayların etkisi incelenmesi amaçlamaktadır. Özellikle oynaklık uzun hafızasının, aykırı gözlemler veya yapısal kırılmalar ile ilişkili sahte bir hafıza olup olmadığı test edilmektedir. Oynaklık davranışını anlamak, çeşitli finansal uygulamalarda kullanılabilen bir oynaklık modeli

oluřturmak iin bir zorunluluk olmaktadır. Oynaklıđın tahminlenmesi ile geleceęe ynelik bilgilerin oluřturulması gnmzde bankalar ile kurumsal finansal yatırımcılar iin en nemli bilgiler veya parametrelerdir. Daha nce aıklanmıř VaR yntemi bunlara bir rnektir, dięer bir rnek ise opsiyon fiyatlandırması iin kullanılan ‘Black–Scholes–Merton Modeli’dir. Bu model, doęrudan gzlemlenmeyen, ancak tahmin edilen tek bir girdiye sahiptir, bu girdi dayanak varlıđının oynaklıktır (Hull, 2015; 530).

Sz konusu tez alıřması, ilerleyen  blmde sahte uzun hafızayı ele almaktadır. Birinci blm, risk tahminlemesinde temel bir konu olan finansal verinin temel zelliklerini aıklamaktadır. Bu kapsamda oynaklık kavramı dayalı olarak; ortalama eřitlięi, ve varyans eřitlięi aıklanmıřtır. İkinci blmde, oynaklıđın srekliilięi veya “uzun hafızanın” analizi iin gerekli temel bilgi verilmiřtir. Bu blmde, finanstaki uzun hafızanın varlıđını aıklamaya ynelik yaklařımlar aıklanmaktadır. Son olarak, nc blmde, tm dnyada temel bir finansal gsterge olarak izlenen ABD piyasasında kurumsal yatırımcılar iin retilmiř olan Standard & Poor’s 500 (S&P500) verisi kullanılarak, sahte uzun hafıza hipotezinin geerlilięi test edilmiřtir.

BİRİNCİ BÖLÜM

OYNAKLIK MODELLERİNİN TEMELLERİ

Bu bölüm, oynaklık kavramına ilişkin temel tanımlar verilmektedir. Bu tanımlardan hareketle finansal verelerin sahip olduğu özelliklere bağlı olarak oynaklık tahminlerinin yapılmasına yönelik bilgiler açıklanmaktadır.

1.1. OLASILIK OLARAK OYNAKLIK

Uygulamalı finansal analizlerde, kullanılan veriler getiri serisi ve onun dönüşümleri kullanılmaktadır. Böylece söz konusu verinin stokastik bir süreç izlemesi dikkate alınarak oynaklık tahminlenmektedir. Stokastik süreçler veri dinamiklerini yeniden üretmeyi amaçlayan ve sonuç olarak gelecek tahminleri yapmak için kullanılabilen olasılık modelleridir (Taylor, 2005; 36).

Olasılık bağlamında, getiri serisi zamana göre sıralanmış rasgele değişken olarak değerlendirilmektedir. Beklenen getiri bir rasgele değişkendir. Çünkü belirli bir günün sonunda getiri (r_t) mevcut ise gelecek günün getirisi (r_{t+1}) söz konusu günün sonuna kadar bilinmemektedir. Buna rağmen, muhtemel değerler hakkında bir bilgi elde edilebilir. Bunun için gelecek güne ilişkin beklenen getirinin $E(r_{t+1})$ olasılık dağılımının bilinmesi gereklidir.

Eğer getiri, X ile temsil edilen bir sürekli rassal değişken olarak değerlendirilirse, muhtemel olasılığın $[f(r) = P(X = r)]$ aşağıdaki yoğunluk fonksiyonuna sahip

$$f(r) = \frac{dF}{dr},$$

olduğu belirtilmektedir;

$$f(r) \geq 0, \quad \int_{-\infty}^{+\infty} f(r)dr = 1, \quad F(r) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)dt.$$

Ayrıca rasgele değişkenin herhangi bir fonksiyonu aynı yoğunluk dağılımına sahip bir rasgele değişken ise varyans X 'in fonksiyonu olarak, $\sigma^2 = (X - \mu)^2$ şeklinde yazılabilmektedir ve bu aşağıda belirtildiği şekilde ifade edilmektedir;

$$\text{var}(X) = E(\sigma^2) = E[(X - \mu)]^2 = E[X^2] - E[X]^2$$

Bu ikinci moment olarak tanımlanmakta olup, oynaklığın temel ölçümü olmaktadır. Eğer getiri $a + bX$ ifadesinin rasgele değişkeni olarak ifade edilirse, beklenti $a + E(X)$ olmakta ve bunun varyansı $b^2 \text{ var}(X)$ şeklinde belirtilmektedir

(Taylor, 2005; 38). Bu tanımdan hareketle bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişki iki değişkenin ortak değişimi ile bu değişimin bağımsız değişkenin ne kadarının değişkenliği tarafından açıklandığını göstermesidir.

1.2. OYNAKLIĞIN ANLAMI

Finansal piyasalardaki yatırımcılar, belirli bir yatırımdan elde edecekleri getirileri beklentileri yönünde gerçeklemeye bilmektedir. Bu yatırımcılar sadece olası getirileri hakkında beklentiye sahiplerdir. Yatırım ancak gerçek getirilerin yatırımcıların beklentileri ile tamamen uyum gösterdiği takdirde risksiz olacaktır ki bu durum, tamamen teorik olmasa da gerçekte sürekliliği olan bir durumu tanımlanmamaktadır. Finansal varlıkların gerçek getirilerinin, beklenen getirilerden farklı olması olasılığı; yatırım riskini ortaya çıkarmaktadır. Bu doğrultuda, belirsizlik, gerçek getirilerin beklenen getirilerden farklılık göstermesini olumlu ve olumsuz anlamda yansıtmaktadır. Belirsizliğin olumsuz yanı olasılık kapsamında tanımlandığı durumda, finansal riske karşılık gelmesidir.

Risk, beklenen getirilerden ortalama yayılım veya standart sapma ile kolayca ölçülebilmektedir. Bunu ifade eden bir diğer kolay yöntem ise hareketli standart sapmadır; her gün, belirli bir güncel zaman diliminden (genellikle 22 iş günüdür) gelen veri kullanılarak varyans hesaplanmaktadır. Engle (2001) bu yöntemi otoregresif koşullu değişen varyans modelin ilk versiyonu olarak tanımlamaktadır. Bu ölçüm, bir günün varyansı geçen ayın karesi alınmış kalıntı terimlerinin eşit ağırlıklı bir ortalaması olarak varsaymaktadır. Bu varsayım iki nedenden dolayı beklentileri karşılamamaktadır: (1) Bir aydan önceki bilgiyi değerlendirmemek gerçekçi değildir (2) Tüm geçmiş gözlemlere eşit ağırlık verilmesi uygun değildir. Bunun nedeni güncel bilginin mevcut risk ile daha çok ilgili olduğu düşünülmektedir (Engle, 2001). Daha iyi bir ölçüm sağlamak, getirilerin ve oynaklığın stokastik özelliklerinin daha iyi anlaşılmasını gerektirmektedir. Bu konu daha sonraki bölümlerde açıklanacaktır.

1.3. GÖSTERGE OLARAK FİANSAL ZAMAN SERİLERİNİN ÖZELLİĞİ

Finansal zaman serilerinin en temel özelliği yüksek frekanslı olmalarıdır. Bu yüksek frekanslı veriler genel olarak sürekli zamanda getirileri temsil etmesi

nedeniyle, e tabanına göre dönüşüm yapılarak farkı alınmaktadır. Bu dönüştürülmüş veriler “Biçimlendirilmiş olgular” olarak tanımlanmaktadır (Sewell, 2006).

Yüksek frekanslı getiri serileri üç temel özelliğe sahiptir:

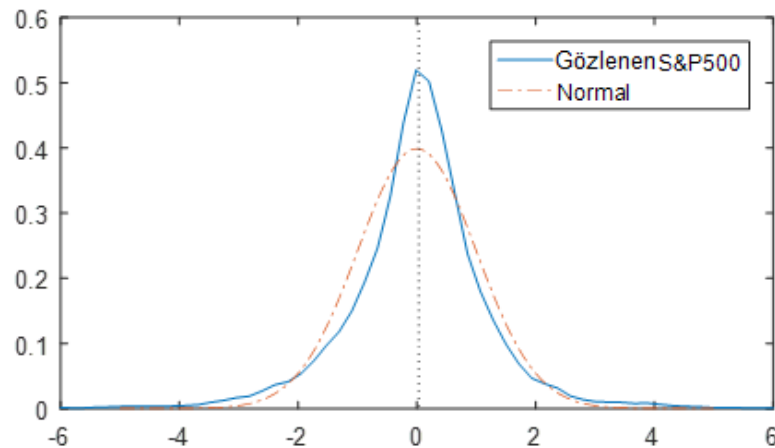
- (1) Getirilerin dağılımının normal olmaması
- (2) Günlük getirilerde doğrusal olarak kendiliğinden bağımlılık olmaması.
- (3) Doğrusal olmayan bağımlılık ve oynaklık kümelenmesi (Cont, 2001).

Oynaklık tahmin yaklaşımları, yukarıda ifade edilen finansal getiri serilerinin stokastik süreçlerini üretme araçları olarak ifade edilebilir (Taylor, 2005; 62). Gelecek alt bölümde bu olgular ve bunların etkileri finansal teori bakış açısı ile incelenmektedir.

1.3.1. Normal Dağılımdan Ayrılma

Finansal getirileri temsil eden zaman serilerinin dağılımının, standart Gauss çan eğrisinden daha yüksek bir tepe noktasına ve daha şişman bir kuyruğa sahip olduğu literatürde temel kabul edilen bir bilgidir. Dolayısıyla, getirilerin aşırılığının (her iki tarafta) normal dağılımda beklenenden daha yüksek bir gerçekleşme ihtimali eğilimine işaret etmektedir. Bu olgu, finasta kuyruk riski olarak adlandırılan duruma yol açmakta olup, dağılımın merkezinden çok uzakta bulunan getiri değerlerinin önemini yansıtmaktadır. Kuyruk riskinin varlığı dördüncü moment (basıklık) ile ölçülmektedir. Normal dağılımda sadece 3 olması gereken tipik getiri serisi 4 ve 50 arasında basıklığa sahiptir (Engle ve Patton, 2001).

Şekil 1: Gözlenen yoğunluğu, teorik normal olasılık yoğunluğu ile karşılaştırmak



Not. Gözlenen yoğunluğu, S&P500'a ait 2000-2017 dönemindeki günlük getirileri kullanılarak çizilmiştir.

Kaynak: Araştırmacının çalışması.

Finansal getiri serilerinin normal dağılıma sahip olmamasının ana nedeni, bu serilerin asimetriye sahip olmasıdır. Getiri verilerinde sıfıra yakın ortalamaya sahip ve sola çarpık bir dağılım aşırı olumsuz getirinin aşırı olumlu getiriden daha sık olduğunu göstermektedir (Jondeau ve diğerleri., 2007; 9). Bu, negatif getirilerin (kayıpların) negatif getiriler ile izlenme olasılığının daha yüksek olduğu anlamına gelmektedir. Bu tanımlama, “asimetrik haber etkisi” olarak bilinmektedir; olumsuz haberlerden kaynaklı negatif şokların oynaklığı, olumlu haberlerden kaynaklı aynı büyüklüğün pozitif şoklarından daha güçlü etkilediği anlamına gelmektedir. Finansal teori açısından açıklamak gerekirse bu durum, yatırımcının riskten kaçınması ile ilgili olarak, zarar eden hisse senetlerine olan talep azaltıldığında, daha fazla kaybın gerçekleşmesine sebep olan risk primi etkisi olarak yorumlanabilmektedir (Engle ve Patton, 2001). Asimetrik haber etkisini açıklayan eski bir başka teori ise düşüş gösteren varlığın fiyatı borç – özsermaye oranının yükselmesine neden olduğunu belirten kaldıraç etkisi olup, oynaklığın artmasında daha yüksek bir riski ifade eder (Masoliver ve Perello, 2002).

1 numaralı şekil, S&P500 getirilerine ait gerçek finansal verilerin gözlemlenen yoğunluğunu, normal dağılımın teorik yoğunluk eğrisi ile karşılaştırmaktadır. Gözlemlenen dağılım, teorik normal dağılıma göre negatif çarpıklık ifade eden daha uzun sol kuyruk ve daha fazla şişman kuyruk göstermektedir.

1.3.2. Finansal Zaman Serilerinde Doğrusal Olmama

Fiyat hareketlerinin ilk gecikmeden sonraki gecikmelerde anlamlı otokorelasyon fonksiyonlar göstermediği literatürde tespit edilmiştir. Bu bilgi, Fama’nın 1965 ve 1971 yıllarındaki çalışmalarında belirtilen zayıf form etkin piyasa hipotezinin temel bir parçasıdır. Bunun temelinde; getiri serilerinde otokorelasyonun varlığı durumunda sadece tarihi fiyat bilgilerini kullanarak geleceğe ilişkin değişiklik beklentilerine girmek konusunda bir bilgi sağlar. Arbitraj olarak bilinen bu strateji, piyasada yeni bilgi için gerekli sürenin ayarlanmasına eşdeğer olarak çok kısa zaman aralıkları dışında korelasyonunu azaltmaktadır (Cont, 2001). Bu açıdan değerlendirilirse finansal getirilerin farklı gecikme uzunluklarında kendinle ilgili ilişkili olması söz konusu göstergeye ait piyasada arbitraj imkânının olduğunu gösterir.

Finansal getiri serilerinde uzun hafıza özelliğinin olması da arbitraj imkânının olduğu yönünde bilgi verir. Bu nedenle bir piyasaya ait gösterge üzerinde uzun hafıza özelliğinin tespiti, söz konusu bilgiyi doğrular. Ancak genel olarak otokorelasyon zaman boyutunda bir bilgi sağlarken, uzun hafıza frekans düzeyinde bilgi sağlar. İki durumda serilerin zaman boyutunda kendiyile ilgileşim doğrusal olmadığı anlamına gelmektedir. Bu özelliği ortaya çıkan genel getiri serilerinin oynaklık kümelenmelerine sahip olmasıdır.

1.3.2.1. Doğrusal Olmayan Bağımlılığın Kaynağı Olarak Oynaklık Kümelenmesi

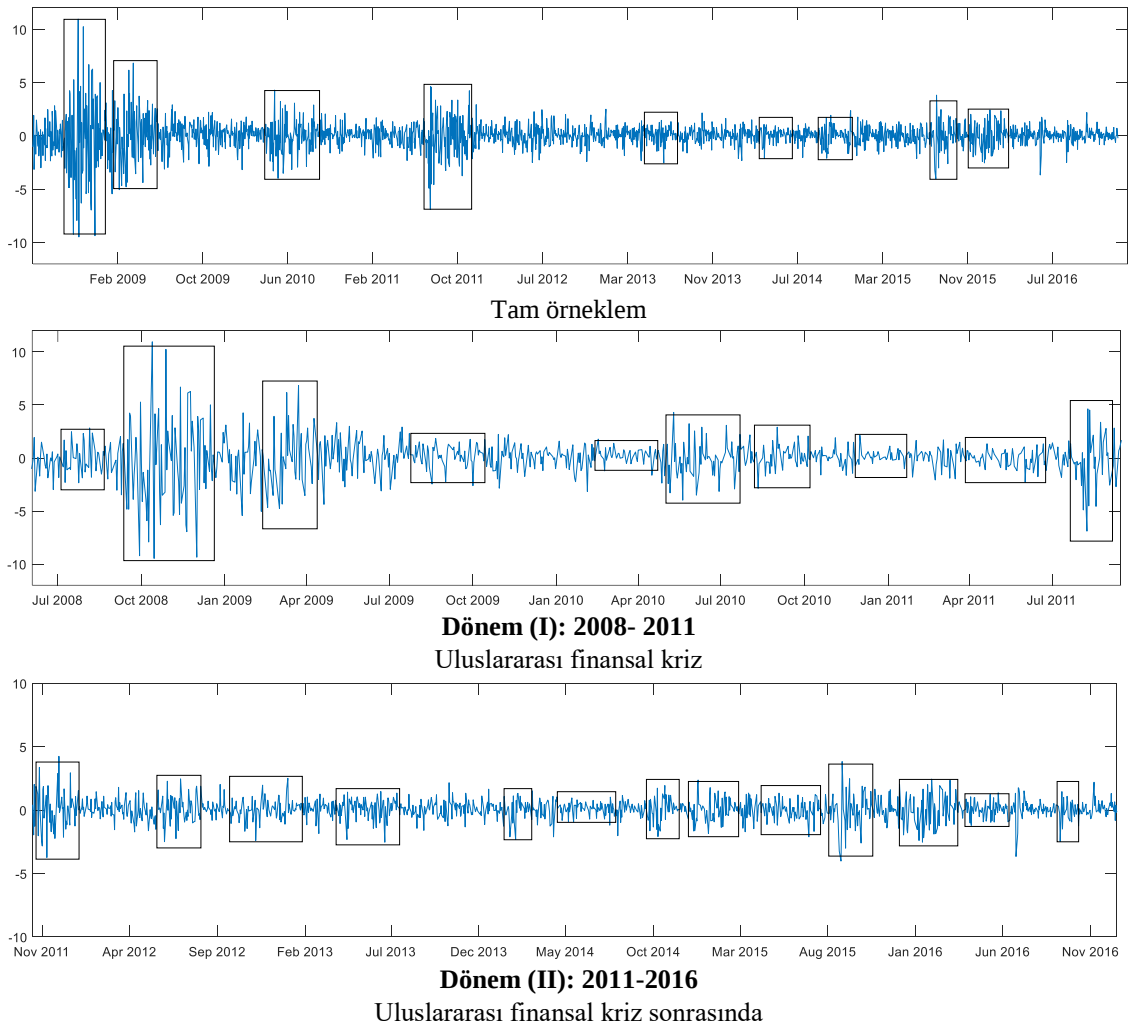
Finansal getiri serilerini oluşturan değerler arasındaki doğrusal bağımlılığın olmaması, veride bağımlılığın yokluğu anlamına gelmemektedir. Bağımsızlık, doğrusal olmayan dönüştürülmüş getirilerin de bağımsız olmasını gerektirmektedir (Cont, 2001). Bununla birlikte, mutlak ve karesi alınmış getirilerin her zaman anlamlı, pozitif ve yavaşça bozulan otokorelasyonları gösterdiği tespit edilmiştir (Ding ve diğerleri, 1993).

Mandelbrot (1963) tarafından belirtildiği üzere, getirideki değişim kümeler halinde gerçekleşmektedir: *‘Büyük değişiklikler büyük değişiklikler ile takip edilme eğilimi gösterir ve küçük değişiklikler küçük değişiklikler ile takip edilme eğilimi göstermektedir’*. Bu özellik, karesi alınmış getirinin r_t^2 anlamlı ve olumlu yavaşça bozulan otokorelasyonu ile kendini göstermektedir (Cont, 2007). Bu, bugünkü oynaklık şoklarının gelecekteki pek çok dönemde beklenen oynaklığı etkileyeceğine dair çok önemli bir çıkarıma sahiptir (Engle ve Patton, 2001).

Bu biçimlendirilmiş olgu, oynaklığın her zaman aynı olmadığını ifade etmektedir. Bazı dönemler yüksek oynaklık ve bazı dönemler düşük oynaklık ortaya çıkmaktadır. Bu, oynaklığının ortalamaya dönme eğilimi gösterdiğine, oynaklık etrafında dalgalandığı ve sonunda geri döneceği normal bir seviyenin varlığına işaret etmektedir (Engle ve Patton, 2001).

Mandelbrot, oynaklık kümelenmesini piyasanın gerçek dinamiğini, genel kabul gören doğrusal olan zamanın hareketinden ayırarak, “piyasa zamanının göreliliği (relativity in market time)” olarak tanımlamaktadır. Bu açıdan, piyasanın yavaş değişiklikler gösterdiği dönemler (düşük oynaklık) ve hızlı değişiklikler gösterdiği dönemler (yüksek oynaklık) vardır (Mandelbrot ve Hudson, 2008: 22). Bu kavram, aşağıdaki 2 numaralı şekilde grafik halinde açıklanmaktadır. Bu grafik, S&P 500’ün günlük getirilerini temsil etmektedir. Bu küçük ve büyük değişikliklerin kümelerde toplandığı görülmektedir. 2008 ve 2011 yılları arasındaki dönemin çoğunlukla piyasanın düzensiz durumunu yansıtan nispeten hızlı değişimlerle ilişkili olduğu görülmektedir. Diğer yandan, 2011 – 2016 yılları arasındaki dönemde çoğunlukla, nispeten yavaş değişiklikler görülmektedir.

Şekil 2: Oynaklık Kümelenmesi



Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır

Bu belirlenmiş olgudan önemli bir sonuç çıkarılabilir; doğrusal süreçler, getirilerdeki değişim davranışını modellemek için yeterli değildir. Çünkü getirilerin ikinci momenti yavaşça bozulan otokorelasyona sahiptir, diğer bir deyişle “uzun hafıza” göstermektedir. Oynaklık kümelenmesi, bir sonraki bölümde gösterileceği üzere, koşullu değişen varyans modellerinin gelişmesine yol açmaktadır.

1.4. KOŞULLU OYNAKLIK

Bir oynaklık tahminin gerekliliği finansal verilerin özelliklerini yeniden üreten bir stokastik süreç bulmak ve oynaklığı öngörmeye kullanmaktır (Engle, 2001).

Bir varlığın getirisi (r_t) iki bileşene ayrılabilir; φ değerinin tahmin edilmesinde kullanılacak olan bilinmeyen parametrelerin bir vektörü olması halinde, getiri, koşullu ortalama $\mu_t(\varphi)$ ve hata terimine (ε_t) ayrılabilir (Jondeau ve diğerleri., 2007; 80). Buna göre ortalama denklem şu şekilde yazılır:

$$r_t = \mu_t(\varphi) + \varepsilon_t \quad (1.1)$$

İlk bileşen, koşullu ortalama $\mu_t(\varphi)$, önceki getirilere ve önceki şoklara bağlıdır. Dolayısıyla aşağıdaki formül tarafından verilmekte olan durağan otoregresif hareketli ortalamayı (Auto Regressive Moving Average- ARMA) takip ettiği varsayılmaktadır:

$$\mu_t(\varphi) = E(r_t) = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (1.2)$$

İkinci bileşen, artık terimi ε_t , “şokları” veya getirilerin beklenmedik kısımlarını temsil etmektedir. Bunun, yeni haberlerin gelişinden kaynaklandığı varsayılmaktadır. Piyasaya t gününde gelen haberler, ε_t ’nin dağılımından bağımsız ortalaması ‘0’ ve varyansı ‘1’ olan bir dağılımı izleyen rasgele değişken Z_t ile temsil edilmektedir (Taylor, 2005; 198).

Bu durumda oynaklık, stokastik bir süreç olarak aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$\varepsilon_t^2 = h_t Z_t \quad (1.3)$$

h_t , varyansın (ε_t^2) oynaklığıdır. Bu koşullu varyans olarak ifade edilmektedir. Oynaklık kümelenmesi bazı dönemlerin diğerlerinden daha riskli olduğunu ve bu riskli dönemlerin rastgele dağılık olmadığını göstermektedir, çünkü aralarında doğrusal

olmayan otokorelasyonlar mevcuttur. Bu, beklenen hata terimin heteroskedastisite (varyansın sabit olmaması) olduğu şeklinde yorumlanmaktadır (Engle, 2001).

Bu bilgi doğrultusunda, koşullu varyans h_t , $\mathcal{F}_{t-1}$ üzerine koşullu olarak modellenenebilir. Burada, $(\mathcal{F}_{t-1})$; $t - 1$ zamanında mevcut olan herhangi bir bilgiyi içeren geçmiş bilgi setidir (Jondeau ve diğerleri., 2007: 80) ve aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$h_t(\varphi) = E[(r_t - \mu_t(\varphi))^2 | \mathcal{F}_{t-1}] \quad (1.4)$$

Bu denklem koşullu varyansın eşitliğini ifade etmektedir.

1.5. KOŞULLU DEĞİŞEN VARYANS TAHMİN TEKNİKLERİ

Klasik en küçük kareler modeli için heteroskedastisite (varyansın sabit olmaması) tahminlerin sapmalılığı olarak tanımlanır. Varyansın zaman göre değişkenliği konusunda ilk yaklaşım Engle (1982) tarafından geliştirilmiş ve daha sonra varyansın pozitif koşulunun sağlanmasına yönelik olarak GARCH tekniği Bollerslev (1986) tarafından geliştirilmiştir. Bu tahminle yaklaşımları geçmişteki hata terimlerinin bilgileri üzerinden koşullu varyansın nasıl tahmin edilmektedir. Aşağıda açıklanan değişen varyans yaklaşımları, oynaklık değişkenliğini tahminlemesinde kullanılan tekniklerdir. (1.4) ile (1.1) numaralı denklemler birleştirilip, aşağıdaki basit ifadeye ulaşılmaktadır (Tsay, 2005: 113): $h_t = Var(r_t | \mathcal{F}_{t-1})$

1.5.1. Kendiyle Bağlı Koşullu Farklı Yayılım (ARCH) Modeli

Kendiyle Bağlı Koşullu Farklı Yayılım modeli Engle (1982) tarafından geliştirilmiştir. (1.1) denklemi dikkate alındığında aşağıdaki denklem göz önünde bulundurulmaktadır:

$$\text{Getiri şoku} \quad \varepsilon_t = r_t - \mu_t(\varphi),$$

Standartlaştırdığında şu denklem ile ifade edilmektedir

$$\epsilon_t = \sqrt{h_t} Z_t,$$

Z_t bağımsız özdeşçe dağıtılan, ortalaması '0' ve varyansı '1' olan rasgele değişken dizisidir. Standartlaştırılmış hata teriminin (ϵ_t) genellikle standart normal dağılımı, Student-t dağılımını veya geliştirilmiş hata dağılımını izlediği varsayılmaktadır.

ARCH modeli koşulsuz varyansı sabit tutmakta ve koşullu varyansın ise geçmiş hataların bir fonksiyonu olarak zamanla değişmesine izin vermektedir. ARCH modelinin temel fikri, ϵ_t şoklarının serisel olarak korelasyonsuz, ancak bağımlı olması

ve bu bağımlılığın geçmişteki şokların basit bir ikinci dereceden fonksiyonuyla tanımlanabilmesidir (Tsay, 2005; 115). Bu nedenle ARCH (p) modeli aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$h_t = \omega + a_1 \epsilon_{t-1}^2 + a_2 \epsilon_{t-2}^2 + \dots + a_p \epsilon_{t-p}^2$$

Burada p önceki dönemleri veya gecikmeleri temsil eden bir sayıdır. $i > 0$ için α_i katsayıları, ϵ_t 'nin koşulsuz varyansının sonlu olduğundan emin olmak için $\omega > 0$ ve $\alpha_i \geq 0$ koşullarının yerine getirilmesi gerekmektedir.

ARCH modelinin yapısında, karesi alınmış büyük değerli şoklar $\{\epsilon_{t-i}^2\}_{i=1}^p$, büyük değerli koşullu varyansa (h_t) neden olmaktadır. Bu, getirilerde ve karesi alınmış getirilerde görülen oynaklık kümelenme dinamiğine benzemektedir (Tsay, 2005: 116). Bundan dolayı ϵ_{t-i}^2 ait parametreler şokların varlığını, h_t parametre ise oynaklıktaki sürekliliği göstermektedir. Ancak süreklilik parametresi için Genelleştirilmiş Kendiyle Bağlı Koşullu Farklı Yayımlar tekniklerinin gelişimi beklenmiştir.

1.5.2. Genelleştirilmiş Kendiyle Bağlı Koşullu Farklı Yayımlar Tekniği

ARCH modelinin uygulanmasında, model verimliliğini azaltan ve bazı negatif varyans parametrelerine neden olabileceği gecikme uzunluklarının kullanımıyla karşı karşıya kalınacağı bulunmuştur. Bollerslev (1986), bu sorunu çözmek için ARCH modelinde bir genelleştirmeyi önermiştir. Bollerslev'in modeli Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans modeli (GARCH) olarak bilinmektedir. GARCH

modeli (p, q) aşağıdaki gibidir:
$$h_t = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j}$$

Bu model için gerekli şartlar şöyledir: $\omega > 0$, $p \geq 0$, $q > 0$ ve parametreler, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$ olarak belirtilmektedir.

Bu modelin iki temel avantajı vardır: (1) Parametrelerdeki tutumluluk (parsimony); daha az sayıda gecikmiş parametre kullanılmaktadır (2) Geçmiş bilgi setinde önceki koşullu varyansın birleştirilmesi ile, koşullu oynaklığının değişen dinamiğine daha iyi uymaktadır. Buna gene uyarlanabilir öğrenme mekanizması denmektedir (Bollerslev, 1986).

Uygulamalı finasta en çok kullanılan stokastik süreç GARCH (1, 1)'dir. Bu modelin tüm esas özelliklerini özetlemek gerekirse şöyledir; eğer $\alpha + \beta < 1$ tutulmuş

ise bu sürecin durağan olduğunu göstermektedir. Bu cümle Taylor'a göre aşağıdaki şekilde açıklanabilmektedir (Taylor, 2005; 205):

- (1) Koşulsuz varyans sonludur.
- (2) Koşulsuz dağılım normalden daha şişmandır, *basıklık* > 3 olarak görülmektedir ve sonsuz olmasına izin verilmektedir.
- (3) Tüm pozitif gecikmeler τ için, getiriler (r_t) ve önceki getiriler ($r_{t-\tau}$) arasında korelasyon yoktur.
- (4) $\lambda > 0$ olduğunda ve $\alpha + \beta$ ile tanımlandığında, tüm pozitif gecikmeler τ için karesi alınmış kalıntı $s_t^2 = (r_t - \mu)^2$ ve onun gecikmesi $s_{t-\tau}^2$ arasında, pozitif bir korelasyon mevcut ve $\lambda(\alpha + \beta)^\tau$ değerine eşittir. Bu toplamın bire çok yakın olması durumunda oynaklığın uzun hafızası vardır; $(\alpha + \beta) \approx 1$.

Yukarıdaki 4 numaralı özellik oynaklığın uzun hafızasını ölçmede çok önemlidir. Bu bilgi ilerleyen bölümde kapsamlı olarak ele alınmıştır. ARCH ve GARCH teknikler ikisinin de simetrik modellerdir. ARCH ve GARCH modellerinin ampirik özelliklerinin detaylı olarak ve oynaklığın uzun hafızasında, bunların kullanımının açıklandığı üçüncü bölümdeki yöntem başlığı altında, bu modellerin asimetrik versiyonları hakkında tartışma anlatılmaktadır.

İKİNCİ BÖLÜM

OYNAKLIKTA UZUN HAFIZA

Oynaklık kümelenmesi varlık getirilerinin zaman içinde bağımsız olmadığını ortaya koymaktadır. Ayrıca, doğrusal kendiyile ilgileşimin yokluğu bağımlılığın doğrusal olmadığına işaret etmektedir. Bu bağımlılığın daha ‘kısa dönem’ veya ‘uzun dönem’ olarak tanımlanıp tanımlanmadığı sorusu literatürde cevaplanmaya çalışılan temel soru olmuştur (Cont, 2007).

Bu bölümde uzun hafıza kavramı hem zaman alanı hem de frekans alanı açısından açıklanmaktadır. Ardından, tartışma uzun hafızanın niteliğine yönelecektir. Uzun hafızanın niteliği yani uzun dönem bağımlılığın ekonomik unsurlardan mı yoksa yalnızca zaman içinde oynaklığın dikkate alınmayan faktörlerinin neden olduğu sahte olmasından mı kaynaklandığı araştırılacaktır. Uzun hafızanın yapay olarak ortaya çıkmasına katkıda bulunabilecek iki ana faktör ortaya konmaktadır. Bu faktörler aykırı gözlemler ve yapısal kırılmalardır.

2.1. UZUN HAFIZA KAVRAMI

Bir şok, zamanın belli bir noktasında bir varlığın getirisine isabet ederse, bu getirinin (1.1) denkleminde gösterildiği gibi beklenen değerden sapmasına neden olmaktadır. Söz konusu şok, sadece şok zamanına yakın olan getiriye etkilemeyip, aynı zamanda gelecekteki pek çok getiriye de etkiliyorsa uzun hafıza ortaya çıkar. Finansal getirilerin bağımlılığı zayıf olduğu için bu durum ortalama dinamiğinde doğrudan görülememekte, ancak ikinci momentinde görülebilmektedir. Bu şok, gelecekteki kalıntıların gelecek oynaklığının değişkenliğine katkıda bulunan bilgi setinde yer alacak olan yeni bir bilgiyi temsil etmektedir. Buna bağlı olarak, gelecekte birçok dönemden sonra gerçekleşen oynaklık, geçmişte uzun gecikmelerde gelmiş olan bilgiye bağlı olacaktır. Dolayısıyla, oynaklığın uzun hafızası varyansın eğilim dinamiğinin geçmişteki bilgileri içerdiği düşüncesini ifade etmek için üretilen bir terimdir, bu yüzden bazen uzun gecikmelerde bağımlılık olarak adlandırılmaktadır. Temelde uzun hafıza, uzun gecikme değerlerinde bağımlılığa neden olan oynaklık kümelenmesinin bir ifadesidir.

Uzun hafıza, iki açıdan tanımlanabilmektedir; zaman alanı ve frekans alanı. Zaman alanında, uzun hafıza kendisini hiperbolik olarak bozulan otokorelasyonlar

olarak göstermektedir. Frekans alanında aynı bilgi, $[0, \pi]$ aralığı içinde, spektrum şeklinde ifade edilmektedir. Buna bağlı olarak, uzun hafızanın resmi tanımları şu şekilde verilmektedir; zaman alanında, ρ_τ , otokorelasyon fonksiyonu arasındaki ilişkiyi göstermektedir ve zaman serisi x 'in yavaşça bozulduğu kendiyle ilgili ilişkili fonksiyonları varsa, uzun bir hafızaya sahip olduğu söylenebilir. Formül olarak aşağıdaki şekilde belirtilmektedir: $\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{\tau=-n}^n |\rho_\tau| = \infty : n$ (gözlemlerin sayısıdır)

Bu yavaşça bozulmakta olan otokorelasyonlar genellikle karesi alınmış getiriler r^2 ve mutlak getiriler $|r|$ gibi oynaklık ölçümünde ortaya çıkmaktadır. Frekans alanında, aynı fikir bir spektrum formunda ifade edilmektedir. Bu bağlamda bir zaman serisi, sıfır frekansa yakın sonsuzluğa yaklaşan spektral yoğunluk fonksiyonu $f(\omega)$ ise, uzun bir hafızaya sahiptir (DiSario ve diğerleri, 2008). Granger (1966), tipik ekonomik zaman serilerinin, spektrumun frekansın sıfıra yaklaştıkça ($f(\omega), \omega \rightarrow 0$) gibi olan, önemli ölçüde artan spektral bir şekle sahip olduğunu belirtmiştir. Gücün büyük kısmı (varyans) düşük frekanslarda yoğunlaşmış gibi gözükmektedir. Bu ilerleyen kısımda gösterildiği gibi ifade edilmektedir; bazı frekanslar için $\omega \in (-\pi, \pi)$, sabit bir sürecin aşağıda belirtilen denklemin varlığında uzun zaman hafızasına sahip olduğu söylenmektedir;

$$f(\omega) \approx C|\omega|^{2d} \text{ as } \omega \rightarrow 0 \quad C > 0 \text{ ve } d \in (0, 0.5)$$

Bu serilerin düşük frekanslarda güç sahibi olduğu söylenmektedir (Lo, 1991).

Bununla birlikte, verilerin farklılaştırılması çoğunlukla farklılaşmaya veya düşük frekans bileşeninin ortadan kaldırılmasına yol açmaktadır, bu düşük frekanslı davranışa izin vermek için kesirli tümleşme derecesinin gerekliliğini ortaya çıkarmaktır (Haubrich ve Lo, 1991). Baillie ve diğerleri (1996), d pozitif ve 1 'den küçük olduğunda, yavaş yavaş bozulmakta olan kendi ile ilgili ilişkili yapı, $I(d)$ kesirli bütünleşik bir süreç formunda ifade etmek için bir yöntem önermiştir. Söz konusu model FIGARCH (Kesirli Bütünleşik GARCH) Chung (1999) tarafından aşağıdaki gibi ifade edilmektedir;

$$\nu_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2, \quad \Theta L(1-L)^d \nu_t = \omega + [1 - \beta(L)] \nu_t$$

L gecikme işlemci olduğunda gerçekleşmektedir. d , şokların veya uzun hafızanın kalıcılığını ölçen kesirli fark belirleme parametresidir.

2.2. OYNAKLIK SÜRECİNDE UZUN HAFIZA

Uzun hafıza kavramı, bu kavram yerine fen bilimlerinden orijinal olarak geliştirilmiş, uzun gecikmelerde bağımlılık veya oynaklığının kalıcılığı olarak bilinmektedir. Bu, Nil Nehri'nin hidrolojik hareketlerini inceleyen Hurst'un (1951) çalışmalarından bu yana büyük ilgi görmüştür. Ekonomik zaman serisine ait veride uzun hafıza varlığının ile ilgili tartışma Mandelbrot (1971) tarafından başlatılmıştır. Ancak bu konudaki ilk araştırma Hurst'un hidrolojideki çalışmalarından ile ortaya çıkmıştır. O zamandan beri birçok çalışma, makroekonomik ve finansal verilerde uzun hafıza varlığının araştırılması ve açıklanması üzerinde bir literatür oluşmuştur. Uzun hafıza veya uzun gecikmelerde bağımlılık ampirik uygulamalara dayalı olarak bir gelişim göstermiştir. Bununla birlikte, 20. yüzyıl çalışmalarının hiçbirisi bunun nedenlerini tutarlı bir şekilde açıklamamıştır. Oynaklığın ardındaki nedenler birçok yazar tarafından “gizem” olarak kabul edilmektedir. Bu yazarlara örnek olarak Goodhart ve O'Hara (1997; 105) verilebilir.

‘Belki de oynaklığa ilişkin ampirik çalışmanın ortaya koyduğu en ilginç özellik, uzun sürekli olmasıdır. Bu tür süreç davranışı, mükemmel bir GARCH modeli için bir araştırmaya yol açmıştır ... Fakat bu süreklilik varlığının altındaki sorunun hala cevapsız kalması temel sorundur’

Uzun hafıza konusunda ilk çalışmaları yapan Mandelbrot (1968) yedi yıllık kışkırtığın yedi yıllık bolluk ile takip edileceğini başarılı şekilde tahmin eden Yusuf'un (Yakup'un oğlu Yusuf) kutsal hikayesine işaret ederek *Yusuf'un Etkisi* olarak adlandırmıştır. Mecazi açıklamalar kullanma eğilimi, bu gözlemin ne kadar karanlık olduğunu, bu bağlamda uzun hafızanın gözlemlenebildiği anlamına gelmektedir. Ancak bunun nedenleri gerçekten bilinmemektedir. İktisadi olarak uzun hafızayı açıklamak zordur, çünkü iktisat insan davranışının karmaşıklığını, doğanın bütün karmaşıklığını birlikte ele almaktadır (Mandelbrot ve Hudson, 2008; 185).

Oynaklıkta uzun hafızanın gözlemlenmesi, finans alanında ‘Etkin Piyasa Hipotezi’ (EPH) olarak geniş kabul gören bir teoriye “meydan okumayı” temsil etmektedir. Eğer şoklar, sıfıra inmek için uzun zamana ihtiyaç duyuyorsa, EPH tarafından öne sürülen hızlı piyasa tepkisinin aksine, bilgiye verilen piyasa yanıtı yavaş ve aşamalıdır. Bu bağlamda herhangi bir noktada tüm ekonomik bilgilerin bir varlığın cari fiyatına yansıdığını söylemek mümkün değildir.

Robert Schiller (1981) EPH çerçevesinde hisse senedi fiyatlama mekanizmasına eleştiriler getirmiştir. Ona göre EPH hipotezinde genel olarak oynaklığın istikrarlı olacağı varsayılmakta ve zamanla oynaklıktaki herhangi bir değişikliğin gelecekteki temettülerin beklentisindeki ani bir değişim ile bağlanmaktadır. Schiller (1981), fiyat değişikliklerinin temettü bilgileriyle açıklanabilecek kadar istikrarsız olduğuna dair bir kanıt sunmuştur. Alternatif olarak, oynaklıktaki değişikliklerin gelecekteki reel faiz oranlarıyla ilgili beklentilerdeki değişimlerden kaynaklandığını ve bunun yatırımcıların talep ettiği risk priminde bir değişiklik olarak yorumlanabileceğini belirtmiştir.

Buna karşın Poterba ve Summers (1986), oynaklığın değişen risk primine bağlanamayacağını savunmuştur. 1929'daki büyük depresyonda kısa bir süre hariç, oynaklığın sürekli olmadığını, sonraki başarılı dönemdeki oynaklığın (1930-1984) zayıf bir şekilde korelasyonlu olduğunda şokların kısa sürdüğü sonucuna varmışlardır. Bu çalışma, uzun hafızanın gerçek olmadığını, ancak nadir ve geçici faktörlerin neden olduğunu öne süren ilk araştırmacılarından biri olma özelliğine sahiptir.

GARCH modeli çerçevesinde Lamoureux ve Lastrapes (1990), koşulsuz varyansta göz ardı edilen deterministik değişimlerin (yapısal kırılmalar) nedeni ile oynaklıktaki uzun hafızanın parametresi olan katsayının olması gerekenden daha yüksek hesaplanmasına yol açtığını belirtmişlerdir. Bu yazarlar GARCH tahmindeki açıklanan süreklilik ile “sahte uzun hafıza” olarak adlandırılan koşulsuz varyansta olası oraya çıkabilecek kaymalar arasında çok önemli bir ayrım olduğunu öne sürmüşlerdir. Geçmiş şoklar oynaklığının gelecek değerlerine dahil edilirken, daha sonrasında hiçbir ekonomik bilgi bulunmamaktadır. Gerçek ve sahte uzun hafıza arasındaki ayrımın önemi nedeniyle, yapısal kırılmaların dikkate alındığı GARCH modelleri ile karşılaştırılması ampirik finans literatüründe temel bir konu haline gelmiştir. Birçok çalışma hisse senedi piyasalarının oynaklığında gözlemlenen sürekliliğin muhtemel makroekonomik temellerine dikkat çekmişlerdir.

2.3. SAHTE HAFIZAYA NEDEN OLAN FAKTÖRLER

Bu çalışmanın amacı oynaklıkta uzun hafızanın varlığını gösteren parametrenin olması gerekenden daha yüksek hesaplanabilir olacağını ortaya koymaktır. Olması gerekenden daha yüksek parametre katsayıları; serilerin sınırlı bir

kesimindeki geçici durağan olmama (Mikosch ve Stărică, 2004), ve/veya az sayıdaki etkili gözlemlerinden ortaya çıkabilmektedir (Carnero ve diğerleri, 2012). Bu bölümde aykırı gözlemler ve yapısal kırılmaların tahmini uzun hafızaya olası etkileri tartışılır.

2.3.1. Yapısal Kırılmaların Finansal Getiri Serilerin Hafızası Üzerindeki Etkisi

Şokların rasgele hataya sebep olduğundan hareketle, zaman içindeki bazı bilinmeyen noktalarda ($\tau_1, \tau_2, \dots$) serideki ani değişiklikler, serinin bir bölümünün dağılımında değişikliklere neden olur. Bu nedenle seri üzerinde farklı dağılıma sahip oynaklık kümeleri ortaya çıkmaktadır. Bu farklı dağılıma sahip yapılar her biri rejim olarak ifade edilebilir. Dolayısıyla, getiri serisinin dağılımı, aşağıdaki gibi farklı dağılımlara sahip birkaç bölüm halinde yazılabilmektedir (Ross, 2014):

$$X_i \sim \begin{cases} F_0 & \text{if } i \leq \tau_1 \\ F_1 & \text{if } \tau_1 < i \leq \tau_2 \\ \dots & \dots \end{cases}$$

Serideki her bir alt dönem normal (i.d.d) dağılıma sahip olduğu varsayılarak koşulsuz varyansta ani bir değişim meydana gelene kadar, getiri serisinin durağan olduğu kabul eden bir yaklaşımla; varyansta bir kırılmanın tespiti için bir teknik geliştirilmiştir Inclan ve Tiao (1994). Alternatif olarak, dinamik bir model çerçevesinde, durağanlık varsayımı, modelin parametrelerinin zaman içinde istikrarlı olması anlamına gelmektedir. Bundan dolayı teme tahmin yaklaşımı olan AR (1)-GARCH (1,1) eşitliklerinden yararlanarak;

$$E(r_t) = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \varepsilon_t \quad h_t = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j h_{t-j}^2$$

Oynaklık kayması, durağanlığın bozulmasını temsil eder, çünkü bu zamanla değişmek üzere en az ilave bir parametre oluşturmaktadır (Hansen, 2001). ε_t^2 ’deki bir değişim, oynak değişkenliğindeki bir değişimi temsil ederken, W deki bir değişim oynaklığın ortalamasında bir değişimi temsil etmektedir. Birçok çalışmada, koşulsuz varyansın düzeyinde kaymaların kendiyile ilgileşimli bağımlılığın yavaş yavaş bozulmasına neden olabileceği gösterilmiştir. Bunun da uzun süreli bağımlılığın sahte olarak algılanmasına yol açan koşullu oynaklığın aşırı tahmin edilmesine neden

olduğu yönündeki hipotezin geçerli olduğu anlamına gelmektedir Lo, 1991; Lobato ve Savin, 1998; Granger ve Hyung, 2004; Perron ve Qu, 2010).

Uzun hafıza ve rejim değişikliği şokların davranışını açıklayan iki farklı yaklaşımdır. Uzun hafıza yaklaşımı oynaklığın koşulları arasında doğrusal olmayan bir bağımlılıkla zaman içinde değiştiğini ve şokların, getirilerin değişkenliğine tam olarak yansması için uzun zaman harcayan bilgi olduğunu varsaymaktadır. Diğer yandan, rejim değişikliği yaklaşımı ani bir durumu olmadıkça, oynaklığın istikrarlı olduğunu varsaymaktadır ve bu durum şokların birkaç bloktan (farklı boyutta) oluştuğu göz önüne alındığında, serilerde eşvaryanslı gözlemler var olabilmektedir (Wichern ve diğerleri, 1976). Farklı boyuttaki şoklar birleştirildiğinde genel sonuç sahte bir değişen varyansın ortaya çıkmasıdır. Kısaca, rejim değişikliği yaklaşımı ani değişikliklerle zaman boyutunda oynaklıktaki değişmeyi ele alırken, uzun hafıza zamanla doğrusal olmayan bağımlılığa sahip bir seriyi dikkate almaktadır. Aralarındaki temel farklılık şoklara karşı serilerin verdikleri tepkilerde ortalamaya dönme kararlılıklarıdır.

Literatürün genel yaklaşımı, uzun hafızanın ortaya çıkmasına yol açan önemli bir etkenin de serinin yapısı içindeki sahte hafızanın varlığı olduğu yöndedir. Bunun nedeni riskin homojen olmamasıdır. Dolayısıyla standart GARCH yaklaşımı yerine rejim değişim tekniklere dayalı yaklaşımların kullanılması gerekliliğini ortaya çıkarmıştır. Rejim değişim teknikler olası sahte uzun hafıza yapısına karşı sıçramalar da kapsmalıdır. Böylelikle sıçramalar ve uzun hafıza bir araya getiren rejim-anahtarlama GARCH süreçlerinin geliştirilmesine yol açılmıştır (Ross, 2013).

2.3.2. Aykırı Gözlemler

Aykırı gözlemler, uzun hafızanın tahminin etkileyen diğer bir ani sıçramalardır. Aykırı gözlemler iki kategoriye ayrılmaktadır; toplamacı aykırı gözlemler ve yaratıcı aykırı gözlemler. Toplamacı aykırı gözlemler ikiye ayrılmaktadır. Birincisi, kurumsal bir değişim ya da kısa ömürlü bir piyasa düzeltilmesinden kaynaklanmaktadır ve oynaklık üzerinde bir etkisi olmadan getiri seviyesinde sadece geçici olarak etkiye sahiptir. Bu nedenle alternatif olarak **toplamsal aykırı gözlemler** olarak isimlendirilmektedir. Diğer toplamsal değerler (Additive outliers- AO) ise sadece getiri seviyesini etkilemez, ayrıca oynaklığı da etkiler, bu nedenle **toplamsal oynaklık**

değerleri (Additive Volatility Outliers-AVO) diye isimlendirilmektedir. Bunlar orijinal seriler üzerindeki etkisi toplamsal seviyede aykırı gözlemler ile benzerdir (Grane ve Veiga, 2010).

Aykırı gözlemlerin ikincisi yaratıcı aykırı gözlemler, piyasadaki büyük değişikliklerden kaynaklanmaktadır. Bunlar oynaklık üzerinde uzun süreli etkiye sahiptir (Hotta ve Tsay, 2012). Bunlar orijinal serilerin aynı stokastik dinamiklerinden üretilmektedir (Pena, 2001). Bu çalışmanın amacına uygun olarak aykırı gözlemler terimi, yaratıcı aykırı gözlemler (IO) yapısal kırılmalar ile eş anlamlı olarak değerlendirilirken, sadece toplamsal aykırı gözlemleri belirtmek için kullanılmıştır Chatzikonstanti (2017), Grane ve Veiga (2010).

Toplamsal aykırı gözlemler değerlerin etkisi yapısal kırılmalardan daha karmaşıktır ve bunun kanıtı da yönelik araştırma sonuçları üzerinde de ortak bir düşünce oluşmamıştır. Örneğin, Van Dijk ve diğerlerine (1999) göre göz ardı edilen aykırı gözlemler sabit varyansın yanlış reddedilmesinden dolayı yanlışlıkla ARCH etkisini büyüklüğünü olması gerekenden fazla gösterebilmektedir. Diğer yandan Poon (2015: 18), aykırı gözlemlerin kaldırılması otokorelasyon işlevlerini artırarak oynaklık sürekliliğini artırdığını göstermişlerdir; $\rho(r_t, r_{t-\tau}) = \frac{Cov(r_t, r_{t-\tau})}{\sigma_r^2} : \tau$ gecikmelerin sayısıdır.

Bu denklemde aykırı gözlemlerin kaldırılması, payda gösterilen varyansı azaltmaktadır. Buda söz konusu ilişkinin daha yavaş bozulmasına neden olmaktadır. Bununla birlikte, aykırı gözlemler yamalarda ortaya çıkması durumunda, birbirinin yanında duran kalabalık aykırı gözlem grubu gibi. Bu gözlemlerin kaldırılması hem kovaryansın hem de varyansının azalmasına neden olmaktadır, bu nedenle sonuç aykırı gözlemlerin sayısına ve boyutuna bağlı olacaktır.

GARCH modellerinde aykırı gözlemlerin varlığı, oynaklığın doğrusal olmayan bir şekilde sapmalı olmasına neden olan yukarıya ve aşağıya doğru sapmalı parametrelere neden olabilmektedir (Carnero ve diğerleri, 2012).

Chatzikonstanti (2017) aykırı gözlemlerin, oynaklıktaki varyansın sabit olmamasının (heteroskedastisite) bir kısmını gizleyebileceğini savunurken, S&P500 oynaklığını modellenirken α parametresinin olması gerekenden daha yüksek, β parametresinin ise daha düşük hesaplanmasına yol açtığını göstermiştir. Böylece

aykırı gözlemlerin uzun hafızanın gerekeninden daha düşük tahminine neden olabileceğine dair bir kanıt sunmuştur.

Ek olarak, aykırı gözlemler, GARCH modellerinin kalıntılarında aşırı basıklığın temel nedenidir. Dolayısıyla bunların ayrıştırılması bu modellerin parametrelerinin etkinliğini ve direncini artırmaktadır (Balke ve Fomby, 1994). Bununla birlikte yapısal kırılmaların tespitinde aykırı gözlemlerin hesaplanması önemlidir, çünkü aykırı gözlemler, bazı kırılmaların tespit algoritmalarının sonuçlarında bozulmaya neden olabilmektedir (Rodrigues ve Rubia, 2011).



ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

SAHTE UZUN HAFIZA ANALİZİ

3.1. STANDARD & POOR’S 500

Bu kısım, Standart ve Poor 500’ün indeksini, kökenini, yapısını, metodolojisini ve ekonomik önemini tanıtmak adına oluşturulmuştur.

3.1.1. S&P 500 Yapısı

S&P500, Amerika Birleşik Devletleri (ABD) borsadaki en önemli 500 şirketin piyasa değerine dayalı ağırlıklı endeksdir ve her sektörden lider şirketleri bünyesinde barındırmaktadır. S&P komitesinin tasarımı ve sürekli gözetimi sayesinde ABD menkul kıymetler piyasasının bütününün oldukça başarılı bir temsilcisi olarak kabul edilmektedir (S&P Global, 2017)

S&P500’ün temeli, 1923’te 233 şirketin haftalık olarak Standard Statistics şirketi tarafından yayınlanan endeksine dayanmaktadır. 1941 yılında, Standard Statistics şirketi, Poor’s Publishing yayınevi ile bir araya gelerek S&P’yi oluşturmuşlardır. 1957 yılında, S&P 500 kamuya tanıtılmıştır (Standard and Poor’s, 2013).

S&P500’te yer alan şirketler, endekste yer alan hareketlerinin, ABD ve dünya ekonomisinin durumunu yansıtan eğilimlerin temsili için dikkatle seçilmektedir. S&P özellikle kurumsal yatırımcılar ve risk yönetimi gibi uluslararası yatırımcılar tarafından yaygın biçimde gözlemlenmektedir.

3.1.2. S&P500 Metodolojisi

Piyasa kapitalizasyon yaklaşımı kullanılarak hesaplanmaktadır. Bir hisse senedi ne kadar değerliyse endekste o kadar ağırlık taşır. Bir şirketin S&P 500 içinde kabul edilebilmesi için, aşağıda yer alan uygunluk kriterlerini karşılaması gerekmektedir:

- A. Minimum piyasa değeri: 6.1 milyar dolar ve üzeri piyasa değerine sahip olmalıdır.
- B. Yeterli Likidite: Hisse senedi, değerlendirme tarihinden önceki altı ayda işlem hacmi en az 250,000 hisse olmalıdır.
- C. Sermaye Karlılığı: Son çeyrek ve bir önceki yılın net geliri durdurulan faaliyetler hariç- artı değerde olmalıdır.

D. Halka Açıklık: Hisselerin en az yarısının kamu tarafından alım satımı yapılıyor olmalıdır.

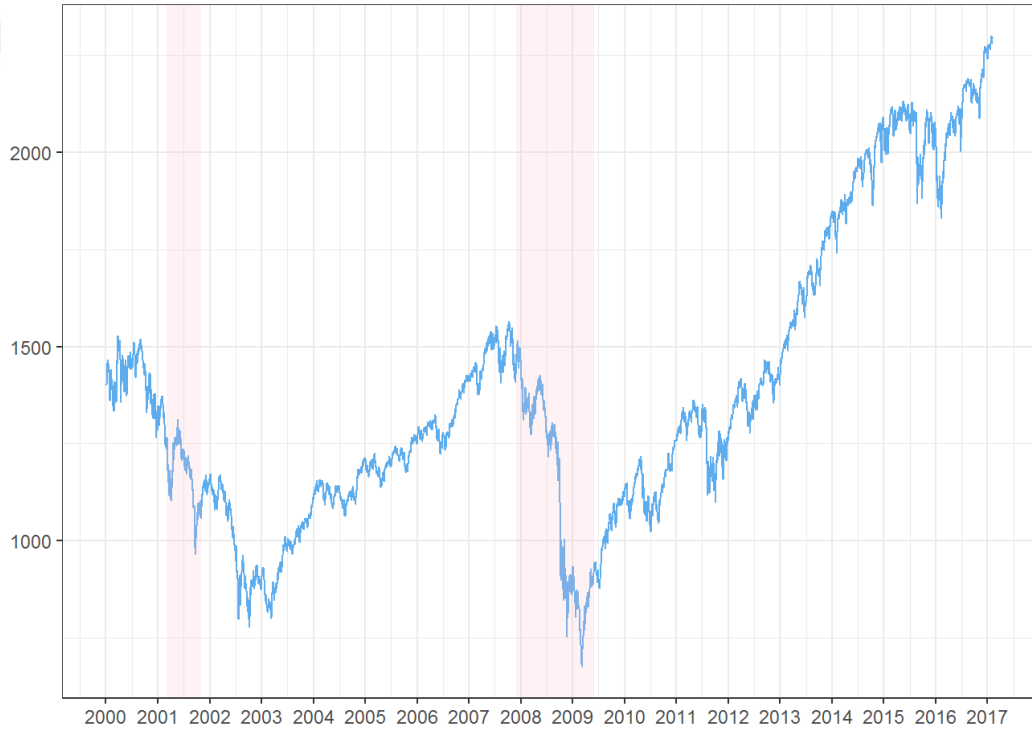
E. Her bir sektörün piyasanın tamamını kapsayan S&P Endeksi'ndeki göreceli ağırlığını temel alarak sektörlerin dengesini saptırmıyor olmalıdır.

Şekil 3 S&P 500'ün Ocak 2000 ve Şubat 2017 Yılları arasındaki günlük değerlerini göstermektedir. Pembe ile işaretli alanlar, Federal Reserve Ekonomik Verileri'ne (FRED) göre resmi durgunluk dönemlerini aşağıdaki şekilde temsil etmektedir:

2001-03-01, 2001-11-01 Teknoloji piyasa balonunun ardından durgunluğu

2007-12-01, 2009-06-01 Küresel ekonomik krizi.

Şekil 3: S&P500 Endeksin Zaman Serisi



Kaynak: FRED- Federal Rezerv Ekonomik Verilere dayalı araştırmacının hazırlamasıdır. Gölge alanlar resmi durgunluk dönemlerini temsil etmektedir; 03-2001, 11-2001 .com durgunluğudur ve 12-2007. 06-2009 uluslararası finansal krizdir.

S&P500, gayrimenkul sektörünün Eylül 2016 finans sektöründen ayrılması ile kendi başına bir sektör haline gelmesinin ardından, 11 ana sektörden oluşmaktadır. Bu tarihten önce, bilgi teknolojileri, mali hizmetler, sağlık, endüstri, zaruri olmayan mallar, enerji, temel tüketici malları, yan hizmetler, materyal ve telekomünikasyon hizmetleri olmak üzere 10 sektörden oluşmaktaydı. **Tablo 1** son 17 yıl boyunca ağırlığın bilgi teknolojileri ve mali sektörü olmak üzere sırasıyla iki ana sektörde toplandığını göstermektedir.

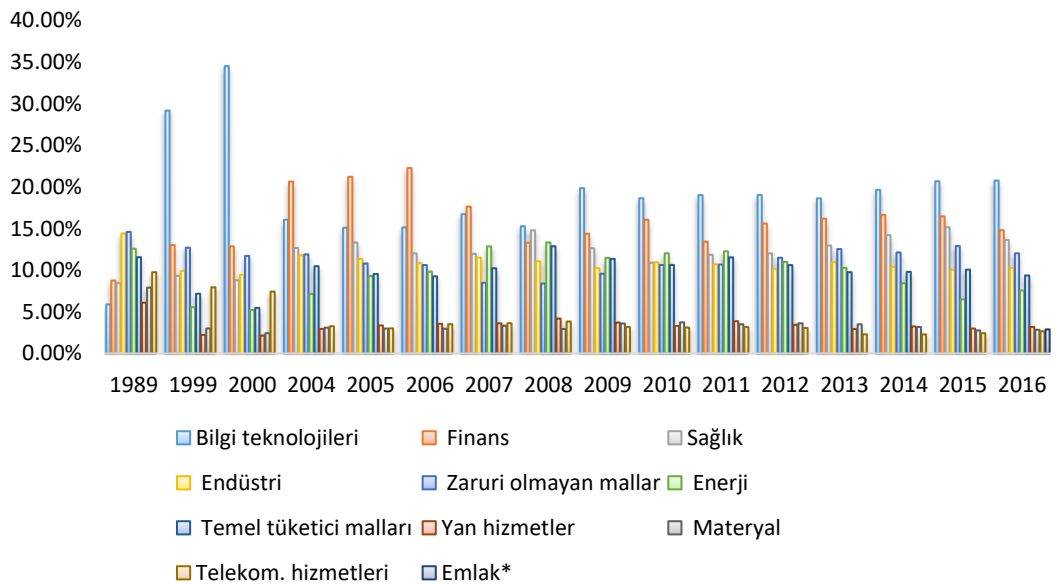
Tablo 1: S&P500'ün 1999-2016 yılları arasındaki sektörel yapısı (yıl sonu itibariyle)

Sektör	Medyan	Ortalama	Standart sapma
Bilgi teknolojileri	18.83%	19.01%	0.06
Mali sektör*	15.84%	15.83%	0.034
Sağlık	12.33%	12.17%	0.019
Endüstri	10.77%	10.88%	0.011
Zaruri olmayan mallar	11.61%	11.33%	0.016
Enerji	10.05%	9.71%	0.026
Temel tüketici mallar	10.15%	9.98%	0.017
Utilities	3.33%	3.42%	0.009
Materyal	3.13%	3.46%	0.012
Telekomünikasyon hizmetleri	3.17%	4.03%	0.022
Gayrimenkul *	2.89%	2.89%	0.000

* Gayrimenkul, 16 Eylül 2016'dan sonra mali sektörden ayrıldı.

Kaynak: Veriler “S&P 500 selected and year-end sector representation”, S&P Dow Jones Indices. (2017) tablosundan türetilmiştir.

Şekil 4’de görüldüğü üzere, küresel ekonomik kriz (2008-2010) öncesinde S&P500’de ağırlığın en çok toplandığı sektör mali sektörüyken; kriz sonrası bilgi teknolojileri şirketleri S&P 500 yapısında hâkim konuma yükselmiştir. S&P 500’ün yapısında meydana gelen değişiklikler, metodoloji ve bakımının S&P500’ü oldukça çeşitlendirilmiş bir piyasa portföyü haline getirdiğini göstermektedir.

Şekil 4: S&P500’ün Sektörel Yapısının Gelişimi

Kaynak: Araştırmacının hazırlanması.

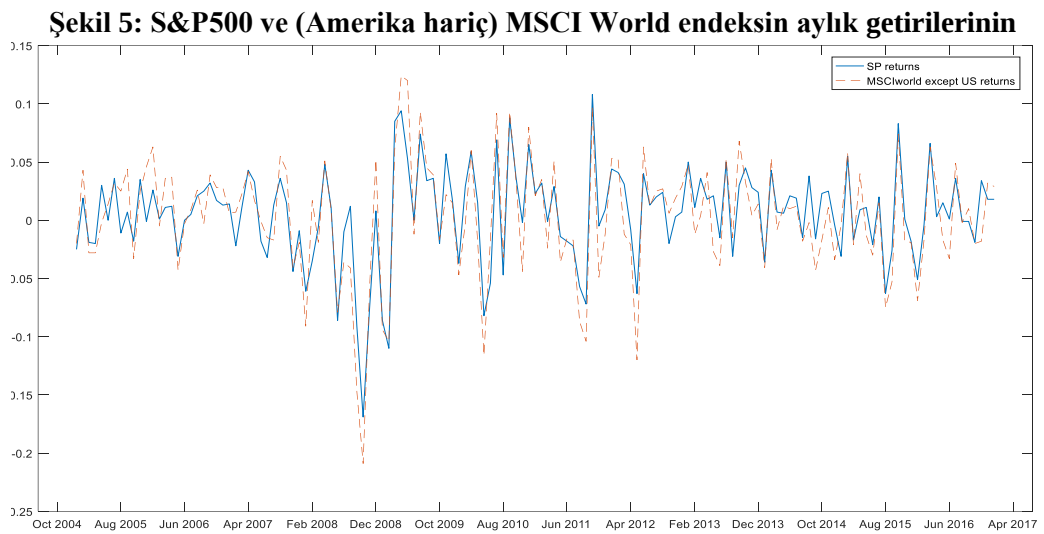
Not. Veriler “S&P 500 selected and year-end sector representation”, S&P Dow Jones Indices. (2017) tablosundan türetilmiştir.

3.1.3. Küresel Bir Gösterge Olarak S&P500

S&P500’de yer alan şirketlerin hepsi Amerikan şirketlerinden oluşmakta olup; büyük uluslararası piyasa hisselerine sahip olmaları, S&P 500 ile uluslararası ekonomik durum arasında güçlü bir ilişki kurarak, S&P’yi sadece Amerika’nın değil küresel ekonominin göstergesi haline getirmiştir. Son on yılda, S&P 500’ün kazanç büyümesinin %40-60’ı, uluslararası satışlardan oluşmaktadır (De, 2013).

S&P500, iki güçlü sebepten ötürü küresel bir endeks olarak kabul edilmektedir: Öncelikle, endekste yer alan 500 Amerikan şirketi, büyük oranda uluslararası faaliyet gösteren şirketler olup; bu durum S&P500 ve küresel ekonomik durum arasında sıkı bir bağ kurarak, S&P 500’ü sadece Amerika’nın değil, küresel ekonominin de bir göstergesi haline getirmektedir. Son on yılda, bu şirketlerin küresel satışları, toplam satışların yarısına karşılık gelmektedir (S&P Global, 2015); bu da S&P500 aktif yatırımcılarının uluslararası çeşitlendirmeden yararlanmalarını sağlamaktadır. İkinci nokta ise, endeksin bileşenlerine yaptığı değerlendirmelerini sürdürerek çeşitliliği sağlıyor olmasıdır (De,2013).

S&P500’ün ve küresel endekslerin getirilerinin birlikte hareket etmesi S&P500’ün önemi göstermektedir. **Şekil 5**, S&P 500 ve küresel piyasa MSCI World’ün (Amerika hariç) endeksi aylık getirilerinin birlikte hareketini göstermektedir. Aylık getiri, piyasalar arasındaki senkronize olmayan işlem etkisini uyarlamak adına kullanılmıştır.



Kaynak: Araştırmacının hazırlanması.

Not. Veriler, "MSCI World Ex USA" tablosundaki, investing.com. (2017a). ve "SPX" tablosundaki, investing.com. (2017b) verilerden türetilmiştir.

Sonuç olarak, S&P500, dünya ölçeğinde yatırımcılar tarafından izlenen önemli bir küresel piyasa portföyüdür. S&P500'ün oynaklığından diğer küresel piyasalara yayılma etkisi güçlü olması nedeniyle S&P500'ün oynaklığı risk yöneticileri için çok önemli bir göstergedir (Özbekler, 2017). Bu doğrultuda, S&P500 türevleri portföy piyasa riskini azaltmak için önemlidir. S&P 500'ü takip eden çeşitli varlıklarda 1.3 trilyon dolardan fazla yatırım yapılmaktadır. Yatırım fonlarının yalnızca üçte birinden azı S&P500 üzerinden gelir kazanabilmektedir (Standard and Poor's, 2013). Bu nedenlerle S&P500, küresel olarak, aktif (indexte) ve pasif (endekse dayalı varlıklarda) yatırım kararlarının ve yatırım yöneticilerinin performansının de değerlendirilmesi için önemli bir referanstır. Bunun neticesinde, endeksin önemini göz önüne alınarak, bu çalışmada yer alan analiz S&P500'e dayandırmaktadır. S&P500 türevleri, portföy piyasa riskini azaltmak için önem arz etmektedir.

3.2. ÇALIŞMANIN ÖNEMİ VE AMACI

Oynaklık, varlık fiyatlaması, portföy seçimi, risk yönetimi, türev fiyatlandırma ve riskten korunma çerçevesinde kullanılan bir riskin göstergesidir (Engle & Patton, 2001). Finansal getirinin oynaklığının modellenmesi, finansal ekonomide temel bir alandır. Oynaklık serisinin tahmini (estimation) ve ileriye yönelik tahmini (forecasting), Riske Maruz Değer (VaR) yöntemi için ve opsiyonların değerlendirilmesi için önemli bir adımdır. Sonuç olarak, bir finansal getiri serisinin oynaklık özelliklerini ve davranışlarını anlamak, yatırım ve risk yönetimi kararları için çok önemlidir.

Oynaklığın zaman içindeki değişimi finansal piyasalarda zamanla değişen risk priminin olduğunu göstermektedir Potatil ve Summers'ın (1986). Oynaklığın, ortalamasına yavaş bir dönüş gösterme eğilimli olması uzun bir hafıza özelliğine sahip olduğu biçiminde tanımlanmaktadır. Ekonomide meydana gelen şoklar Oynaklığın ortalama geri dönmesini engellemektedir. Oynaklık modellenirken, koşulsuz oynaklık içinde durağanlık olmama göz ardı edilirse varyanstaki kalıcılık özelliğinin gereceğinden daha yüksek tahmin edilebilmektedir. (Lamoureux and Lastrapes, 1990). Bu, GARCH parametrelerinin yanlış belirlenmesine yol açmakta ve oynaklığın tahmin edilmesi için geçerli olmamasına sebep olmaktadır. Bu çerçevede oynaklık uzun hafızaya sahipse bunun kaynağının tespitinde önemli olmaktadır. Özellikle nadir etkili

gözlemlere yol açan iktisadi değişimler yüksek frekanslı seride ortaya çıkardığı en temel sorun serinin hafıza yapısı üzerindeki etkisidir. Bu tür olayların oynaklık modellerine dahil edilip edilmeyeceğini belirlemek için ortalamaya geri dönüşün gerçek hızını yansıtan model parametrelerini daha iyi tahmin etmek gerekmektedir. Bu doğrultuda, oynaklık serisinin tahmin edilmesi için modeller değerlendirilmektedir.

3.3. LİTERATÜR TARAMASI

Hafıza yapısının analizine yönelik olarak literatürde ilgili iki yaklaşım vardır; bunlar (1) ortalama ve/veya oynaklık dinamiklerindeki yapısal kırılmaları birleştirmek ve (2) oynaklığın tahmin aşamasında aykırı gözlem değerlerinin varlığını düzeltmektir (Chatzikonstani, 2017). Bu bölümün izleyen kısımda literatürde kullanılan yöntemlerin gelişimini gösteren benzer alandaki çalışmalar ve bazı yeni çalışmaların elde edilen sonuçlar açıklanarak bu çalışmanın literatüre katkısı incelenmektedir.

Poterba ve Summers (1986), finansal getiri analizlerinde gerekenden daha fazla gecikme uzunluğu ile yapılan tahminlerde bağımlılığı ilk olarak ortaya koymuşlardır. Onlar oynaklık şoklarından kaynaklanan hisse senedi fiyat elastikiyetini incelemişlerdir. 1930-1984 yılları arasındaki tam örneklem döneminde ve 1950-1984 yılları arasındaki ikinci dünya savaşı sonrası dönemde getirilerin otokorelasyonu karşılaştırarak, şokların sürekliliği veya kalıcılığının 1929 krizinin sonucunda ortaya çıkan bir gözlem kümesinden kaynaklandığını tespit etmişlerdir. S&P500'ün oynaklığı için ise çok kalıcı olmayan ancak az sayıda aykırı gözlemin neden olduğu kendiyile ilgili ilişkili yapının yavaş bir bozulma gösterdiği etkiyi ortaya koymuşlardır.

Lamoureux ve Lastrapes (1990); Engle (1982) ve Bollerslev (1986) tarafından önerilen Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH) denkleminde hareketle yapısal kırılmaların etkisini incelemişler, kırılmaların dikkate alındığında şokların yarılanma ömrünün önemli ölçüde azaldığını gösteren GARCH parametresinin (β) değerinin düştüğünü fark etmişlerdir. Kısıtlanmış denklemler için ele alınan zaman dönemi toplam 14 eşit (302 gözlem) alt zamana 13 kukla değişken kullanılarak ayrıştırılmıştır. Lamoureux ve Lastrapes (1990)'ın temel kısıtlaması, içsel bilgi kullanılarak koşulsuz oynaklıktaki yapısal kırılmaların nasıl belirleneceği konusunda sağlam bir yöntem bulunamaması ile ilgilidir. Lamoureux ve Lastrapes (1990) tarafından yapılan bu çalışmadan sonra, Inclan ve Tiao (1994) tarafından Yenilenen

Birikimli Kareler Metodu (Iterated Cumulative Sums of Squares Method- ICSS) algoritması ve Bai ile Perron'un (1998) çoklu yapısal kırılma testleri de dahil olmak üzere çeşitli yapısal kırılmaların tespit yöntemlerinin geliştirilmesi ile bu kısıtlama karşılaşılmıştır.

Başlangıçta, alanda yapılan araştırmalar, yükselen piyasalar için aykırı gözlemlere neden olan şoklar veya olayların önemine odaklanmıştır. Genel olarak gelişmekte olan piyasalar gelişmiş piyasalara göre daha oynak olduğu dikkate alınır; oynaklık tahmininde rejim değişimi yükselen piyasalarda önemli bir araç haline gelmektedir. Bununla birlikte, yapısal değişimlerin yol açtığı sahte uzun hafızanın, gelişmiş piyasalar için de büyük önem taşıdığı bulunmuştur. Mikosch ve Stărică (2004) koşulsuz varyans sabit olması varsayımının fazla katı bir varsayım olduğunu belirtmişlerdir. 1953-1990 yılları arasında S&P500'ün günlük getirisiyle elde edilen ampirik bulgular, değişen koşulsuz oynaklık için ayarlamaların oynaklık tahmininde önemli bir bileşen olduğunu göstermişlerdir.

Aggarwal ve diğerleri (1999) Inclan ve Tiao'nun ICSS algoritmasını kullanarak, 1985-1995 yılları arasında 10 yükselen marketteki yapısal değişiklikleri saptamış ve Hong Kong, Singapur, Japonya, Almanya, Birleşik Devletler ve Birleşik Krallıktaki gelişmiş piyasalarla karşılaştırmışlardır. Ulaştıkları sonuçlara göre, GARCH tekniği kullanılarak analiz edilen yapısal kırılmaların etkisi tüm gelişmiş ve gelişmekte olan piyasalar için GARCH kalıcılık parametresini önemli ölçüde azaltabileceğini, yani oynaklıkta sürekliliğinin en azından bir kısmını ayrıştırılabileceğini göstermişlerdir. Malik ve diğerleri Kanada hisse senedi piyasasının 1992 ve 1999 yılları arasındaki haftalık getirileri analiz etmek için Aggarwal ve diğerleri (2005)'in kullandığına benzer bir yöntem kullanmıştır. Yazarlar oynaklık değişimlerini birleştirmenin oynaklık sürekliliğini önemli ölçüde azalttığını bulmuşlardır. Benzer şekilde Kasman (2009), 1990 ile 2007 yılları arasında Brezilya, Rusya, Hindistan ve Çin'in yükselen piyasalarının günlük getirileri kullanarak, Aggarwal ve diğerleri (1999)'nün bulguları ile aynı doğrultuda bulgular elde etmiştir. McMillan, D., ve Thupayagale, P. (2011), birkaç Afrika piyasanın günlük getirilerindeki rejim kaymalarını bulmak için Bai ve Perron (1998) yöntemini uygulamıştır. Önceki literatür ile uyumlu bir şekilde, elde edilen bulgular GARCH modelinde rejim kaymaları dikkate alınmadığında uzun hafızanın olması gerekenden fazla tahmin edildiği gösterilmiştir.

Oynaklık kalıcılığını analiz etme konusunda bir sonraki atılım, Granger ve Joyeux (1980), Hosking (1981) tarafından aslında ortalamada uzun hafıza modelleme için önerilen parçalı bütünleşik I (d) sınıfı süreçlerin yöntemlerine dayanmaktadır. Uzun hafızalı parçalı bütünleşik I (d) süreci, finansal getirin kendiyile ilgileşimde bilinen yavaş yavaş bozulmaya izin verir, bu durumda $d, 0 < d < 1$ şeklindedir.

Getirilerin, kendiyile doğrusal olarak zayıf ilgileşimli fakat ikinci dereceden bağımlı olduğuna ilişkin önerinin ardından, odak noktası ortalamanın sürekliliği tahmininden, oynaklığının sürekliliğinin modellenmesine kaymıştır. Bunun sonucunda yeni yaklaşım Baillie ve diğerleri (1996) tarafından FIGARCH veya Kısmi Entegre GARCH teknikleri olarak geliştirilmiştir. Bollerslev ve Mikkelsen (1996), S&P500'ün ortalamaya dönme eğilimi gösteren uzun hafıza süreci izlediğini ortaya koymuşlardır. Bu süreç, en iyi tahmin ortalamaya dönen, kısmi olarak bütünleştirilmiş bir süreç olduğunu öne sürmüşlerdir. Aynı sonuç Bentes (2014) tarafından G7 ülkelerinin hisse senedi piyasalar ve Nagayasu (2003) tarafından Japonya borsası için yapılan uygulamalarla doğrulanmıştır. Ancak, bu çalışmalar yapısal kırılmaların, oynaklık sürekliliğinin fazla tahmin edilme riskine maruz kalmasına neden olan etkisini test etmeyi ihmal etmiştir.

Uzun hafıza, yapısal kırılma kavramları uygulamacılar açısında karıştırılmaktadır. Öncelikli olarak kırılmalar veya ekonomik şoklar serilerin hafıza yapısını bozar. S&P500'ün mutlak getirisindeki uzun hafızanın en azından bir kısmının, yapısal kırılmaların yanlışlıkla görmezden gelinmesinden kaynaklandığını bulmuşlardır (Granger ve Hyung, 2004, Perron ve Qu, 2010, Shimotsu, 2006). Granger ve Hyung (2004), S&P500'ün mutlak getirisindeki uzun hafızanın en azından bir kısmının, yapısal kırılmaların yanlışlıkla görmezden gelinmesinden kaynaklandığını bulmuşlardır. Ural (2011), FIGARCH'a yapısal kırılmaların dahil edilmesinin, S&P500 dahil olmak üzere beş büyük hisse senedi endeksinde oynaklıkta süreklilik parametresini etkili bir şekilde azaltabileceğini göstermiştir. Shimotsu (2006) ve Qu (2011), uzun hafıza, ortalama kaymalar veya yumuşak trend içeren kısa hafıza süreçlerinden ayırt etmek için frekans alanında bir test önermiştir. Böylece zaman döneminde kendiyile ilgileşimli yapı üzerindeki etki, frekans düzeyinde hafıza yapısı üzerinde analiz edilme imkânı ortaya çıkmıştır.

Grané ve Viegá (2010) gösterdiği gibi, aykırı gözlemler GARCH parametrelerinin tahminin sapmalı olmasına yol açabileceği için oynaklığın kalıcılığı ile ilgili bulguları etkilediğini belirtmişlerdir. Aykırı gözlemlerin GARCH teknikleri kapsamında parametrelerin üzerindeki etkisini azaltmak amacıyla farklı yöntemler vardır. Bu yöntemler, üç farklı yaklaşımda sınıflandırılmaktadır:

- (1) Robust tahmin ile aykırı gözlem etkisi dahil etmek (Örneğin, Muler ve Yohai, 2008).
- (2) GARCH tipi modeller çerçevesinde student-t veya çarpık student-t gibi karmaşık dağılımları doğrudan verilere uygulayarak aykırı gözlemlere uyum sağlamak (Örneğin Bollerslev, 1987).
- (3) İstatistik olarak anlamlı olan aykırı gözlemlerin etkisini düzeltmektir Franses ve Ghijsels (1999), Bilen ve Huzurbazar (2002), ve Grané ve Veiga (2010).

Engle ve Patton (2001) gösterdiği gibi etkin bir oynaklık tahmini, koşullu varyanstaki şişman kuyruğu dikkate alınmalıdır. Bu amaçla yazarlar aşırı olayların etkisi (Aykırı gözlemlerin ve yapısal kırılmaların) etkisi kuyruk etkisi çerçevesinde analiz etmişlerdir.

Chatzikonstani (2017), ABD hisse senedi piyasası oynaklığının kalıcılığındaki aykırı gözlemlerin etkilerinin analizini yapmıştır. Yazar, Kokoszka ve Leipus (2000) tarafından genişletirilmiş Inclán ve Tiao'nun (1994) ICSS algoritması kullanarak yapısal kırılmalar belirlemiştir. Ayrıca, aykırı gözlem değerlerinin filtrelenmesi için bir dalgacık metodu kullanmıştır. Gauss hatalarıyla tahmin edilmiş bir AR (1)- GARCH (1,1) modelinde aykırı gözlemler ve kırılmalar birleştirilerek; aykırı gözlemlerin oynaklığının kalıcılığı üzerinde düşük oranda yanlılık yapabileceği ortaya koymuştur. Ayrıca, yapısal kırılmaların söz konusu parametrenin olması gerekeninden daha yüksek tahmin edilmesine neden olabileceğini göstermiştir.

Bu mevcut çalışma Chatzikonstani'nin çalışmasından dört noktada ayrılmaktadır; öncelikle bu çalışmada aykırı gözlemlerin filtrelenmesinde de dahil olmak üzere herhangi bir aşamada normal standart dağılımı kullanmamaktadır. Finansal verilerdeki şişman kuyrukları dikkate alınmıştır. İkinci olarak, söz konusu çalışma hem orijinal veri için hem de aykırı gözlemlerden arındırılmış, kırılmalar ile kırılmalar olmadan tahmin sonuçları elde edilmiştir. Ancak Chatzikonstani (2017), yalnızca aykırı gözlemlerden arındırılmış veri dikkate almıştır. Aykırı gözlemlerin olmasına bağlı olarak özellikle varyansta bir kırılmanın olup olmadığını ICSS algoritmasıyla test etme imkânı

vermektedir. Üçüncü olarak bu çalışmadaki analizler, Chatzikonstani (2017) GARCH simetrik modelini kullanmasına karşılık, asimetrik ve simetrik GARCH modelleri arasındaki kıyaslamayı da kapsamaktadır. Sonuncu ve son derece önemli olarak, bu çalışmadaki analizin kapsamı frekans alanı testlerini kapsayacak şekilde genişletilmiştir; uzun hafıza parametresi tahmin edilerek örnek süre boyunca tutarlı olup olmadığı test edilmiştir.

3.4. YÖNTEM

Bu çalışmada kullanılan yöntem, sahte uzun hafıza hem zaman alanında hem de frekans alanında incelemektedir. Bu çalışmada yer alan zaman alanında tahminleme yaklaşımında; tek değişkenli tahmin tekniklerinin aykırı gözlemleri, yapısal kırılmalar için kısıtlanmıştır. Aykırı gözlemlere yol açan olayların oynaklık ortalamasına geri dönüş hızı üzerindeki etkisini analiz etmek için, oynaklıkta sahte uzun hafızanın varlığı araştırılmıştır. Yapısal kırılmaların varlığının sahte uzun hafızasının algısı yaratmasına neden olup olmadığı analiz edilmiştir. Frekans alanındaki analiz ise, hafıza parametresini (d) bulunduktan sonra, d parametresi örnek boyunca tutarlı olup olmadığını test edilerek, uzun hafızanın sahte olup olmadığı test edilmiştir. Yöntemin tamamını gösteren akış şeması EK 3.'te bulunmaktadır.

İzleyen bölümde aykırı gözlemler için getiri serisinin düzeltilmesinde kullanılan dalgacık tabanlı yöntem ve yapısal kırılmaların konumlarını belirlemek için kullanılan ICSS yöntemi açıklanmıştır. Son olarak, frekans alanında gerçekleşen sahte uzun hafıza ve gerçek uzun hafıza arasındaki farkı ayırt etmek için kullanılan test tanıtılacaktır.

3.4.1. Aykırı Gözlemlerin Ayırıştırılması

Bu çalışmada, toplamsal aykırı gözlemlerin (Additive Outliers -AO) hem seviye hem de oynaklık için ayırıştırılmasında araç olarak kullanılmıştır. Yenilikçi aykırı gözlemler (Innovative Outliers- IO) zaman serisi dinamikleriyle aynı niteliktedir ve sonuç olarak, kırılmalar olarak daha iyi tanımlanabilmektedir (Pena, 2001).

Bu çalışmada, aykırı gözlemleri tespit etmek Grané ve Veiga (2010) tarafından geliştirilmiş dalgacık (wavelet) yöntem kullanılacaktır. Bu yöntemin seçilmesinin sebepleri şöyledir:

(1) Diğer yöntemlere (Örneğin, Bilen ve Huzurbazar'ın (2002), Franses ve Ghijsels (1999), Doornik ve Ooms) kıyasla yanlış algılama olasılığını düşürdüğü için diğerlerinden çok daha güvenilebilirdir.

(2) Hotta ve Tsay (2012) gibi Lagrange Çarpanı yöntemlerinde bir aykırı gözlemin tespiti, diğerlerinin yakalanmasını önleyebilirdir. Buna maskeleye sorunu denmektedir. Bu çalışmada kullanılacak dalgacık metodu maskelenme sorunuyla karşılaşma imkânını ortadan kaldırmaktadır.

(3) Grané ve Veiga (2010) dalgacık yönteminde eşik kritik değerleri, diğer dalgacık yöntemlerinin (örneğin, Bilen ve Huzurbazar, 2002) aksine “başparmak kurallarından” türetilmeyen Monte Carlo simülasyonu ile elde etmiştir.

(4) Herhangi bir bilinen hatalar dağılıma göre tahmin edilmiş bir GARCH modelinin kalıntı terimlerine doğrudan uygulanır ve bunun neticesinde belirli bir GARCH modelinin belli bir dağılımına uymayan aykırı gözlemlerin saptanması sağlanmaktadır. (bkz. Grané ve Veiga, 2014).

Grané ve Veiga (2010) tarafından geliştirilen algoritması, nispeten yeni bir yöntem olan dalgacık analizi; 1980'lerde başta Stéphane Mallat tarafından geliştirilmiştir. Dalgacık dönüşümü, 19. yüzyılın başlangıcına dayanan eski Fourier analizine kıyasla pek çok avantaja sahiptir. Fourier analizi, sinyali yumuşak ve öngörülebilir ve süresi sınırlı olmayan farklı frekanslardaki sinüs dalgalarını ayırmasına dayanmaktadır. dalgacıklar dönüşümü, sinyalin, ortalama değeri sıfır olan sınırlı süreli aynı zamanda düzensiz ve asimetrik olma eğiliminde dalga biçiminde (dalgacık olarak adlandırılır) ayrılması sürecidir. Bu nedenle dönüşümün neticesinde orijinal dalganın (veya ana dalgacık) kaydırılmış ve ölçeklendirilmiş sürümler haline gelir. Bundan dolayı tahminleme süreci birçok süreç sınıflarının Fourier dönüşümüne dayanan fonksiyonlarına göre, dalgacık dönüşümü ile daha az terim içeren fonksiyonlarla tahminlemeler yapılır.

Grané ve Veiga (2010) tarafından önerilen algoritma, orijinal getiri zaman serilerinde anlamlı aykırı gözlemlerin tespit etmek için kesikli dalgacık dönüşümü (Discrete wavelet transform- DWT) kullanmaktadır. Aykırı gözlemlerin ayrıştırılması için ters kesikli dalgacık dönüşümünü (Inverse discrete wavelet transform- IDWT) kullanarak Filtrelenmiş bir getiri serisi elde edilmektedir. Bu çalışmada, Grané ve Veiga

(2010) tarafından sağlanan MATLAB kodu, aykırı gözlemlerin aşağıdaki sıraya göre saptamak ve filtrelemek için kullanılmıştır: **R** orijinal getiri serisi olduğunda, $v = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ bir GARCH tahmininden elde edilen kalıntı terimleri olduğu varsayımıyla burada $v_t = f(t_i); t_i = i/n : i = 1, \dots, n$. dir.

Adım 1: DWT kalıntı terimleri serisini v dalgacık katsayısının iki vektörüne detay katsayı D_j , ve yakınlaştırma katsayısı A_j olarak ayrıştırmak için kullanılmaktadır. Filtreleme, gürültü, sıçramalar ve sivri uçlar (spikes) gibi etkili gözlemlere karşı oldukça hassas olduklarından dolayı çoğunlukla detay katsayılarına dayanmaktadır.

Adım 2: İlk adımla sonuçlanan mutlak detay katsayılarının maksimum dağılımı elde edilecektir. Standart normal dağılımı kullanan Chatzikonstani (2017) çalışma'nın aksine, bu çalışmadaki simülasyon kurallarına haberler etkisinden kaynaklanan şişman kuyruk barındıran student-t dağılımını eklemiştir.

Adım 3: Eşik değerine $k_{\alpha=0.1}$ önceki adımda elde edilen dağılım %90 tekabül etmektedir. Grané ve Veiga (2010), aykırı gözlemler ile etkilerini tespit etmek için yüzde 90'ı kullanmayı önermektedir. yüzde 95 kullanılması yalnızca izole edilmiş aykırı gözlemlerin tespiti için etkilidir.

Adım 4: $d_{\max} = \max_{1 \leq j \leq n/2} \{|d_j| > k_{\alpha=0.1}\}$ hesaplamasında, **D** vektöründe $d_{\max}$ konumunda olan gözlem (s) olsun. ($d_{\max}$ 'ı her iterasyonda sıfıra uyarlanmaktadır).

Adım 5: **D** vektöründe s pozisyonuna 0 değeri vererek eşit vektör olarak ayarlanmış $\tilde{D}$ oluşturulur.

Adım 6: **A** ve $\tilde{D}$ üzerine ters kesikli dalgacık dönüşümü (IDWT) uygulanıp, kalıntı terimleri serisi yeniden düzenlenmektedir.

Adım 7: Bir kerede bir aykırı gözlemi tespit etmek için bu kurallar tekrarlanır. Daha sonra **seri** düzeltilir ve yeni bir arama için yeniden yapılandırılır. Bu nokta, bahsedilen maskeleye probleminden etkilenmemek önemlidir. Detay katsayısı vektöründeki (mutlak değerde) tüm öğeler, eşik değerinden ($k_{\alpha=0.1}$) daha düşük olana kadar 1 ve 6 arasındaki adımlar tekrarlanmaktadır.

Adım 8: Tespit edilen aykırı gözlemlerin uygun değerlerle değiştirilmesi:

$S = \{s_1, \dots, s_m\}$ vektörü, $d_{\max}$ 'ların konumlarını ifade eden sıralı **indeks** serisi olsun ve s'nin genel S'den bir öğesi olsun, v değerinin örneklem ortalaması, $2s$ ve $2s-1$ konumlarındaki gözlemlere dikkate almadan hesaplanmaktadır:

$$\bar{u}_{n-2} = \sum \frac{1}{n-2} u_i \quad : i \neq 2s \text{ or } 2s-1$$

Eğer $|u_{2s} - \bar{u}_{n-2}| > |u_{2s-1} - \bar{u}_{n-2}|$ ise, aykırı gözlemlerin konumu 2s'ye, aksi halde 2s-1'e eşit olarak ayarlanmaktadır. Elde edilen değer, orijinal getiriler serisi $\mathbf{R}$ 'de eşleşen r_s yerine geçer.

3.4.2. Yapısal Kırılmaların Tespiti

Koşulsuz oynaklıktaki ani değişimlerin etkisini ayarlamak için, Aggarwal ve diğerleri (1999) takip eden iki aşamalı yöntemle, önce yapısal değişikliklerin konumlarını dikkate alan bir ICSS algoritması kullanarak değişimleri yakalamışlardır. Bu yakalanan zamanlar kukla değişkenler olarak denklemin içine konmamaktadır. Kukla değişkenler, tespit edilen yapısal değişim konumundan itibaren 1 sonraki değişimin konumuna kadar, ardından 0 değerini almaktadır. Buna karşılık Aggarwal ve diğerlerine göre (1999; 36) kukla değişkenler “*varyansının ani değişim noktasından birer değer alan, başka yerde sıfır olmaktadır*”. Bu yaklaşım, kukla değişkenlerin çoklu bağılanımlı olması nedeniyle meydana gelen “kukla değişken tuzağından” kurtarmaktadır.

Koşulsuz varyansın ani değişimleri, Inclan ve Tiao'nun (1994) ICSS algoritması, Sanso ve diğerleri (2004) tarafından geliştirilen yaklaşımıyla bulunmuştur. Bu yaklaşımın özelliği koşulsuz varyansta kırılmayı içsel olarak yakalamasıdır. Inclan ve Tiao'nun (1994) orijinal (IT) prosedürü, finansal zaman serilerinin iki önemli özelliğini dikkate almayan bağımsız ve özdeş bir Gauss (i.i.d) dağılımı olduğunu varsaymaktadır. Bunlardan ilki, kalın kuyruklu (lepto-basık) dağılımlı olması, ikincisi, değişen varyansın varlığıdır. Sanso ve diğerleri (2004) bu noktada iki test istatistiği önermişlerdir; Bunlardan birincisi Kappa1 (κ_1), lepto-basık dağılımlar içindeki test sonuçlarını iyileştiren dağılımın dördüncü standardize edilmiş momentinin (basıklık) varlığını düzeltmektedir. İkincisi olan Kapp2 (κ_2) ise koşullu değişen varyans için düzeltmektedir.

r_t 'nin getiri serisi olduğu varsayımı altında, bu çalışmadaki testler aşağıdaki varsayımı göz önüne almaktadır:

$$\varepsilon_t = (r_t - \mu),$$

$$E(\mu) = 0 \text{ iken } \varepsilon_t^2 \equiv r_t^2$$

Başlangıç niteliğinde koşulsuz varyans ε_t^2 ani bir değişim meydana gelinceye kadar durağanlık olan sıfır ortalamalı bir stokastik süreçtir. Bir sonraki ani değişim meydana gelene kadar yeni seviyede durağanlık temel bir özelliktir (Aggarwal ve diğerleri., 1999). Inclan and Tiao (1994) testinde ε_t^2 'nin birbirinden bağımsız olduğu ve normal olarak dağıldığı varsayılırken κ_1 , kalın kuyruk dağıtımına izin verir, κ_2 ise hem kalın kuyruğa hem de ilişkili bağımlılık ile sonuçlar üretir.

Varyans değişiklikleri nokta $k_1, k_2, \dots, k_j$ 'de ortaya çıkar, burada j toplam varyans değişiminin sayısı, T toplam gözlem sayısı, her dönemin varyansıdır:

$$\varepsilon_t^2 = \begin{cases} \tau_0^2 & 1 < t < k_1 \\ \tau_1^2 & k_1 < t < k_2 \\ \vdots & \vdots \\ \tau_j^2 & k_j < t < k_T \end{cases}$$

Burada $D_k = \frac{C_k}{C_T} - \frac{k}{T}$: $C_k = \sum_{t=1}^k \varepsilon_t^2$; $k = 1, \dots, T$ olarak hesaplanmaktadır.

C_k serinin başlangıcından (k) zamana kadar karesi alınmış gözlemlerin birikimli toplamıdır. Algoritma, değişmeyen koşulsuz varyansının sıfır hipotezini test eder.

Inclan ve Tiao (1994) test istatistiği: $IT = \sup_{\kappa} \left| \sqrt{T/2D_k} \right|$

Sanso ve diğerleri (2004) testleri:

$$\begin{cases} \kappa_2 = \sup_{\kappa} \left| \frac{1}{\sqrt{T}} G_{\kappa} \right| \\ \kappa_1 = \sup_{\kappa} \left| \frac{1}{\sqrt{T}} B_{\kappa} \right| \end{cases}$$

$$B_k = \frac{C_k - \frac{k}{T} C_T}{\sqrt{\hat{\eta}_4 - \hat{\sigma}_4}} ; \hat{\eta}_4 = \frac{1}{T} \varepsilon_t^4 \text{ ve } \hat{\sigma}_4 = \frac{1}{T} C_T \text{ iken}$$

$G_k = \frac{1}{\sqrt{\hat{\omega}_4}} \left(C_k - \frac{k}{T} C_T \right)$: $\hat{\omega}_4$; ω_4 için tutarlı bir tahmincidir ve aşağıdaki varsayımı göz önüne alınacak olursa, ε_t için uzun dönemde dördüncü standardize edilmiş moment olarak yorumlanabilir.

$$\omega_4 = \lim_{T \rightarrow \infty} E \left(\left(\frac{1}{T} \left(\sum_{t=1}^T (\varepsilon_t^2 - \sigma_t^2) \right) \right)^2 \right) < \infty \text{ Var ise.}$$

Varyans değişimlerinin pozisyonları sabit koşulsuz varyansın sıfır hipotezinin reddedilmesine dayanmaktadır, bu durum, Sanso ve diğerleri (2004) tarafından sağlanan

GAUSS bilgisayar programı yardımıyla hesaplanan kritik değerlere göre belirlenmektedir.

3.4.3. Tahminleme Aşamaları

Oynaklık tahmininde öncelikli olarak ele alınan finansal getiri serisindeki kendiyile ilişimsizlik bağımlılık test edilmektedir. Böylece ortalama eşitliğinde herhangi bir doğrusal bağımlılığın olmasına karşı getiri serisi için bir ortalama eşitliği tahmin edilir. Belirlenen ortalama eşitliğinin hata terimlerine varyansın zamana göre değişim gösterip göstermediğini test etmek amacıyla ARCH testi uygulanır. Ortalama eşitliği ile örneklem ortalamasını söz konusu ele alınan veriden çıkarmayı amaçlanmaktadır. Ancak günlük getiri serileri için basit bir AR modeli gerekli olabilmektedir (Tsay, 2010: 113- 114).

Getirilerin kısa dönemli bağımlılığının yakalanması için koşullu getirilere uygun bir düşük gecikme değerlerinin belirlenmesi yeterlidir. Koşullu ortalama eşitliği genel denklemi şu şekildedir:

$$E(r_t) = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (3)$$

Bu eşitlikten elde edilen koşullu değişen varyans, kısıtlanmış ve kısıtlanmamış eşitliklerinden ekonomide haber etkisi olarak tanımlanan parametre tahminleri üzerinde “asimetrik” etkiye yol açan şoklar tahmin edilebilmektedir. Bu amaçla çarpık student-t dağılımı ile tahminlemeler yapılmaktadır. Bu konuda literatürde kullanılan ilk yaklaşım, Engle (1982) tarafından geliştirilen ve Bollerslev’in (1986) katkı yaptığı basit GARCH(1,1) eşitliğidir. Bu eşitlik aşağıda gösterilmektedir:

$$h_t = \sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1} : \alpha > 0, \beta > 0, \quad \alpha + \beta < 1$$

Koşulsuz varyans $\bar{\sigma}^2 = \frac{\omega}{1-(\alpha+\beta)}$ olarak verilmektedir. Pozitif varyans sağlamak için α ve β parametreleri negatif olmamalıdır $\alpha > 0, \beta > 0$.

Varyans sürekliliği ya da “uzun hafıza” ($\alpha + \beta$) parametreleri ile ölçülür; 1 yakın bir değer olursa uzun hafıza varlığını işaret etmektedir. Bu hafızayı şok olarak ölçmek istersek, şokların yarılanma ömründen yararlanılır; burada şokların, gerçek büyüklüklerinin yarısı için zaman dilimi (günlerin sayısı) belirlenir ve $HL = \frac{\ln(0.5)}{\ln(\alpha+\beta)}$ formülüyle gösterilir (Lamoureux ve Lastrapes, 1990).

Literatürde çok sayıda GRACH yaklaşımı geliştirilmiş olmakla birlikte Hansen ve Lunde (2004) bunların standart basit GARCH eşitliğinden daha etkin olmadığını göstermiştir Hansen ve Lunde (2004). Ancak asimetrik etkilerin varlığı GARCH parametrelerinde bozulmaya yol açmaktadır. Bundan dolayı asimetrimin ortaya çıkardığı asimetrik etkiyi dikkate alan yaklaşımlar geliştirilmiştir. Bu yaklaşımların önemli özelliği kuyruk yapısının etkisiyle birlikte tahminler vermesidir. Özellikle çarpık student-t dağılımının uygulanmasının, asimetrik haber etkisini düzenlemekte etkili olup olmadığını daha detaylı araştırmak için iki asimetrik tahmin yaklaşımı bu çalışma da kullanılmıştır. Bu modeller; Üslü GARCH (Nelson, 1991), ve GJR GARCH (Glosten, Jagannathan, ve Runkle, 1993) tarafından geliştirilmiştir. Üslü GARCH modeli varyansın negatif olmasına karşı varyans değerlerinin logaritmik terimlere dönüştürülerek yapılan tahminle yaklaşımıdır. Bu GARCH tekniğinde gerekli olan parametrelere uygulanan negatif olmayan kısıtlama ihtiyacını ortadan kaldırmaktadır. Nelson'ın (1991) EGARCH (1,1) modeli, Engle ve NG'nin (1993) ifadesine dayanarak aşağıdaki gibi yeniden tanımlanabilmektedir:

$$h_t = \ln \sigma_t^2 = \omega + \underbrace{\gamma Z_{t-1}}_{\text{İşaret etkisi}} + \alpha \underbrace{(|Z_{t-1}| - E(|Z_{t-1}|))}_{\text{boyut etkisi}} + \beta h_{t-1}$$

Bu eşitlikte, şokların işaretinin ve büyüklüğünün oynaklık üzerindeki etkisi ayrıştırılmaktadır. Böylece ele alınan zaman dönemlerinde oynaklık üzerinde pozitif ve negatif şokların etkileri analizi edilmiş olmaktadır. Genel olarak literatürde asimetrik veya kaldıraç etkisi olarak tanımlanan, negatif şoklar pozitif şoklara göre, daha yüksek etkiye neden olduğu kabul edilmektedir.

Yukarıdaki eşitlikte α, γ parametrelerinin asimetrik etkisi, $g(\varepsilon_t)'$ ye ilişkisiyle tanımlanması aşağıdaki gibidir (Tsay, 2010: 143):

$$g(\varepsilon_t) = \begin{cases} (\alpha + \gamma)\varepsilon_t - \gamma E(\varepsilon_t) : & \varepsilon_t \geq 0 \text{ (pozitif şoklar)} \\ (\alpha - \gamma)\varepsilon_t - \gamma E(\varepsilon_t) : & \varepsilon_t < 0 \text{ (negatif şoklar)} \end{cases}$$

Yukarıdaki ifadenin bir sonucu olarak, eğer γ negatif bir işarete sahipse, diğer koşullar sabit iken getiriye yönelik pozitif şoklar, negatif şoklara kıyasla daha az oynaklık üretmektedir (Engle ve NG, 1993).

$Z_t \equiv (\varepsilon_t/\sigma_t)$ yeniliği sıfır ortalamalı ve birim varyansı olan standardize edilmiş bir yeniliğe işaret etmektedir. $E(|Z_{t-1}|)$ 'in değeri, Z_t 'nin koşulsuz yoğunluk fonksiyonun hakkında yapılan varsayıma bağlıdır. Normal dağılım için $E(|Z_{t-1}|) = \sqrt{\frac{2}{\pi}}$

Teräsvirta (2009), ve Malmsten ve Teräsvirta (2004) tarafından belirtildiği gibi, standart normal hatalı EGARCH yaklaşımı, yüksek basıklık ve yavaşça bozulan kendisiyle ilişkili seriler için esnek değildir. Bu sebeple, bu çalışma da $E(|Z_{t-1}|)$ aşağıda açıklanmakta olan bir çarpık student-t dağılımıyla tahminlenmiştir:

$$E(|Z_{t-1}|) = \frac{4\xi^2}{\xi + \xi^{-1}} \frac{\Gamma\left(\frac{1+\nu}{2}\right)\sqrt{\nu-2}}{\sqrt{\pi}(\nu-1)\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)}$$

ξ asimetrik parametre, ν dağılımın serbestlik derecesidir (Laurent ve Peters, 2002).

EGARCH modelinde, oynaklık sürekliliği β parametresi tarafından ölçülmektedir. Bu nedenle şokların yarılanma ömrü $HL = \frac{\ln(0.5)}{\ln(\beta)}$ olarak ve teorik koşulsuz log varyansı şu şekilde verilmektedir; $\bar{\sigma}^2 = \exp\left(\frac{\omega}{1-\beta}\right)$.

EGARCH modelinden daha esnek olduğu bilinen bir diğer asimetrik model, GJR-GARCH olarak kısaltılan Glosten, Jagannathan, ve Runkle (1993) bir gecikmeli eşitliği şöyledir:

$$h_t = \omega + (\alpha + \gamma S_{t-1}^-) \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}$$

$$S_{t-1}^- \text{ kukla değişkendir } S_{t-1}^- = \begin{cases} 1 & \text{eğer } \varepsilon_{t-1} < 0 & \text{(negatif haberler)} \\ 0 & \text{eğer } \varepsilon_{t-1} \geq 0 & \text{(pozitif haberler)} \end{cases}$$

Bu yaklaşımda, koşullu varyans h_t üzerinde şokların etkisinin (ε_{t-1}^2), orijinal şokun (ε_{t-1}) pozitif ya da negatif olmasına göre farklı olduğunu varsaymaktadır (Laurent ve Peters, 2002). $(t-1)$ zamanındaki gelen olumlu haberlerin, (t) zamanındaki oynaklığa etkisi, karesi alınmış kalıntı terimler α 'ya eşittir. Olumsuz haberlerin etkisi ise karesi alınmış kalıntı terimler çarpı $(\alpha+\gamma)$ 'ya eşit bir etkiye sahiptir. Dolayısıyla eğer katsayı $\gamma > 0$ ise, bir negatif şok, pozitif şoktan daha büyük bir etkiye sahiptir. Bu durum asimetrik etkinin varlığını vurgulamaktadır (Engle ve Patton, 2001). GJR, simetrik haber etkisinin sıfır hipotezi için etkili ve kolay bir test sağlamaktadır, $H_0: \gamma_1 = \dots = \gamma_q = 0$ bu hipotezin reddedilmemesi, haber etki eğrisinin simetrik olduğunu

ifade etmektedir, diğer bir deyişle aynı boyuttaki pozitif ve negatif şoklar benzer bir etkiye sahiptir (Laurent ve diğerleri, 2010).

Bu modelde, uzun hafıza süreklilik parametresi $\hat{P} = \hat{\alpha} + \hat{\beta} + \kappa\hat{\gamma}$ ile ölçülmektedir. Burada, κ 'nın, standardize edilmiş kalıntı terimi olan z_t degerinin sıfırın altında olmasının olasılığıdır,

$$\kappa = \int_{-\infty}^0 f(z, 0, 1) dz$$

f çarpıklık ve şekil parametrelerini içeren koşullu standart yoğunluktur. Bu yüzden κ değeri yerleştirilen dağılımın çarpıklık ve şekil parametrelerine bağlıdır. Basit olarak, simetrik dağılımlarda κ , 0.5'e eşittir (Ghalanos, 2011).

Koşulsuz varyans $\frac{\hat{\omega}}{1 - \hat{P}}$ değerine eşittir.

Ve şokların yarılanma ömrü şu şekilde hesaplanmaktadır: $\frac{\ln(0.5)}{\ln(\hat{P})}$.

3.4.4. Frekans alanında Tahminleme ve Sahte Uzun Hafıza

Frekans alanında sahte uzun hafıza varlığını test etmek için önce kısmi tümleşme 'd' derecesi veya "hafıza parametresi" için bir frekans alanı tahmini yapılması gerekmektedir. İkinci olarak, d tahmininin seride tutarlı olup olmadığı test edilmelidir. Bu, 'd' derece tümleşmesi zaman serisinin bazı temel özellikleri test edilerek yapılmaktadır.

3.4.4.1. Hafıza Parametresinin Tahmini

Kısmi olarak entegre edilmiş bir süreç şu şekilde verilmektedir:

$$(1 - L)^d (Y_t - \mu) = u_t$$

μ işlemin bilinmeyen ortalaması olması halinde, L gecikme işlemcisi ve d kısmi tümleşmenin derecesidir. $d \in (-0.5, 0.5)$ aralıkta, Y_t kovaryansça durağan sürecidir, eğer $d \in (0, 0.5)$ ise süreç süreklilik gösterir, $d \in (-0.5, 0)$ değeri var ise anti süreklilik (uzun hafızaya sahip değil) sergilemektedir (Teyssière ve Abry, 2007).

Frekans alanında, Y_t bir kovaryansça durağan uzun hafıza süreci ise, onun spektral yoğunluğunu $f(\lambda)$ karşılamaktadır:

$$\lambda \rightarrow 0 + \text{olarak } f(\lambda) \sim G(\lambda)^{-2d} \text{ burada } d \in (0, 0.5) \text{ ve } G \in (0, \infty)$$

Hafıza parametresi d değerini tahmin etmek için çeşitli frekans uzay yöntemleri önerilmiştir. Robinson (1995) Local Whittle tahmini olarak bilinen semiparametrik bir yöntem önermiştir. Bu yöntem Künsch'in (1987) Whittle olasılık hedef fonksiyonunu minimizasyona dayanmaktadır.

Kesikli Fourier Dönüşümü (dft) ve Y_t dönemsel çizit aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$\varpi_x(\lambda_j) = (2\pi n)^{-1/2} \sum_{t=1}^n Y_t e^{it\lambda_j}, \quad \lambda_j = \frac{2\pi}{n}, j=1, \dots, n,$$

$$I_x(\lambda_j) = |\varpi_x(\lambda_j)|^2.$$

Künsch'in hedef fonksiyonu şöyledir:

$$G_m(G, d) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left[\log(G \lambda_j^{-2d}) + \frac{\lambda_j^{-2d}}{G} I_x(\lambda_j) \right]$$

m 'nin bir tamsayı olduğu yerde, Fourier dönüşümü frekans bileşenini belirtir. n gözlem sayısı ise $n^{4/5}$ 'den az olmalıdır. (Qu, 2011). Local Whittle prosedürü $Q_m(G, d)$ 'ı minimize ederek de parametresini tahmin eder.

$$\hat{d} = \arg \min_{d \in [\Delta_1, \Delta_2]} R(d) : -0.5 < \Delta_1 < \Delta_2 < \infty$$

$$\text{Burada } R(d) = \log \hat{G}(d) - 2d \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \log \lambda_j, \quad \hat{G}(d) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \lambda_j^{2d} I_x(\lambda_j)$$

3.4.4.2. Sahte Tümleşme Derecesi ve Hafıza Yapısı

Yapısal kırılmalara sahip zaman serilerinin, uzun hafıza sürecinin davranışını üreten bir sürece dönüşeceği yönünde literatürde bir kabul vardır (örneğin; Gourieroux ve Jasiak, 2001; Granger ve Hyung, 2004; Shimotsu, 2006a; Qu, 2011). Kendiyle eşdeğerlilik işlevinin (Otokovaryans fonksiyonu) yavaş bozulması tümleşme derecesinin tahmininin yukarı doğru yanlı tahmin edilmesine yol açmaktadır (Perron ve Qu, 2010). Buna dayanarak, yapısal kırılmalar durumunda; literatür, gerçek ve sahte uzun hafızanın ayrılmasının gerekliliğine bağlı bir gelişim göstermiştir.

Shimotsu (2006a) gerçek uzun hafızayı, düzey değişimlerine sahip kısa seviye hafıza ile ayırt etmek için "basit ama etkili bir yöntem" önermiştir. Bu yöntem, her biri $I(d)$ süreçlerinin tanınmış bir zaman-alanı özelliğine dayanan iki testten oluşmaktadır;

“Birincisi, bir zaman serisi [gerçek] $I(d)$ süreci takip ederse, o zaman serisinin her bir alt örnekleme aynı d değerine sahip bir $I(d)$ sürecini takip etmektedir. İkincisi, eğer bir zaman serisi [gerçek] $I(d)$ sürecini takip ediyorsa, onun d derecesinden farklılaştırılmış serisi bir $I(0)$ süreci izlemektedir” (Shimotsu, 2006a)

İlk test, ilk özellik üzerine kuruludur. Test, birden fazla kırılmanın olası etkileri için, örneği çeşitli alt örneklemelere bölmektedir. Burada b bir tamsayı olsun, n/b bir tamsayı olması şartı ile, örneği, b tane bloklara ayırmaktadır. Bu veri işleme süreci sonucunda tüm örneğin $\hat{d}$ parametresi ve her alt örneklemin $\hat{d}_i$ parametresi tahmini izlemektedir. Bundan sonra tahmin için local Whittle yöntemi kullanılmaktadır.

Sonunda, $\hat{d}$ tam örneklemin tahminini, alt örneklemelerin ortalama tahmini ile

$$\text{karşılaştırılmaktadır; } \bar{d} = \frac{1}{b} \sum_{i=1}^b d_i .$$

Local Whittle yaklaşımında kullanılan m frekans miktarı önemlidir, çünkü d tahmininde kullanılan frekans bandının genişliğini belirlemektedir. Qu (2011), $m=n^{0.7}$ değerinin, finansal zaman serileri için uygun olduğunu belirtmiştir. Bu çalışmada kullanılan prosedürü çeşitli frekanslardan yararlanmaktadır ve alt örneklem tahmininde m/b 'ye eşit frekans alanı bilgisinin aynı miktarı kullanılarak tahminler yapılmıştır. m/b 'nin tamsayı olduğu varsayılarak, m değerinin bu koşulu karşılayan değerlerle sınırlandırılması kuralına uyulmuştur (Shimotsu, 2006a).

Tam örnek ve alt örneklemeler için d tahminleri elde edildikten sonra, süreç aşağıdaki sıfır hipotezini sınamak üzere devam etmektedir:

$$H_0: d_0 = d_{0,i} = \dots = d_{0,b},$$

$d_{0,i}$ i inci alt örneklerinden d 'nin gerçek değeri olduğu yerlerde. Bu hipotez, Hurvich ve Chen (2000), ve Shimotsu (2006a) tarafından tanımlanmış ayarlı Wald istatistiği (W_c) kullanılarak test edilmektedir. Test istatistiği, $b - 1$ serbestlik derecesi ile ki-kare dağılımına sahiptir. Anlamlı bir Wald istatistiği şu anlama gelmektedir; ($\hat{d}$) Tüm örneklemin tahmini, ortalama ($\bar{d}$) tahminden farklıdır ve bu sahte uzun hafızayı belirtmektedir (Shimotsu, 2006a).

İkinci test, $I(d)$ sürecinin ikinci zaman alanı özelliğine dayanmaktadır; bir zaman serisi $I(d)$ süreci ise, onun d inci derecesinden farklılaştırılmış serisi $I(0)$ olmalıdır. İlk olarak, seri indirgenir, tam örneğin $\hat{d}$ 'si tahmin edilir ve sonra $\hat{d}$ inci farkı alınır.

Farklılaştırılmış seriler, birim kök ve durağanlık test etmek için Phillips–Perron(Z_t), ve KPSS(η_μ) yararlanmaktadır.

3.5. ÖN ANALİZ (VERİLERİN HAZIRLANMASI)

3.5.1. Veri kaynağı

Bu çalışma, Yahoo Finans’tan alınan 04 Ocak 2000 - 06 Şubat 2017 dönemindeki S&P500 verilerinden hesaplanan, sürekli bileşik getiriler serisini kullanacaktır. Veri seti, günlük getirilerin 4300 gözlemini içermektedir. S&P500’ün günlük olarak ayarlanan kapanış değeri y_t olduğunda, getiriler aşağıdakilere göre hesaplanmaktadır:

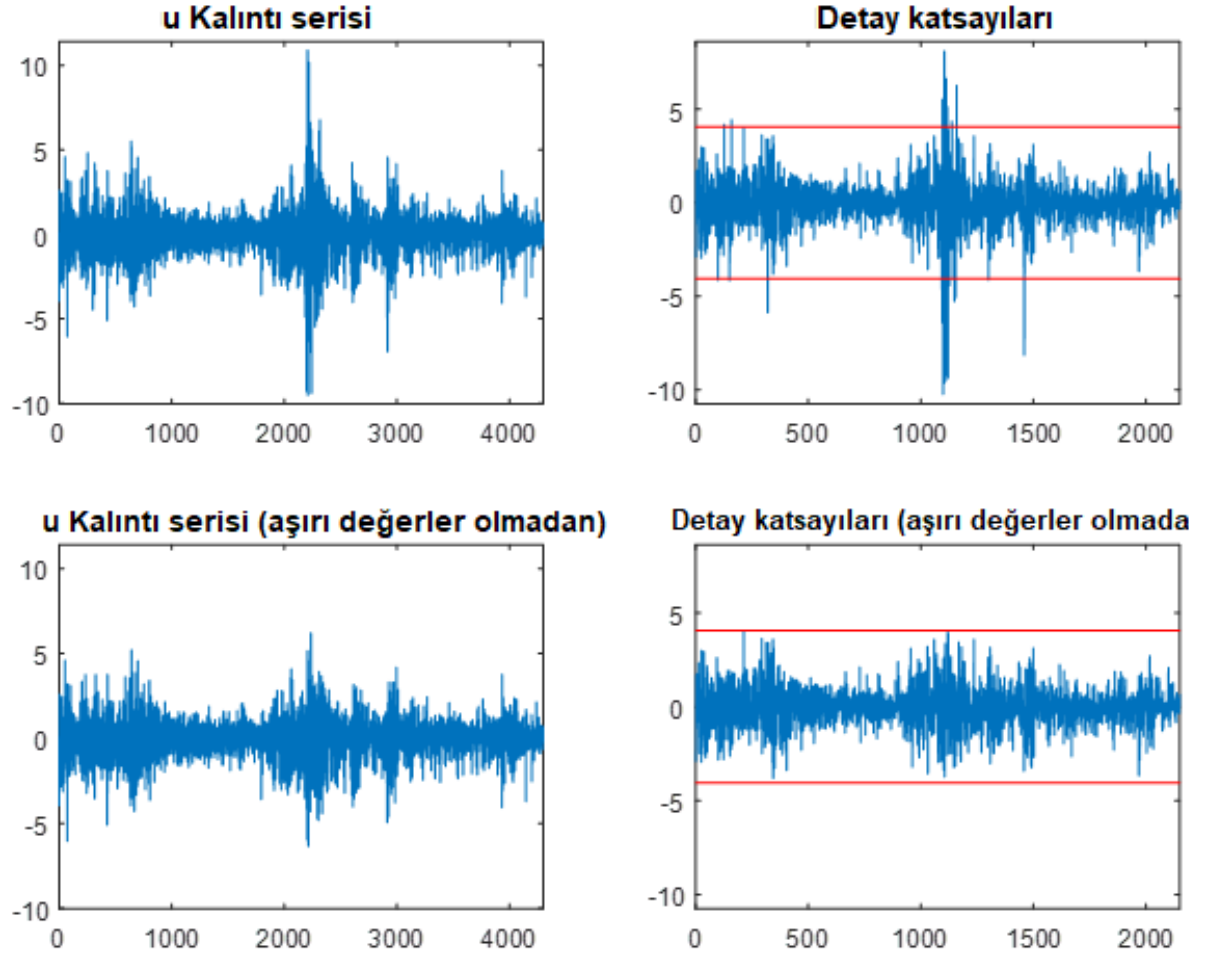
$$r_t = [\ln(y_t) - \ln(y_{t-1})] \times 100$$

Analiz, hem yukarıdaki hesaplanan orijinal getiri serilerini, hem de aykırı gözlemler için düzeltilmiş serilerini. Bu, elde edilen sonuçların aykırı gözlemlerin varlığına duyarlılığını incelemek için önemlidir.

3.5.2. Aykırı Gözlemlerin Ayrıştırılması

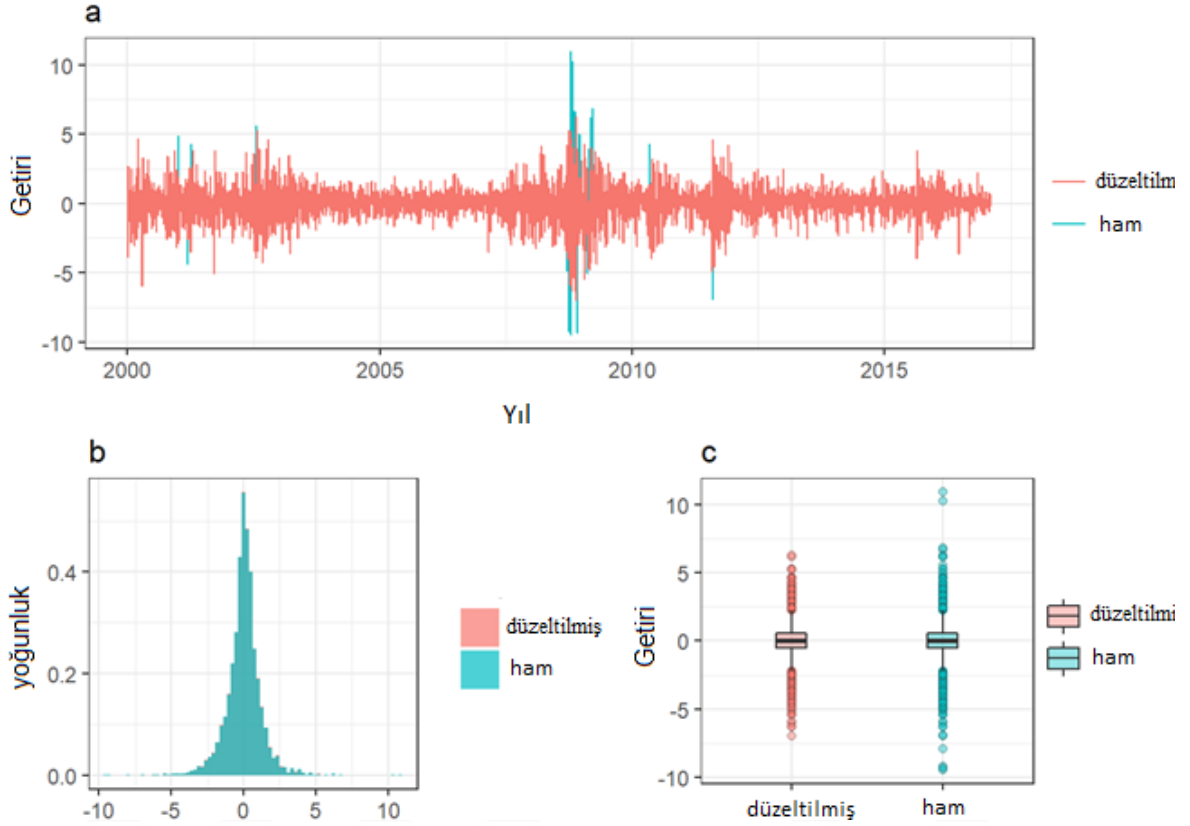
t-student dağılımı ile standart GARCH modelinin kalıntı terimleri üzerine Grané ve Veiga (2010) süreci (3.4.1’de açıklanmıştır) kullanılmıştır. Analiz sonuçları **Şekil 6’da** gösterilmektedir. Şekilde, filtrelemeden önce kalıntı terimlerinin orijinal serileri ve aykırı gözlemler için filtrelemenin ardından aynı seriler gösterilmektedir. Aynı zamanda maksimum da dağılımları yüzde 90. bölütlerle ile hesaplanan dalgacık katsayıları tahmin edilmiştir. Süreç, aykırı gözlemler için düzeltilmiş getiri serisini yeniden yapılandırmak için ters kesikli dalgacık dönüşümüyle(IDWT) devam etmiştir. Elde edilen yeni seri ilgili grafik **Şekil 7’de** gösterilmektedir. C panelindeki kutu çizgisi, düzeltilmiş tüm aykırı gözlemlerin, 7 standart sapmanın üzerinde ve medyandan uzak olduğunu göstermektedir.

Şekil 6: Dalgacık Filtreleme Yönteminin Grafiksəl Gösterimi



Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır
Not. Grané & Veiga (2010) MATLAB kodu uygulandı.

Şekil 7: Orijinal Getiri ve Ayarlanmış Getiri Serilerini Karşılaştırma.



Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır

Söz konusu sürecin sonucu olarak, 29 aykırı gözlemin konumu tespit edilmiş ve **Tablo 2’de** özetlenmiştir. Aykırı gözlemin saptanmasının ötesinde piyasanın oluşma anındaki durumunu incelenmektedir. Tespit edilen aykırı gözlemler, çalışma süresince en etkili boğa ve ayı piyasa durumlarına karşılık gelen dört yama sırasına ayrılmaktadır. Bunlar; (1) teknoloji balonunun boğa piyasası (.com bubble), ardından (2) 2000’lerin başındaki durgunluğun ayı piyasadır. Bunun ardından, (3) büyük buhrandan bu yana en yüksek düzeyde belirsizlikle karakterize edilen bir dönem olan 2008-2009 uluslararası finansal krizi; bu belirli aykırı gözlemler 1987’den bu yana gözlenmiş ikinci en negatif bir günlük yüzde değişimini içermektedir (- % 9.47)’e eşittir. Bu değer (% 10.957) ile rekor olan, 1932 yılından bu yana en yüksek pozitif bir günlük yüzde değişimdir. Bu değişimin olduğu tarih ABD merkez Bankası (Federal Rezerv) temsilcisinin ilk resmi durgunluk duyurusunun yapıldığı tarihe karşılık gelmektedir (Twin, 2008b). Diğer önemli tarih ise 700 milyar dolarlık kurtarma paketi kabul duyurusunun yapıldığı

gündür. Bu paket daha geniş bir niceliksel kolaylaştırma politikasının bir parçasıydı (Twin, 2008a). Aykırı gözlemler, (4) ortaya çıkan Avrupa kamu borç krizidir.

Analize yönelik olarak ayarlamadan önceki ve sonraki getirilere ek olarak, tüm aykırı gözlemlerin ve karşılıklı haberlerin ayrıntıları, aşağıdaki Tablo 2'de rapor edilmektedir.

Tablo 2: Saptanan Aykırı gözlemlerin Özeti

#	Küme	Konum	Tarih	Olay	Getiriler	
					Orijinal	Ayarlanan
(1)	Dot-come balonu	198	13/10/2000		3.284	0.350
		253	03/01/2001		4.888	1.914
(2)	2001-2002 durgunluk	299	12/03/2001	Dot-come balonu patlaması	-4.414	-1.471
		317	05/04/2001		4.275	1.128
		640	24/07/2002	Enron skandalından sonrapiyasa düzelimi	5.574	1.418
(3)	Uluslararası finansal krizi	2187	15/09/2008	Lehman Brothers'ın iflası	-4.828	-1.546
		2189	17/09/2008		-4.829	-0.293
		2191	19/09/2008		3.947	0.024
		2197	29/09/2008	Kongrenin 700 milyar dolarlık kurtarma planını reddetmesi	-9.219	-1.972
		2205	09/10/2008		-7.922	-4.553
		2207	13/10/2008	Nicel genişleme haberi, kurtarma planının onaylanması (1932'den beri en yüksek bir günlük yüzdelik artış)	10.957	5.212
		2209	15/10/2008	Durgunluk ilk resmi duyurusu	-9.470	-2.653
		2218	28/10/2008	ABD bankalarına 125 milyar dolarlık kurtarma paketi	10.246	3.509
		2224	05/11/2008		-5.412	-5.412
		2225	06/11/2008		-5.157	-5.157
		2230	13/11/2008		6.692	0.682
		2234	19/11/2008		-6.311	-6.311
		2235	20/11/2008		-6.948	-6.948
		2241	01/12/2008	İşsizlik rekor seviyeye ulaştı (% 10)	-9.354	-2.719
		2252	16/12/2008		5.008	1.866
		2274	20/01/2009		-5.426	-5.426
		2275	21/01/2009		4.257	4.257
		2289	10/02/2009		-5.037	-2.122
		2298	24/02/2009		3.932	0.200
		2308	10/03/2009		6.172	2.582
(4)	Avrupa borç krizi	2317	23/03/2009	Hazinenin, bankalardan 1 trilyon dolarlık toksik varlıklar satın aldığı açıklaması.	6.837	2.387
		2602	10/05/2010	(06/05/2010)'deki flaş çökmeden sonra düzeltme.	4.303	1.380
		2917	08/08/2011	Avrupa borç krizi nedeniyle durgunluk korkuları	-6.896	-1.132
		2919	10/08/2011	Yunanistan hükümetinin borç krizi	-4.516	0.005
Min.					-9.470	-6.948
Max.					10.957	5.212
Ortalama					-0.530	-0.717
Medyan					-4.414	0.005
Standart Sapma					6.495	3.223

Kaynak: Araştırmacının çalışması. Aykırı gözlemlerin pozisyonlarındaki ekonomik durumlar, CNN'de yayınlanan para haberleri veritabanına göre analiz edilmiştir. <http://money.cnn.com>'dan alındı.

3.5.3. Analiz Bulguları

Bu kısımda, öncelikli olarak filtreleme öncesi ve sonrası verilere ait tanımlayıcı istatistikler verilmiştir.

Tablo 3: S&P500 Getirilerinin Tanımlayıcı istatistikleri

	Getiriler	
	Ayar öncesi	Ayarlanmış
Gözlemler	4300	4300
Ortalama	0.010570	0.009306
Medyan	0.048713	0.048440
Max.	10.95720	6.271423
Min.	-9.469512	-6.948185
Standart sapma	1.241869	1.156190
Çarpıklık	-0.195152	-0.248145
Basıklık	11.21319	6.516012
Jarque-Bera	12113.24 (0.000)*	2259.049 (0.000)*
Q(5)	47.32 (0.000)*	12.6 (0.024)#
Q(10)	55.27 (0.000)*	27.7 (0.002)*
Q(20)	115.15 (0.000)*	61.18 (0.000)*
Q ² (5)	1836 (0.000)*	1824 (0.000)*
Q ² (10)	3562 (0.000)*	3407 (0.000)*
Q ² (10)	6123 (0.000)*	5570 (0.000)*

Notlar: J-B ,Jarque-Bera normallik testi istatistikini ifade etmektedir. Kalıntılar, $r_t = \mu + \varepsilon_t$ denkleminde elde edilmektedir. Q(.) ve Q²(.) sırası ile kalıntılar ve karesi alınmış kalıntılar için Ljung-Box istatistigi. * symobolu %1 seviyesinde istatistiki olarak anlamlı ifade etmekte ve # istatistiki olarak anlamlı olmamayı ifade etmektedir.

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır

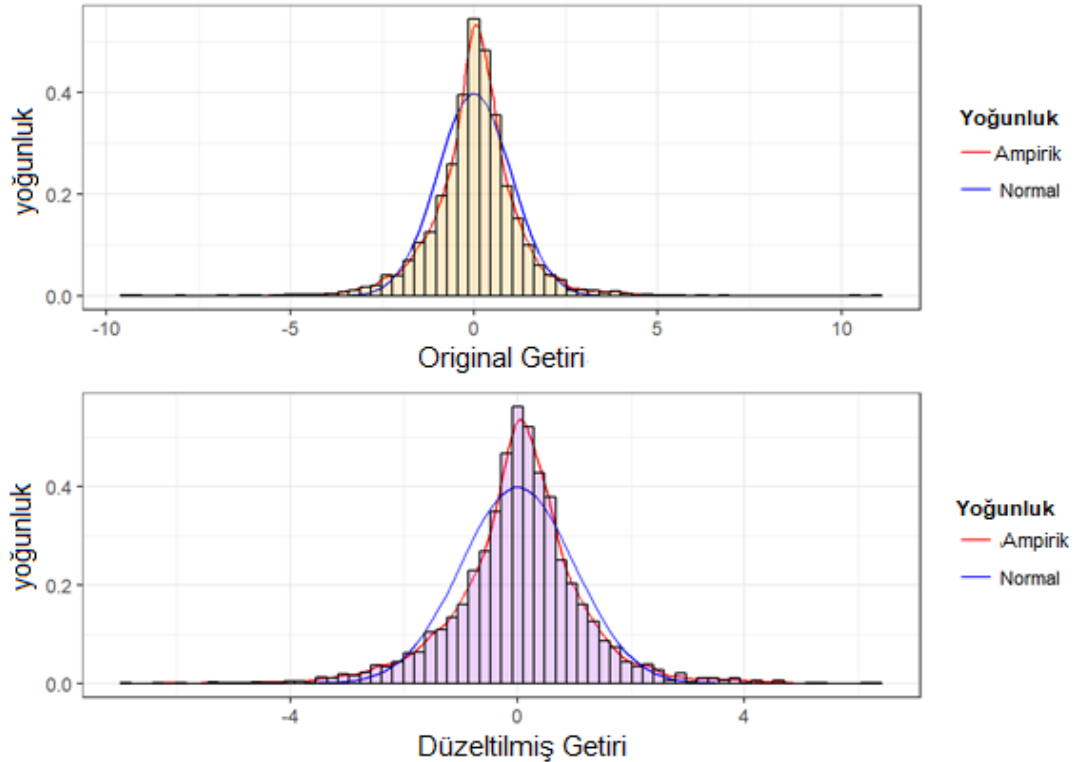
Tablo 3'te, ele alınan finansal getiri serisinin, finansal bilgiyi tüm özellikleri taşıdığı görülmektedir; bu veride en dikkat çeken nokta küçük bir ortalamanın (0.0106) (116 kat daha büyük) (1.24) 'e eşit standart sapmanın olmasıdır. Jarque-Bera'nın normallik hipotezi reddedilmektedir. Bu verinin normal dağılıma sahip olmadığını göstermektedir. Verinin asimetrik ve şişman kuyruk özelliği taşıdığı çarpıklık ve basıklık değerlerinden anlaşılmaktadır. Buradan hareketle Orijinal getirilerin ampirik yoğunluğunun, normal dağılımdan daha şişman iken, ayarlanmış getirilerin daha ince kuyruklar sergilemekle olduğu bulunmuştur. Ancak söz konusu uyarlamaya rağmen dağılım normalden farklılık göstermeye devam etmiştir.

Filtreleme öncesi ve sonrası tanımlayıcı istatistikleri karşılaştırma. Dağılımın medyan değerinin sabit, aykırı gözlemlerin filtrelenmesinin, aykırı gözlemlerin kaldırılmasında etkili olduğunu göstermektedir. Uyarlanmış getiri serileri daha küçük

bir standart sapma sergiler ve ortalama değeri etkin bir şekilde sıfıra yaklaşır. Ayarlanmış getirilerin dağılımı halen normallikten ayrılmayı gösterirken, filtreleme öncesi değerinin (11.21) yaklaşık olarak yarısına kadar düşüş göstermiş ve (6.51) 'e düşmüştür. Bu ise az sayıda kısa ömürlü şokların ve patlamaların, sürecin genel görünümümü üzerinde önemli bir etkiye sahip olabileceğini göstermektedir. Uyarlanmış seriler, gerçek serilerden daha net bir negatif çarpıklık gösteren uzun sol kuyruğu ile çarpıklıkta hafif bir artış göstermektedir; bu, aşırı olumsuz getirilerin, aşırı pozitif getirilere göre gerçekleşme olasılığının daha yüksek olduğunu göstermektedir. Yukarıdakilerin hepsi **Şekil 8**'de grafiksel olarak gösterilmektedir.

Tablo 3'te yer alan Ljung–Box testlerine göre kalıntıların ve karesi alınmış kalıntıların bağımsız olmadığını belirtmek gerekmektedir. Aykırı gözlemler için ayarlama yapılması yalnızca kalıntılar için küçük gecikmelerde bağımlılığı zayıflatmaktadır. Ayrıca, karesi alınmış kalıntıları için test değerleri çok yüksek bulunmuştur. Bu oynaklık kümelenmesinin önemli bir göstergesidir.

Şekil 8: Orijinal Getirilerin ile Ayarlanmış Getirilerin Dağılımın Karşılaştırılması



Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır

3.5.4. Şokların Etkilerinin Analizi

ICSS algoritmasını kullanarak, koşulsuz varyansta hem orijinal getiriler üzerinde, hem de uyarlanmış getiri serileri üzerinde yapısal kırılmaların varlığı tespit edilmektedir. Kırılmaların konumları, birbirlerine çok yakın kümelenmemiş olduğundan emin olmak için kırılmalar arasındaki zamana bir sınır konmaktadır; bu sınır için literatürde en az 63 gün arayla olması yönünde bilgi vardır (Dijk ve Pooters, 2004). Inclan ve Tiao'nun (1994) yaklaşımıyla yalnızca Sanso ve diğerleri (2004) tarafından önerilen düzeltilmiş testlerden en az birinin yakaladığı kırılma konumları bu çalışmada analize konu yapılmıştır. Kabul edilen kırılmalar **Tablo 4**'te gösterilmektedir. Piyasanın göstergesi olan veri ile 16, düzeltilmiş seride ise 15 yapısal değişikliğe karşılık gelen tarih tespit edilmiştir.

Tablo 4: Tanımlanmış Yapısal Kırılmalar, Tarihler ve Karşılık Gelen Haberler

Dönem	Konum	Orijinal	Düzeltilmiş	Karşılık Gelen Piyasa Durumu
(1)	105	-	02/06/2000	Dot-com balonu
	325	18/04/2001	-	Olumlu kurumsal sonuçlar ve Fed faiz oranı indirimi (Writer S. ve Ulick J., 2001).
	613		14/06/2002	2002 ekonomik gerilemedöneminin ayı marketinin sonlarına yönelik pPiyasa düzeltmelerinden sonra Dot-com balonunun patlaması.
	↓			
	623	28/06/2002		
	700	17/10/2002		
	814	02/04/2003		Irak savaşı
(2)	893	25/07/2003		
	1651	28/07/2006	-	
	1887	09/07/2007		Konut kredisi krizi/ ipotek krizi
	↓			
	1897		23/07/2007	
	2186	12/09/2008		Fannie Mae ve Freddie Mac'e, Federal hükümet tarafından kayyum atanması (07/09/2008)
	↓			
(3)	2189		17/09/2008	Lehman Brothers'ın iflası (15/09/2008), uluslararası finansal kriz.
	2365	01/06/2009		Piyasa düzeltmesi
	2478	09/11/2009		Uluslararası finansal krizden piyasa iyileşmesi.
	2592	26/04/2010		
	2685	07/09/2010		
(4)	2912	01/08/2011		Piyasaların, Avrupa borç krizinin kotu etkisinden korkması, ABD kredi notunun tarihte ilk kez AAA'dan AA + seviyesine indirilmesi (Puzzanghera, 2011)
	3011	20/12/2011		
(5)	3931	19/08/2015		Negatif market düzeltmesi, borsanın elde çıkartılması ya da Ağustos 2015'in flaş çökme olarak bilinen, Çin piyasasındaki düşüş nedeniyle, uluslararası ekonominin yavaşlaması ve durgunluk korkuları (Randewich, 2015).
	4004	02/12/2015		

↓ Orijinal ve düzeltilmiş serilerde tespit edilen tarihler arasındaki farkın 10 güne eşit veya daha az olduğunu gösterir.

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır

Tespit edilen kırılmalar, ABD borsasındaki büyük düzeltmelere kolayca bağlanabilir. Düzeltme, en az %10'luk bir ters fiyat hareketi anlamına gelen bir piyasa terimidir. Negatif düzeltme son tepe noktasından %10'luk düşüş olarak tanımlanırken, pozitif düzeltme son dipten sonra %10'luk artış olarak tanımlanmaktadır. Genelde, negatif düzeltmenin gerçekleşmesi daha yaygındır. Ayrıca, Durgunluk veya "ayı piyasası", piyasa endeksin değerinin %20'sini kaybettiğinde gerçekleşir (Yardeni ve diğerleri, 2017). Bu oranlar aynı oranda ortaya çıkmış görünse bile etkiler baz alınan zamana göre asimetriktir.

Tablo 4, içsel olarak tespit edilen yapısal değişikliklerin, iki durgunluğa karşılık gelen beş dönemde gerçekleştiğini ve çalışma süresince üç düzeltmenin meydana geldiğini göstermektedir; (1) 2001 ve 2002 yılları arasındaki ayı piyasası, Dot-com balonu patladıktan sonra meydana gelmiştir. (2) ayı piyasasına, uluslararası finansal kriz (2008-2009) sebep olmuştur. (3) 2009 yılının ortasındaki pozitif piyasa düzeltmesi, uluslararası finansal krizin canlanmasına karşılık gelmektedir. (4) Ağustos 2011'deki piyasa çöküşü Avrupa borç krizinden ve (5) Ağustos 2015'te çöküntü, Çin piyasasındaki düşüş ve yavaşlayan uluslararası ekonomiden kaynaklandığı anlaşılmaktadır.

Tanımlanan bölümler, Tablo 5'te listelenmiştir. Bu tespit edilen zamanların aykırı gözlemlerin varlığına az duyarlı olduğu sonucunda bulunmuştur; Orijinal serideki kırılmaların konumlarını kullanarak tespit edilmiş bölümler ile düzeltilmiş seride bölümler (Düzeltilmiş serideki kırılmalar konumlarını kullanarak) karşılaştırıldığında; hemen hemen tüm kırılmaların aynı konumda olduğu veya gerçek gözlemlerden 10 günden kısa bir süre taşındığını görülmektedir. Bu durum, değiştirilmiş ICSS sürecinin sonuçlarının daha sağlam olduğunu ve aykırı gözlemlerin etisinin varlığına duyarlı olmadığını ortaya koymaktadır.

Tespit edilen kırılmalara dayanarak, **Tablo 5**'de gösterildiği üzere, gerçek veri üzerinde 17 bölüntü ve düzeltilmiş seride 16 bölüntü bulunmuştur. Bölüntü sayısının her iki seride de 10'unun üzerinde ancak her iki seride de aynı olduğunu görülmektedir. Bölüm 1 ve 6 hariç bölümlerin geri kalanında sadece küçük bir fark vardır.

Tablo 5: Tanımlanan bölümlerin Tanımlayıcı İstatistikleri

(a) Orijinal Getiriler					
Bölüm	Zaman dilimi	Süre	Birikmeli top.	Ortalama	S.Sap.
Böl. 1	04/01/2000 - 17/04/2001	324	324	-0.062	1.456
Böl. 2	18/04/2001- 27/06/2002	298	622	-0.062	1.203
Böl. 3	28/06/2002- 16/10/2002	77	699	-0.184	2.334
⁴ Böl. 4	17/10/2002- 01/04/2003	114	813	-0.002	1.421
⁴ Böl. 5	02/04/2003- 24/07/2003	79	892	0.170	1.046
Böl. 6	25/07/2003- 27/07/2006	758	1650	0.033	0.696
Böl. 7	28/07/2006- 06/07/2007	236	1886	0.081	0.612
Böl. 8	09/07/2007- 11/09/2008	299	2185	-0.068	1.321
Böl. 9	12/09/2008- 29/05/2009	179	2364	-0.171	3.281
⁴ Böl. 10	01/06/2009- 06/11/2009	113	2477	0.134	1.175
⁴ Böl. 11	09/11/2009- 23/04/2010	114	2591	0.114	0.848
⁴ Böl. 12	26/04/2010- 06/09/2010	93	2684	-0.105	1.541
⁴ Böl. 13	07/09/2010- 29/07/2011	227	2911	0.069	0.807
⁴ Böl. 14	01/08/2011- 19/12/2011	99	3010	-0.070	2.094
⁴ Böl. 15	20/12/2011- 18/08/2015	920	3930	0.060	0.748
⁴ Böl. 16	19/08/2015- 01/12/2015	73	4003	0.004	1.312
⁴ Böl. 17	02/12/2015- 06/02/2017	296	4300	0.029	0.827
	Min	73	-	-0.184	0.612
	Max	920	-	0.170	3.281
(b) Düzeltilmiş Getiriler					
Bölüm	Zaman dilimi	Süre	Birikmeli top.	Ortalama	S.Sap.
Düz. Böl. 1	04/01/2000 - 01/06/2000	104	104	-0.004	1.660
Düz. Böl. 2	02/06/2000- 13/06/2002	508	612	-0.083	1.210
Düz. Böl. 3	14/06/2002- 16/10/2002	87	699	-0.232	2.169
⁴ Düz. Böl. 4	17/10/2002- 01/04/2003	114	813	-0.002	1.421
⁴ Düz. Böl. 5	02/04/2003- 24/07/2003	79	892	0.170	1.046
Düz. Böl. 6	25/07/2003- 20/07/2007	1004	1896	0.044	0.679
Düz. Böl. 7	23/07/2007- 16/09/2008	292	2188	-0.069	1.333
Düz. Böl. 8	17/09/2008- 29/05/2009	176	2364	-0.191	2.623
⁴ Düz. Böl. 9	01/06/2009- 06/11/2009	113	2477	0.134	1.175
⁴ Düz. Böl. 10	09/11/2009- 23/04/2010	114	2591	0.114	0.848
⁴ Düz. Böl. 11	26/04/2010- 06/09/2010	93	2684	-0.136	1.479
⁴ Düz. Böl. 12	07/09/2010- 29/07/2011	227	2911	0.069	0.807
⁴ Düz. Böl. 13	01/08/2011- 19/12/2011	99	3010	0.034	1.926
⁴ Düz. Böl. 14	20/12/2011- 18/08/2015	920	3930	0.060	0.748
⁴ Düz. Böl. 15	19/08/2015- 01/12/2015	73	4003	0.004	1.312
⁴ Düz. Böl. 16	02/12/2015- 06/02/2017	296	4300	0.029	0.827
	Min	73	-	-0.232	0.679
	Max	1004	-	0.170	2.623

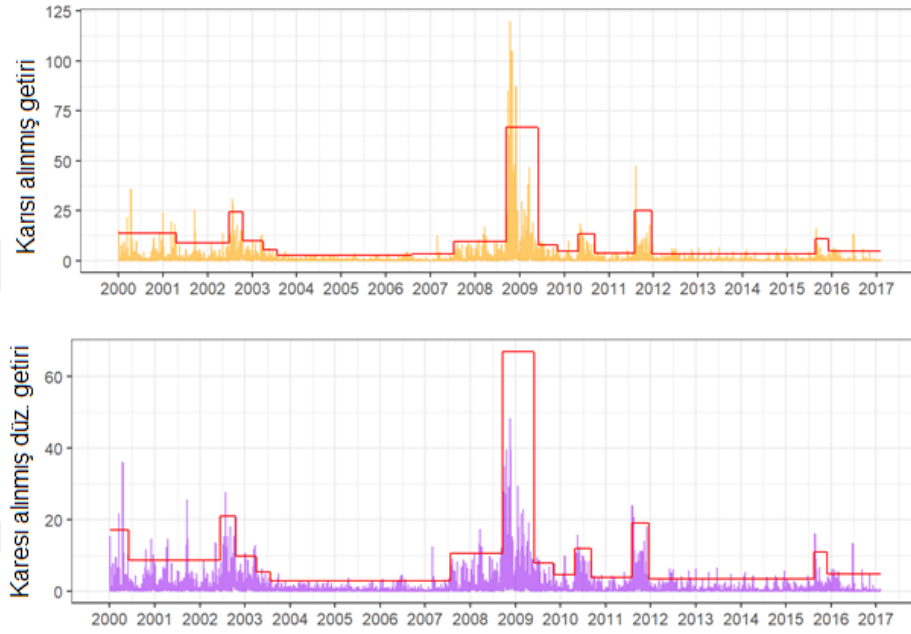
⁽⁴⁾ Etiketli bölümler orijinal ve düzeltilmiş getiriler arasında ortaktır.

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır

Her bölümdeki standart sapmaları inceleyerek, oynaklığın en yüksek olduğu dönemlerin uluslararası finansal krizle ilişkili olduğu anlaşılmaktadır. Oynaklığın en düşük olduğu dönemlerin ise 2003- 2007 yılları arasında, krizin tam öncesinde olduğu fark edilmektedir.

Gerçek verileri temsil eden serilerin ve uyarlanmış serilerin koşulsuz varyansındaki tanımlanan rejimleri **Şekil 9**'de gösterilmektedir. Tespit edilen her bölümde ± 3 standart sapmalı karesi alınmış getiriler gösterilmektedir. Bu durum, daha önce belirtilen bir noktanın doğruluğunu ispatlamaktadır; orijinal seride ve belirli düzeltilmiş serideki bölümler arasında çok az bir farklılık vardır ya da hiç farklılık yoktur.

Şekil 9: Koşulsuz Oynaklıktaki Yapısal Kırılmaların Pozisyonları.



Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

3.5.5. Temel Analiz Sonuçları

Tahmin aşamasına geçmeden önce, S&P500 endeksine ait verilerin, gerçek ve uyarlanmış hallerini temsil eden getirileri için durağanlık testleri verilmektedir. Durağanlık testleri, hesaplanmış getiri serilerinin durağanlık ARMA-GARCH tahminleri için uygun olduğunu göstermek için yapılmıştır. Durağanlık testi, eğilim olan ve olmayan üç yaygın test kullanılarak yapılmaktadır. Genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP), bir birim kök varlığının sıfır hipotezine sahipken, (KPSS) olarak bilinen Kwiatkowski ve diğerlerine ait olan test, (1992) durağanlığın sıfır hipotezini test etmektedir.

Durağanlık testlerin sonuçları **Tablo 6**'da rapor edilmiştir. Getiri hesaplanmasında kullanılan logaritmik fark dönüşümünün, durağansızlığın, ham endeks

serisinden kaldırmakta yeterli olduğu görülebilir. Sonuç olarak, getiri serisi durağandır ve tahminleme için gerekli koşulu sağlamaktadır.

Tablo 6: Birim Kök Testlerinin Sonuçları.

	ortalama (μ)/ eğilim (τ)	S&P500	Getiriler	Düzeltilmiş Getiriler
ADF	μ	0.631 [#]	-51.06 [*]	-67.19 [*]
	$\tau+\mu$	-1.68 [#]	-51.08 [*]	-67.21 [*]
PP	μ	0.20 [#]	-71.74 [*]	-67.79 [*]
	$\tau+\mu$	-1.58 [#]	-71.85 [*]	-67.97 [*]
KPSS	μ	4.52 [*]	0.28 [#]	0.42 [#]
	$\tau+\mu$	1.18 [*]	0.049 [#]	0.06 [#]

Not: *, # sembolleri sırasıyla, % 1 seviyesinde istatistiksel olarak anlamlı ve anlamlı olmayan belirtmektedir. ADF ve PP için kritik değerler MacKinnon'dan (1996) alınmıştır. KPSS kritik değerleri, Kwiatkowski Phillips-Schmidt-Shin'den alınmıştır (1992, Tablo 1). Optimum gecikmeler, ADF, PP, KPSS için sırasıyla 16, 10, 15'tir ve **R**'deki *tsereis* paketi tarafından hesaplanmıştır.

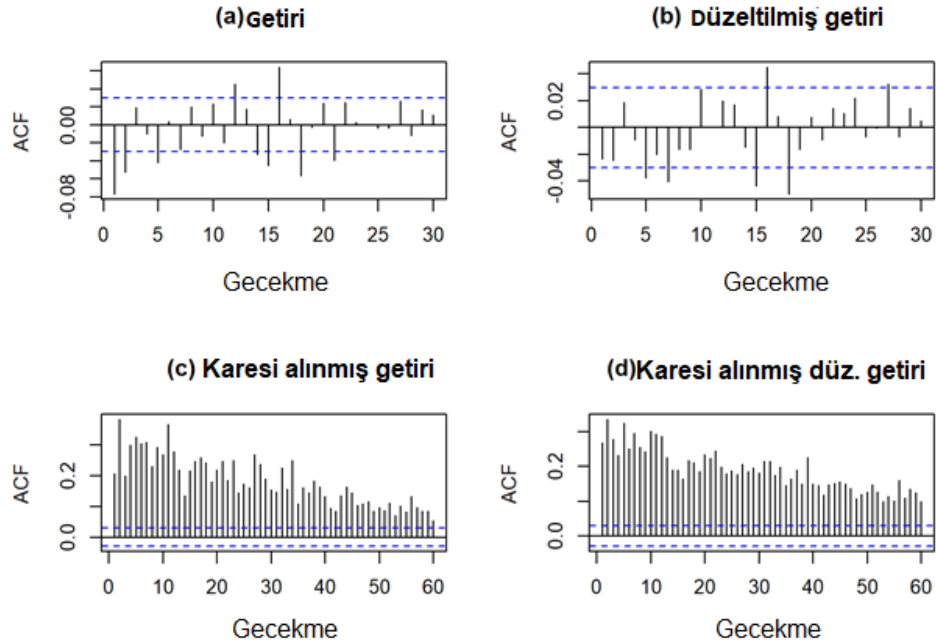
Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır

3.6. AMPİRİK SONUÇLAR

3.6.1. Ortalama Denklemi

Uygun bir oynaklık tahmini, ortalama için uygun parametre sayısına karar vermeyi gerektirmektedir. Korelogram veya kendiyle ilgileşim, bu konuda önemli bir bakış açısı sağlayan bir araçlardır. Çünkü bu teknikler gözlem arasındaki seri bağımlılık derecesi hakkında bilgi vermektedir. Sonuç olarak, bu tekniklerden elde edilen bilgiler

Şekil 10: Orijinal ve Düzeltilmiş Getiri serilerin Kendiyle İlgileşim



Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

söz konusu verinin temsil ettiği piyasa için şokların hafızası hakkında bilgi vermektedir. Gerçek ve düzeltilmiş seriler için hem getirilerin hem de karesi alınmış getirilerin kendiyile ilgileşim **Şekil 10**'da verilmiştir.

Çizimlerde, getirinin kendiyile ilgileşiminin, ilk iki gecikmeden sonra sıfıra ulaştığını görebiliriz; bu, düşük dereceli (p) ve/veya (p, q), durağan bir ARMA modeli ile tahminlenmesi uygun olan kısa süreli bir bağımlılık anlamına gelmektedir. Öte yandan, karesi alınmış getiriler, çok yavaş bozulan kendiyile ilgileşimli özelliğe sahiptirler; 60 gecikmeden sonra bile sıfıra düşmemektedir. Bu, oynaklığın önemli ölçüde uzun bir bağımlılığa ya da uzun hafızaya sahip olduğu anlamına gelmektedir. Eğer bir şok sistemi gelirse, gelecekte birçok dönemde etkili olmaktadır. Başka bir ifadeyle şok bağımlılık ortaya çıkarmaktadır.

Şekil 10'daki (a) ve (b) panellerini karşılaştırırken, aykırı gözlemleri uyarlanmasında, ilk 5 gecikme için getirinin kendiyile ilgileşiminin etkin bir şekilde zayıflatabildiği görülmektedir. Öte yandan, (c) ve (d) panellerini karşılaştırması, aykırı gözlemlerde düzeltme yaptıktan sonra karesi alınmış getirilerin kendiyile ilgileşiminin daha güçlü olduğunu göstermektedir. Bunun gerçekleşmesini sağlayan olası bir sebep ise aşırı ama nadir şoklar, nispeten daha küçük olan diğer daha sık gerçekleşen şokların etkisi olduğu bilinmektedir.

Önceki analiz daha sezgisel olduğundan dolayı ARMA (p, q) derecelerinin uygunluğuna karar vermek için, (p, q) terimlerinin düşük değerlerinin farklı kombinasyonları olan tahminleme süreçleri uygulanmıştır. Bu uygulama sonuçlarında bilgi ölçütlerinin değerini düşüren tahminler en uygun olarak kabul edilmiştir. Kullanılan bilgi ölçütleri, Akaike ölçütü (AIC), düzeltilmiş Akaike (AICK) ve Bayes Bilgi Kriteri (BIC) 'dir. Farklı bilgi ölçütlerine göre seçilen tahminlemelerde farklılık olması halinde, Ljung-Box testiyle ölçülen kalıntı terimlerinin kendiyile ilgileşiminin en fazla azaltmaya sahip modeli seçilmiştir.

Denenen modellerden elde edilen bilgi kriter değerleri, **Tablo 7**'de gösterilmektedir. Gerçek getiriler için tüm bilgi kriterleri AR (2) modelini desteklemektedir, tabloda görüldüğü gibi düzeltilmiş getiriler için ise AIC ve AICc ile ARMA (1,1)'yi desteklemekte ancak BIC ölçütü AR (1) 'yi desteklemektedir.

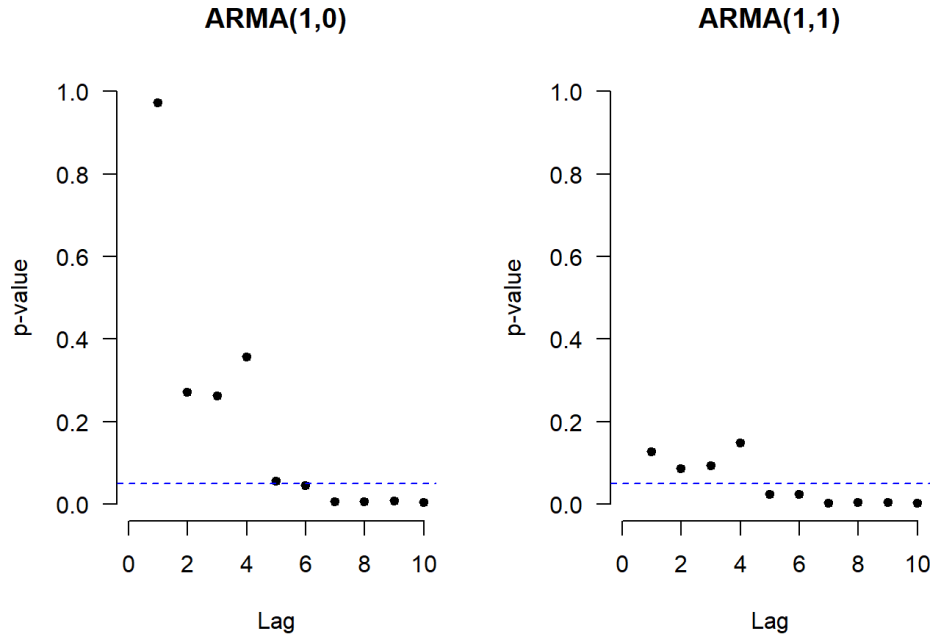
Tablo 7: ARMA (p, q) Derecesini Karar Vermekte Kullanılan Bilgi Kriterleri

(a) Original Getiriler							
(p, q)	(0,0)	1,0	1,1	2,0	1,2	2,1	Minimum
AIC	1.433472	1.427968	1.4254499	1.424548	1.424963	1.425261	1.424548
AICc	1.433938	1.428435	1.4259172	1.425014	1.425430	1.425729	1.425014
BIC	0.434952	0.430929	0.4298916	0.427509	0.429404	0.431183	0.427509

(b) Düzeltilmiş Getiriler							
(p, q)	(0,0)	(1,0)	(1,1)	(2,0)	(1,2)	(2,1)	Minimum
AIC	1.290497	1.29002191	1.28969	1.290256	1.425331073	1.290515	1.28969
AICc	1.290963	1.29048768	1.290158	1.290723	1.425799439	1.290984	1.290158
BIC	0.291978	0.29150246	0.2941319	0.294698	0.431253278	0.296438	0.291502

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

Düzeltilmiş getirilere uyacak en iyi modele karar vermek için ikinci bir önlem gerekiyor. Böylece, **Şekil 11**'deki Ljung-Box testinin p-değeri ARMA (1,1) ve AR (1) tahminleri için yapılmıştır. Q-testinin sıfır hipotezinin reddedilmesinin en yüksek oranına sahip olan model daha önce BIC tarafından tercih edilen model olan AR(1)'dir. Bu analize bağlı olarak AR(1) model seçilmiştir. Sonuç olarak, Yukarıdaki analizlere göre, AR(2) orijinal getirinin ve uyarlanmış getirilerin modellenmesi için AR(1) seçilmiştir.

Şekil 11: Ljung-Box testlerinin p-değerleri

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

3.6.2. Zamana Bağlı Değişken Risk

Bir önceki kısımda AR tahminlerinin kalıntı terimlerindeki varyansın zamana bağlı değişkenliği (heteroskedastisiteyi) test edilmiştir. Diğer bir deyişle ARCH etkileri araştırılmıştı. Bu amaç için, iki tür test kullanılmaktadır. Birincisi, Engle'nin (1982) Langrage Multiplier (LM) testi, test edilen sıfır hipotezi bir modelin artık terimlerinin homoscedastic olması anlamına gelmektedir ya da başka bir deyişle varyansın zaman içinde değişmemesidir. İkincisi ise, belirli sayıda gecikme için kendiyle ilişileşim olmaması durumundaki hipotezin test edilmesidir. Bu amaçla Ljung-Box-Q testi kullanılmıştır. Çünkü karesi alınmış kalıntıların kendiyle ilişileşimi, doğrusal olmayan bağımlılığın tespit edilmesinde kullanışlı bulunmaktadır (McLeod ve Li, 1983). LM ve Q testlerinin sonuçları Tablo 8'de gösterilmektedir. Bildirilen p. değerleri, sıfır hipotezin reddedilmesini içermekte ve oynaklığın varyansının değişimi hakkında güçlü bir kanıt sağlamaktadır.

Tablo 8: Ortalama Denklemin Kalıntı Terimlerinde Heteroskedastisite Testi

Gecikme	Orijinal Getiriler AR(2) Kalıntı terimleri		Düzeltilmiş Getiriler AR(2) Kalıntı terimleri	
	LM	Q ²	LM	Q ²
4	2653 (0.000)	3014(0.000)	1979 (0.000)	1370(0.000)
8	909 (0.000)	4531(0.000)	804 (0.000)	2733(0.000)
12	549 (0.000)	5319(0.000)	483 (0.000)	4105(0.000)
24	384 (0.000)	6184(0.000)	353 (0.000)	4738(0.000)

p. değerleri parantez içinde bildirilmiştir (.).

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

3.6.3. Oynaklık Tahmin Sonuçları

Ortalama denklemi belirledikten ve kalıntı terimlerinde anlamlı bir değişen varyans etkisinin bulunmasından sonra, ortalama ve oynaklığın ortak dinamikleri tahmin edilmiştir. Gerçek ve düzeltilmiş getiriler için tahmin sonuçları raporlanmıştır. Yapısal kırılmaların etkisi için tahminlerde kısıtlanması, önceki aşamada belirtilen kukla değişkenlerin dahil edilmesiyle yapılmıştır. Modelleme, OxMetrics 6.1'in G@RCH 2.3 paketinden yararlanılarak gerçekleştirilmektedir.

GARCH (1,1) tahmin sonuçları **Tablo 9**'da gösterilmektedir. Oynaklığın sürekliliği ya da, uzun hafıza, toplam ($\hat{\alpha} + \hat{\beta}$) tarafından ölçülmektedir. Gerçek ve uyarlanmış getiri serileri için kısıtlanmamış tahminlerde 1'e yakın $\hat{\alpha} + \hat{\beta}$ toplamı, açık bir oynaklık sürekliliğini göstermektedir. Oynaklık hafızası, şokların yarı ömürleri

yoluyla daha açık bir şekilde ifade edilebilmektedir. Şokların yarı etkisi yapılan hesaplamayla 89 güne ve aykırı gözlemlerin etkisini ortadan kaldırdıktan sonra ölçüldüğünde daha uzun bir süre olan 94 gün olarak bulunmuştur.

Tablo 9: GARCH Kullanan Oynaklık Modeli

Modeller:	Panel (a) Original Getiri		Panel (b) Düzeltilmiş Getiri	
	Kısıtlanmayan	Kısıtlanmış	Kısıtlanmayan	Kısıtlanmış
Ortalama sabiti (μ)	0.0425 (.000)**	0.0489 (.000)**	0.0418(.001)**	0.0467 (.000)**
AR (1)	-0.0750 (.000)**	-0.070 (.000)**	-0.0597 (.000)**	-0.0572 (.000)**
AR (2)	-0.0577 (.001)**	-0.052 (.002)**	-	-
Varyans sabiti ($\hat{\omega}$)	0.0130 (.000)**	0.167 (.000)**	0.0118 (.000)**	0.163 (.000)**
ARCH ($\hat{\alpha}$)	0.099 (.000)**	0.092 (.000)**	0.0938 (.000)**	0.0874 (.000)**
GARCH ($\hat{\beta}$)	0.8932 (.000)**	0.819 (.000)**	0.8989 (.000)**	0.8234 (.000)**
$\hat{\alpha} + \hat{\beta}$	0.99225	0.9110	0.99266	0.9108
Yarılanma ömrü HL (gün)	89	7.44	94	7.42
Koşulsuz var. $\omega/(1 - \alpha - \beta)$	1.6816	1.8806	1.6110	1.82632
Tanı testleri				
AIC	2.771563	2.756914	2.749674	2.734713
Log-Likelihood	-5950.86	-5910.37	-5904.798	-5864.634
ARCH-LM [2]	4.838 (.008)**	2.7486 (.064)	2.5727 (.08)	2.385 (0.092)
ARCH-LM [5]	2.071 (.066)	1.169 (.321)	1.0743 (.38)	1.038(0.394)
ARCH-LM [10]	1.763 (0.062)	1.824 (.051)	1.266 (.24)	1.784 (0.058)
Q [5]	12.76 (.005)**	13.26 (.004)**	10.443 (.034)*	11.01 (.026)*
Q [10]	19.19 (.014)*	20.84 (.008)**	18.836 (0.027)*	20.44 (.0154)*
Q [20]	33.48 (.015)*	38.14 (.004)**	34.196 (.0174)*	37.86 (.0062)**
Q ² [5]	10.83 (.0127)*	6.159 (.10)	5.460 (0.14)	5.33 (0.149)
Q ² [10]	18.27 (.0192)*	18.82 (.015)*	12.85 (0.12)	18.0 (0.021)*
Q ² [20]	31.02 (.0286)*	27.57 (.069)	26.787 (0.08)	27.26 (0.074)
Kalıntıların dağılımı				
Çarpıklık	-0.475 (.000)**	-0.400 (.000)**	-0.4172(.000)**	-0.329 (.000)**
Excess Kurtosis	1.546 (.000)**	1.512 (.000)**	1.4475(.000)**	1.1497 (.000)**
J-B	590.2 (.000)**	524.33 (.000)**	500.13(.000)**	314.21 (.000)**

Gecikmeler parantez içinde yazılmaktadır [.], p. değerleri parantez içindeki raporlardır (.). **, * sırasıyla% 1 ve% 5'lik anlamlılığı belirtmektedir. Modeller çarpık t-student dağılımı ile tahmin edilmektedir. Kısıtlı modeller, yalnızca% 5 seviyelerinde anlamlı olan kukla değişkenleri içermektedir.

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

Kırılmaların etkisi bağlamında kukla değişkenlerin eklenmesiyle bulunan değerler ise, şokun yarılanma ömrü dikkate alındığında parametre değerinde %91 gibi yüksek bir oranda düşmeye neden olmaktadır. Bunun sonucunda şokun yarılanma ömrü, 84 işlem gününden yaklaşık 7 güne gerilemektedir. Sonuç olarak, basit GARCH modeli, oynaklık hafızasının büyük bir kısmının gerçek olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Bunun anlamı; uzun hafıza koşulsuz varyanstaki yapısal kırılmaların ortaya çıkması nedeniyle rejim dinamiklerindeki değişimden kaynaklıdır.

Aykırı gözlemlerin filtrelenmesinin bir nedeni, özellikle yapısal bir kırılma yakınında bir aykırı gözlemin meydana gelmesiyle ortaya çıkacak etkiyi sınırlamaktır. Analizlerde bu dikkate alınmazsa kırılmaya ait parametrelerin yüksek ve sapmalı tahminine sebep neden olmakta veya kırılmaların olmadığı yönünde sonuçların elde

edilmesine neden olmaktadır. Burada elde edilen sonuçlar her biri hipotez olarak kabul edilebilecek teorik yaklaşımların geçerliliğine yönelik bilgi sunmaktadır. Bu çalışma da uyarlanmış getiri serisi ile yapılan kırılmalı tahminde, kırılmaları gösteren kukla değişkenler kısıtlandığında; β 'da çok küçük bir artış olduğu görülmektedir. Bu aykırı gözlemlerin sürecin uzun hafızası üzerinde sınırlı bir etkiye sahip olduğu anlamına gelmektedir.

Aykırı gözlemlerin tahmine dahil edilmesi koşulsuz varyansın yaklaşık % 4 oranında düşmesine, oynaklık parametreleri olan α ve β toplamı ile ölçülen değerlerde ise artışa neden olmuştur. Aykırı gözlemlerin parametreler üzerindeki etkisi her biri için; α 'nın azalmasına ve β 'nın artmasına neden olduğu bulunmuştur. Bu, göz ardı edilen aykırı gözlemlerin, α parametresinin aşırı tahmin edildiğini ve β parametresinin ise az tahmin edilmesine yol açtığını anlamına gelmektedir. Genel olarak aykırı gözlemlerin ilk parametreyi, ikinci parametreye göre artırması beklenir. Elde ettiğimiz sonuçlar, aykırı gözlemlerin etkisi dikkate alınarak yapılan β 'da meydana getirdiği artışa göre α 'da daha büyük bir düşüşe neden olduğuyla uyumlu olan Chatzikonstani (2017) ile benzerlik göstermektedir. Bu sonuç aykırı gözlemlerin kaynaklanan büyük şokların uzun dönemli olmasından daha çok kısa dönemli etkilerinin olabileceği yönünde bir bilgidir. Bu nedenle ekonomide aykırı gözleme karşılık gelen etkiler sistem üzerinde belirleyici olarak kabul edilmemelidir.

Aykırı gözlemler ayrıştırarak yapılan analiz sonuçları tanı testleri üzerinde önemli iyileşme göstermektedir. ARCH etkisi kalıntı terimlerinden tamamen kalkmıştır. Karesi alınmış artık terimlerinin kendiyle ilişileşim olmama Ljung-Box sıfır hipotezinin daha yüksek bir reddedilmeme oranı görülmektedir. Kalıntı terimleri, hala normallikten uzaklaşma sergilemektedir, fakat kalıntı terimlerinin çarpıklığı ve aşırı basıklığı etkili bir şekilde azaltılmıştır.

Basit GARCH modelinin başlıca sınırlaması muhtemel asimetric haber etkisine uymamasıdır. Bu çalışmada tahmin edilen modelde, bu kısıtlamanın üstesinden gelmek için çarpık t-student koşullu dağılımı kullanılmıştır. Bu modelin güvenilirliğini ve ondan elde edilen sonuçları test etmek için, aşağıdaki bölümde EGARCH ve GJR-GARCH olmak üzere yaygın olarak kullanılan iki asimetric tahmin tekniği kullanılmıştır.

EGARCH'in tahmin sonuçları **Tablo 10**'da gösterilmektedir. ($\hat{\gamma}$) asimetrik parametresi, negatif ve anlamlıdır, olumsuz bir haberin olumlu haberlerden daha fazla oynaklık üzerinde etkili olduğunu göstermektedir.

Tablo 10: EGARCH Kullanan Oynaklık Modeli

Models:	Panel (a) Original Getiri		Panel (b) Düzeltilmiş Getiri	
	Kısıtlanmayan	Kısıtlanmış	Kısıtlanmayan	Kısıtlanmış
Ortalama sabiti ($\hat{\mu}$)	0.0141 (.20)	0.0208 (0.048)	0.0101(.22)	0.019653 (0.0895)
AR (1)	-0.0649 (.000)**	-0.0563 (.000)**	-0.05407(.000)**	-0.05 (0.004)**
AR (2)	-0.0356 (.028)*	-0.0271(0.084)	-	-
Varyans sabiti ($\hat{\omega}$)	-1.4558 (.000)**	0.2052 (0.024)*	-1.31416(.000)**	0.202137 (0.031)*
ARCH ($\hat{\alpha}$)	0.1159 (.000)**	0.0602 (.000)**	0.108499(.000)**	0.059417 (.000)**
GARCH ($\hat{\beta}$)	0.9828 (.000)**	0.9362 (.000)**	0.981597(.000)**	0.943184 (.000)**
Asimetri $\hat{\gamma}$	-0.1581 (.000)**	-0.1893 (.000)**	-0.15127(.000)**	-0.17726 (.000)**
Yarılma ömürü HL (gün)	39.89	10.5	37	11.84
Koşulsuz var. $\exp(\frac{\hat{\omega}}{1-\hat{\beta}})$	0.00000	24.9	0.00000	35.08
Tanı testleri				
AIC	2.725409	2.704803	2.704872	2.681611
Log-Likelihood	-5849.629	-5796.326	-5806.474	-5748.46
ARCH-LM [2]	4.866 (0.008)**	3.69 (.025)*	4.1251(.0162)*	3.4061(.033)*
ARCH-LM [5]	2.2541(0.046)*	2.169 (.0548)	2.1725(.054)	2.0797(.065)
ARCH-LM [10]	2.259 (0.013)*	1.96 (.0331)*	2.354(.0091)**	1.8455(.048)*
Q [5]	7.272 (.064)	7.245 (.0645)	10.4337(.034)*	9.21323(.056)
Q [10]	14.153 (.078)	13.539 (.095)	18.7478(.027)*	17.1268(.047)*
Q [20]	27.65 (.068)	32.22 (.0207)	32.814(.025)*	34.6121(.0155)*
Q ² [5]	11.463 (.0095)**	10.856 (.0125)*	10.978(.012)*	10.4288(.01525)*
Q ² [10]	22.818 (.004)**	20.030 (.0102)*	24.383(.002)**	19.1644(.014)*
Q ² [20]	34.551(.0108)*	29.158(.047)*	34.471(.011)*	27.0342(.0783)
Kalıntıların dağılımı				
Çarpıklık	-0.5094(.000)**	-0.3458 (.000)**	-0.4753 (.000)**	-0.3306(.000)**
Excess Kurtosis	1.5434(.000)**	1.0423 (.000)**	1.439(.000)**	0.940 (.000)**
J-B	612.72(.000)**	280.34 (.000)**	532.93(.000)**	236.68(.000)**

Gecikmeler parantez içinde yazılmaktadır [.], p. değerleri parantez içindeki raporlardır (.). **, * sırasıyla% 1 ve% 5'lik anlamlılığı belirtmektedir. Modeller çarpık t-student dağılımı ile tahmin edilmektedir. Kısıtlı modeller, yalnızca% 5 seviyelerinde anlamlı olan kukla değişkenleri içermektedir.

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

GARCH'de gözlemlenenlere benzer şekilde, kukla değişkenler dahil edildiğinde, oynaklık sürekliliği etkin bir şekilde azaltılmaktadır. Süreklilik parametresi β , orijinal değerinin yaklaşık % 6 oranında azaltılmaktadır. Benzer olarak, yarılma ömürü yaklaşık olarak üçte birine; 37 günden 12 günden az bir süreye düşmektedir. Aykırı gözlemlerin düzeltilmesi ise basit GARCH modelinde gözlemlenen aynı etkiyi sağlamıştır.

Bu modelin, basit GARCH tahmininden daha az etkili olduğunu belirtmek gerekmektedir. Çünkü hala bazı gecikmelerde ARCH etkileri sergilemektedir. Tamamen ortadan kaldırılmasa da aykırı gözlemlerin düzeltilmesi ve kırılmaların dahil

edilmesi sonucunda ARCH etkilerinin zayıfladığı görülmektedir. Karesi alınmış kalıntı terimlerinin Q Ljung-Box testi, hala yüksek oranda kendiyile ilgileşim sergilemektedir.

EGARCH modelinin, Engle ve Ng (1993) tarafından da belirtildiği gibi asimetri etkisini fazla tahmin ettiği bilinmektedir. Engle ve Ng (1993), GJR-GARCH'ın asimetri etkilerinin ayrıştırması konusunda daha iyi performans gösterebileceğini belirtmiştir.

Tablo 11: GJR-GARCH Kullanan Oynaklık Modeli

Model:	Panel (a) Original Getiri		Panel (b) Düellenmiş Getiri	
	Kıstlanmayan	Kıstlanmayan	Kıstlanmayan	Kıstlanmayan
Ortalama sabiti ($\hat{\mu}$)	0.013 (.26)	0.0264 (.022) *	0.0090 (.45)	0.02255(.052)
AR (1)	-0.066 (.000)**	-0.055 (.000)**	-0.0536 (.000) **	-0.044 (.002) **
AR (2)	-0.042 (.01) *	-0.0377 (.019) *	-	-
Varyans sabiti ($\hat{\omega}$)	0.015 (.000)**	0.11797 (.000)**	0.015261 (.000) **	0.11447 (.000) **
ARCH ($\hat{\alpha}$)	-0.022 (.001)**	-0.04842 (.000)**	-0.02396 (.004) **	-0.050378 (.000) **
GARCH ($\hat{\beta}$)	0.916 (.000)**	0.87066 (.000)**	0.917167 (.000) **	0.866255 (.000) **
GJR ($\hat{\gamma}$)	0.185 (.000)**	0.2229 (.000)**	0.18651(0.000) **	0.225487 (.000) **
$\hat{P} = \hat{\beta} + \hat{\alpha} + \kappa\hat{\gamma}$ ⁽¹⁾	1.0001	0.9506	0.9999	0.9449
Yarılanma ömürü	∞	13.694	10162	12.231
HL(gün)				
Koşulsuz var. $\hat{\omega}/(1 - \hat{P})$	/	2.39	223.75	2.077
Tanı testleri				
AIC	2.729106	2.713146	2.709212	2.69212
Log-Likelihood	-5858.578	-5816.264	-5816.805	-5771.058
ARCH-LM [2]	3.454 (.032) *	2.295 (.10)	3.467 (0.031) *	3.1314 (.0438) *
ARCH-LM [5]	1.69 (.133)	1.352 (.24)	1.762(0.1171)	1.7145(.1276)
ARCH-LM [10]	1.386 (.18)	1.316 (.21)	1.582(0.1055)	1.7693(.0607)
Q [5]	8.014 (.046) *	8.43(.0379) *	8.9703(0.062)	8.03735(.0902)
Q [10]	12.942 (.11)	14.44(0.071)	15.488 (0.078)	14.897(.0938)
Q [20]	26.650 (.086)	32.21(0.021) *	30.243 (0.049) *	32.6145(.027) *
Q ² [5]	8.59827(.035) *	6.78(0.079)	8.852 (0.031) *	8.59443(.035) *
Q ² [10]	14.1983 (.077)	13.52(0.095)	16.298 (0.038) *	18.1808(.0199) *
Q ² [20]	24.5947 (.136)	21.18(0.270)	25.655 (0.108)	26.3985(.091)
Kalıntıların dağılımı				
Çarpıklık	-0.464 (.000) **	-0.4125(.000) **	-0.442 (.000) **	-0.3621 (.000) **
Excess Kurtosis	1.3918 (.000) **	1.546 (.000) **	1.355 (.000) **	1.2498 (.000) **
J-B	501.22 (.000) **	549.92 (.000) **	469.17 (.000) **	373.85 (.000) **

(1) κ , , standart kalıntı terimlerinin sıfırdan düşük olma ihtimalidir, koşullu çarpık t student dağılımından hesaplanan sırasıyla orijinal ve ayarlanmış getiriler için 0.57608, 0.572208'dır. Gecikmeler köşeli parantez içinde yazılmaktadır [.], p. değerleri parantez içindeki değerlerdir (.) **, * sırasıyla% 1 ve% 5 seviyede istatistiksel olarak anlamlı göstermektedir. Modeller, çarpık t-student dağılımı ile tahmin edilmiştir. Kısıtlı modellerde yalnızca % 5'lik anlamlılığa sahip kukla değişkenler bulunmaktadır.

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

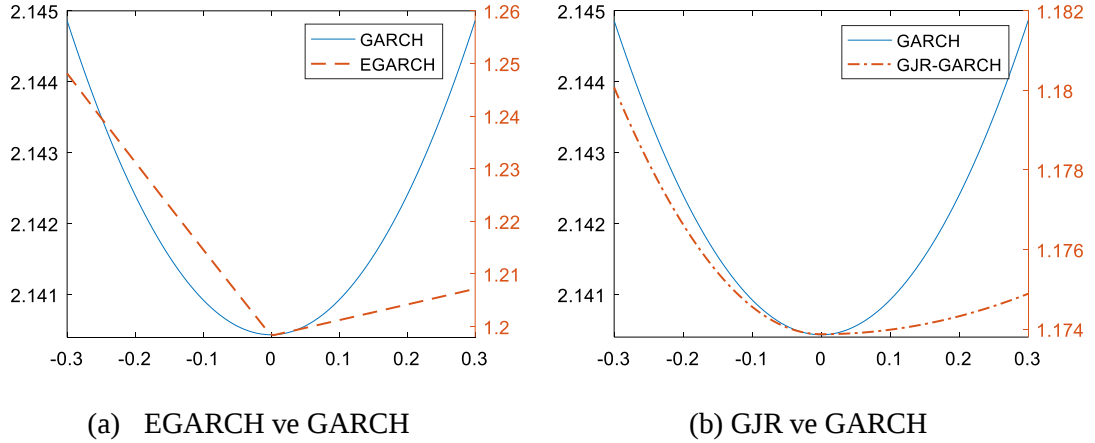
GJR-GARCH kullanan tahmini sonuçları, **Tablo 11**'de gösterilmektedir. GJR'nin, önceki iki modele kıyasla sahte uzun hafızaya aşırı duyarlı olduğu görülmektedir. Geçek getirilerin kullanıldığı tahmin ile, kırılmaların dikkate alınmadığı parametre tahmini 1 değerine eşittir. Bu, getiri serisinin patlayıcı durağan olmayan bir süreç temsil ettiğini ve şokların hiçbir zaman etkisini kaybetmeyeceği için oynaklığın

sonsuz hafızaya sahip olduğu sonucuna işaret etmektedir. Fakat, kırılmaları dikkate almak, süreklilik parametresinin aykırı gözlemleri düzeltmeden önce 0.95'e ve düzeltildikten sonra 0.94'e düşmesine neden olmaktadır. Paralel olarak, şokların yarılama ömrü yaklaşık iki haftaya kadar kısalmaktadır.

Asimetrik parametre γ , pozitif ve anlamlıdır; EGARCH ile uyumlu olarak, anlamlı bir asimetrik haber etkisine işaret etmektedir. Fakat GJR, kalıntı terimlerinden ARCH etkilerinin ortadan kalkması ve karesi alınmış kalıntı terimlerinin kendisiyle ilişkim azaltılmasında EGARCH'den daha etkin olmuştur. Bu, GJR'nin performansının genellikle EGARCH'den üstün olduğunu ve neredeyse GARCH modeli kadar iyi performans gösterdiğini göstermektedir.

Engle ve NG, (1993) standart GARCH'ın performansını EGARCH ve GJR gibi asimetrik modellerle karşılaştırmak için kullanışlı bir yaklaşım ortaya koymuştur. Bu araç, haber etki eğrisi olarak bilinmektedir. X ekseninde gecikmeli getiri şoklar (beklenmeyen karesi alınmış kalıntı terimler) ve Y ekseninde koşullu oynaklık temsil edilmektedir. Buna dayanarak, yeni bilgilerin oynaklığa nasıl dahil edildiği anlaşılmaktadır (Jondeau ve diğerleri, 2007: 96). Üç tahmini modelin haberler etki eğrisi hesaplandıktan sonra **Şekil 12**'de çizilmiştir.

Şekil 12: Haberler Etki Eğrisi.



Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

GARCH modeli için, haberlerin oynaklık üzerindeki etkisi olumlu ve olumsuz haberler için özdeşdir. EGARCH logaritmik formu sebebiyle hem GJR hem de GARCH modelinden daha hızlı değiştiği görülmektedir. Ayrıca, GJR modeli asimetrik GARCH'ın asimetrik bir versiyonunu olarak düşünülmelidir.

Bunu daha ayrıntılı olarak incelemek için **Tablo 12’de**, üç modelin haber etki eğrisinin tanımlayıcı istatistikleri sunulmaktadır. Standart sapma ile ölçülen EGARCH koşullu varyansın değişkenliği, Engle ve Ng (1993) sonuçlarına uygun olarak, standart GARCH modelinden tahmin edilen koşullu varyansın değişkenliğinin yaklaşık 10 katı olduğunu belirtmek gerekir. Tahmin sonuçlarının ortalamasının medyana yaklaşması elde edilen sonuçların etkin olduğu yönünde bulgu sağlamaktadır.

Tablo 12: Haberler Etki Eğrisinin Koşullu Varyansının Tanımlayıcı İstatistikler

	Ortalama	Medyan	St. Sapma	Range	Min.	Max.
h_t GARCH	2.141939	2.141563	0.001353684	0.004428	2.140433	2.144862
h_t EGARCH	1.21301	1.205814	0.014709458	0.049757	1.198349	1.248106
h_t GJR	1.1751	1.1744	0.001621995	0.006203	1.173873	1.180075

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır.

3.6.4. Frekans Alanında Sahte Uzun Hafıza

İki oynaklık ölçüsüne uygulanan Local Whittle yöntemiyle oynaklığının d hafıza parametresi şöyle tahmin edilmektedir; (1) Basitçe karesi alınmış (r_t^2) getiriler olan gerçekleştirilmiş günlük oynaklık (2) Koşulsuz varyans, karesi alınmış öngörülemez getiri terimlerinde temsil edilmektedir ve aşağıdaki gösterilen AR (2)’nin karesi alınmış kalıntı terimleri (ε_t^2) ile ölçülmektedir

$$E(r_t) = \mu + \phi_1 r_{t-1} + \phi_2 r_{t-2} + \varepsilon_t$$

Dikkatin, ortalamadan daha çok uzun hafızaya odaklanmasından dolayı ikinci ölçü kullanım için daha uygun olmaktadır. Tanımlayıcı istatistikler Tablo 13’te gösterilmektedir. İki ölçütün Tanımlayıcı istatistiklerinde ufak farklar vardır; oynaklığın daha güçlü bir Leptokurtik şekil sergileme eğilimi göstermesi gibi, fark edilen tek önemli fark, Fazla Basıklıktır. Frekans alanında çalışırken bunun herhangi bir önemi yoktur.

Tablo 13: Gerçekleşmiş Oynaklığının ve Koşulsuz Oynaklığının Tanımlayıcı İstatistikleri

	Gerçekleşmiş Oynaklık r_t^2	Koşulsuz Oynaklık ε_t^2
Ortalama	1.541992	1.527323
Medyan	0.313307	0.29905
Standart sapma	4.926593	4.753912
Aşırı Kurtosis	205.8129	174.8326
Çarpıklık	11.85649	11.00503
Açıklık	120.0602	107.7123
Minimum	0.0000	0.0000
Maksimum	120.0602	107.7123
Toplam	6630.566	6567.49
Gözlem Sayısı	4300	4300

Kaynak: Tarafımızdan hazırlanmıştır

Bu çalışma da Shimotsu tarafından sağlanan MATLAB kodu kullanılarak analizler yapılmıştır (2006a). Bu çalışmadaki örneğin uzunluğu $n = 4300$ 'tür, n / b 'nin bir tam sayı olması gerektiği dikkate alınarak $b = (2, 4, 10)$ alt örneklerine bölünmesi tercih edilmektedir. En küçük alt örneklem uzunluğu, yaklaşık 20 işlem ayı olarak 430'gündür. Bu bağlamda, alt-örneklemelerin zaman alanı özelliklerinin doğru biçimde ifade edilebilecek kadar uzun olması gerektiğinden fazla bölünmelerin yanıltıcı sonuçlara neden olacağı unutulmamalıdır. Uygun frekans seti kullanmak adına, frekans değeri m , $n^{(4/5)} \approx 800$ 'den küçük ve m/b 'yi tam sayı olması dikkate alarak seçilmiştir. Hafıza parametre tahminleri ve sahte uzun hafıza testleri sonuçları **Tablo 14**'te verilmiştir. Olguların çoğunluğunda, Wald test istatistiği (W_c) frekans seviyesinin $m = 500$, $b > 2$ olduğu bir durum dışında tam örnek ve alt örneklemeler arasında tutarlı d tahminlerinin sıfır hipotez reddini işaret etmektedir.

Tablo 14: Hafıza Parametrelerinin Tahmini ve Test Sonuçları

Panel (a): Günlük Koşulsuz Oynaklık (ε_t^2) için									
m	$\hat{d}$	$\bar{d}$			Wc			Z_t	η_μ
		2	4	10	2	4	10		
200	0.551	0.508	0.421	0.336	10.65**	19.1895**	18.212*	-3.84**	0.028
300	0.557	0.515	0.451	0.359	17.47**	24.047**	26.266**	-3.77**	0.032
400	0.526	0.461	0.391	0.328	13.16**	15.73**	19.98*	-3.61**	0.0322
500	0.411	0.368	0.325	0.273	6.13*	6.94 ⁺	13.130	-2.100	0.0699
600	0.424	0.379	0.329	0.281	8.196**	9.528*	20.042*	-2.207	0.0618
Min.	0.411	0.368	0.325	0.273					
Max.	0.557	0.515	0.451	0.359					

Panel (b): Günlük Gerçekleşmiş Oynaklık (r_t^2) için									
m	$\hat{d}$	$\bar{d}$			Wc			Z_t	η_μ
		2	4	10	2	4	10		
200	0.555	0.510	0.421	0.333	11.992**	18.16**	18.343*	-	0.029
300	0.566	0.566	0.525	0.356	22.643**	24.967**	28.408**	3.823**	0.035
400	0.506	0.446	0.387	0.3193	11.027**	11.647**	15.623 ⁺	-3.68**	0.0385
500	0.392	0.353	0.319	0.266	4.377*	4.745	10.981	-3.133*	0.077
600	0.408	0.408	0.365	0.2736	6.743**	7.22 ⁺	17.74*	-1.932	0.0695
Min.	0.392	0.353	0.319	0.266				-2.057	
Max.	0.566	0.566	0.525	0.356					

** , * , ⁺ sırasıyla 1%, 5% and 10% anlamlılık değerlerini ifade etmektedir. Wald testi, b-1 serbestliğin derecesi olan χ^2 dağılımını takip etmektedir. Z ve η için kritik değerleri Shimotsu (2006) tarafından sağlanan MATLAB kodu yardımıyla simülasyon ile hesaplanmaktadır. Kullanılmış kritik değerler Ek 2.'de yer almaktadır.

Kaynak: MATLAB kodunu (Shimotsu, 2006) kullanarak tarafımızdan hazırlanmıştır

Dikkate değer nokta, tutarlı d'nin reddedilmediği tek durumun, hafız parametresinin en küçük tahmini değerlerine karşılık gelmesi, tam örneklem hafıza parametresi $\hat{d}$ 'nin 0.392 ile 0.41 arasında, alt-örneklemde ise 0.266 ile 0.325 arasında olmasıdır.

$\hat{d}^{ninci}$ farklılaşmış serileri üzerine birim kök testleri uygulanmış; Phillips–Perron (Z) $\hat{d}^{ninci}$ farklılaşmış serileri birim kök varlığı, KPSS (η) ise durağanlık test edilmiştir. Böylece, her birini diğerini tamamlar. Shimotsu (2006b)’nin gösterdiği üzere bu testin kullanılması için serinin farklılaştırmadan önce ortalama etkisinin kaldırması gereklidir.

Tablo 14'teki her panelin ilk üç sırasında $m < 500$ 'dir ve Phillips-Perron testi birim kökü olmadığını ifade etmektedir aynı zamanda KPSS testi farklılaştırılmış seriler durağan olduğunu göstermektedir. Ancak, Wald testlerinin reddi ile birlikte bu sonuçlar, d için 0.566 ile 0.506 arasında değerleri kullanıldığında serinin aşırı farklılaştırılmış olabileceğini göstermektedir. Bu, ilk testte Wald istatistikleriyle gösterilen sahte uzun hafızanın varlığını doğrulamaktadır.

$m = (500, 600)$ olan her panelin son iki kısmında yer alan sonuçlara göre hem durağan hem de birim kök hipotezi reddedilmediği çelişkili testlerin sonuçlarını göstermektedir. Bu, serideki bilginin test etmek için yeterli olmadığını ifade edebilir, dolayısıyla 400'ün üzerindeki frekanslar çok büyümektedir. Qu(2011)'da gösterildiği gibi etkili frekanslar $n^{(0.7)}$ yakınındadır, o yüzden bu çalışma için $n^{(0.7)}=350$ 'e yakın değerler uygundur.

Genel olarak bakıldığında, yukarıdaki sonuçlar uzun hafızanın varlığını desteklediğinden, uzun hafızaya karşı daha fazla kanıt sağlamaktadır. Bundan dolayı sonuç olarak bu çalışmadaki frekans alanı ile yapılan analiz sonucuna göre, zaman alanında uzun hafızanın sahte olduğu görülmektedir.

SONUÇ

Oynaklık uzun hafıza kavramıyla değerlendirildiğinde piyasalardaki şokların etkilerinin, finansal getiri serileri üzerinde kendiyle ilgileşim ilişkisinin yavaşça azalmasıyla kendisini göstermektedir. Söz konusu çalışma, önemli bir küresel borsa endeksi (S&P500) oynaklığındaki uzun hafızanın üzerindeki etkileri analiz etmeyi amaçlamıştır. Buradan hareketle, bu çalışmayla uzun hafızanın aykırı gözlemler ile ilişkili kısa ömürlü olaylar ile mi, yoksa oynaklığı da etkileyen, oynaklık değişiklikleri ile mi açıklanacağını ortaya koymaktır. Genel olarak olayların ve şokların seriler üzerinde ortaya çıkardığı etkilerin, serilerin tümleşme derecesi üzerindeki etkisinin olması gerekenden farklılaşması sahte uzun hafıza olarak isimlendirilmektedir. Yapılan analizler sonucunda yapısal kırılmaların genel olarak finansal getiri serileri üzerindeki etkisi olan zaman alanında, uzun hafıza etkisinin literatürle ilişkili benzer olduğu yönünde bulguya ulaşılmıştır. Ancak aykırı gözlem niteliğinde olan etkilerin ise hafıza etkisi üzerinde etkisinin aynı derecede olmadığı gösterilmiştir. Bu nedenle bu çalışma kapsamında ulaşılan sonuca göre yapısal kırılma, ilgili değişkenleri temsil eden verinin hafıza yapısını değiştiren etkiler olarak tanımlanmaktadır. Buradan yola çıkarak serilerin hafıza yapısını değiştiren şoklarda yapısal şoklar olarak tanımlanabilir. Bu tanımlamaların varyans açısından geçerli olduğu ifade edilmelidir. Ancak varyans özellikle zamana göre değişkenlik gösteren varyansın tahmininde frekans alanı önemli olduğundan dolayı bu çalışmada frekans alanına dayalı analizlerden yararlanılmıştır. Bu amaçla Shimotsu (2006a) tarafından geliştirilen iki test kullanılmıştır. Söz konusu iki test sonucuna göre, ele alınan S&P500 serisinin tümleşme derecesinin oynaklık serisi boyunca tutarlı olmadığı; bu da serinin, d'nin tümleşme derecesinde farklılaşma olduğu gösterilmiştir. Bunun anlamı bu seri üzerinde ele alınan zaman dönemi içinde birden fazla rejimin dikkate alınmasının zorunluluğudur.

Sonuç olarak, S&P500'un oynaklığındaki uzun hafızanın sahte olduğu bununda aykırı gözlemlerden daha çok oynaklık değişikliklerinden kaynaklandığı bulunmuştur. Bu çerçevede, GARCH tahminlerinin etkin tahminciler üretmesine yönelik olarak tanımlanması önemli olmaktadır. Bu açıdan oynaklığın tespiti kadar oynaklığın değişimi ve bu değişime yol açan iktisadi ve finansal değişkenlerin tespitinde önemli olmaktadır. Özellikle çalışma kapsamında tespit edilen sahte uzun hafızanın varlığına karşılık, hafıza yapısının özelliklerini belirleyen finansal değişkenlerin ortaya konması risk araçlarının

kullanımı ile kararları konusunda bilgi sağlayıcı olacaktır. Ulaşılan sonuçlar iktisadi değişkenlerin analizinde frekans düzeyinde analizlerin zaman düzeyindeki elde edilen bilgilere göre daha fazla bilgi sağladığı yönündedir. Özellikle S&P500 için zaman açısından uzun hafızanın varlığının frekans düzeyinde geçerli olmadığı bulunmuştur. Bu durum söz konusu verinin finansal açıdan izlenmesi gereken temel bir değişken olduğu yönünde bir bulgudur. Bu çerçevede S&P500 kapsamındaki sektörler ile firmaların dünya ekonomisindeki yapı hakkında bilgi sağladığı ifade edilebilir.



KAYNAKÇA

- Aggarwal, R., Inclan, C., ve Leal, R. (1999). Volatility in emerging stock markets. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 34(01): 33-55.
- Bai, J., ve Perron, P. (1998). Estimating and testing linear models with multiple structural changes. *Econometrica*. 66(1): 47-68.
- Baillie, R. T., Bollerslev, T., ve Mikkelsen, H. O. (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*. 74(1): 3-30.
- Beltratti, A., ve Morana, C. (2006). Breaks and persistency: macroeconomic causes of stock market volatility. *Journal of econometrics*. 131(1): 151-177.
- Bentes, S.R. (2014). Measuring persistence in stock market volatility using the FIGARCH approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 408(C): 190-197.
- Bilen, C., ve S. Huzurbazar. (2002). Wavelet-based detection of outliers in time series. *Journal of Computational and Graphical Statistics*. 11(2): 311-327.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*. 31(3): 307-327.
- Bollerslev, T. (1987). A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return. *Review of Economic and Statistics*. 69(3): 542-547.
- Bollerslev, T., ve Mikkelsen, H. O. (1996). Modeling and pricing long memory in stock market volatility. *Journal of econometrics*. 73(1): 151-184.
- Bozkuş, S. (2015). *Optimal Ve Etkin Korunma Oranına Yönelik Çok Değişkenli Oynaklık Yaklaşımları: Türkiye Ve İngiltere Elektrik Piyasaları Üzerine Bir Anali*. (Yayınlanmamış Doktora Tezi). İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Çağlı, E. Ç., Mandacı, P. E., ve Kahyaoğlu, H. (2012). Volatility shifts and persistence in variance: Evidence from the sector indices of Istanbul stock exchange. *International Journal of Economic Sciences and Applied Research*. 4 (3): 119-140.
- Carnero, M. A., Peña, D., ve Ruiz, E. (2012). Estimating GARCH volatility in the presence of outliers. *Economics Letters*. 114(1): 86-90.

Chatzikonstanti, V. (2017). Breaks and outliers when modelling the volatility of the US stock market. *Applied Economics*. 1-14.

Chung, C. F. (1999). Estimating the fractionally integrated GARCH model. Working paper No. 1/20. National Taiwan University.

Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: Stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*. 1(2): 223-236.

Cont, R. (2007). Volatility clustering in financial markets: empirical facts and agent-based models. *Long Memory in Economics*. 2: 289-309.

De, I. (2013). Understanding the S&P 500 – this index offers a lot of international exposure. *Journal of Investment Consulting*. 14(1): 26-37.

Ding, Z., Granger, C. W., ve Engle, R. F. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1(1): 83-106.

DiSario, R., Saraoglu H., Li H., and McCarthy J., (2008). Long memory in the volatility of an emerging equity market: The case of Turkey. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 18(4): 305-312.

Doornik, J., Ooms, M., (2005). Outlier detection in GARCH models. Tinbergen Institute Discussion Paper (No. 05-092/4).

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*. 50(4): 987-1007.

Engle, R. F., V. K. Ng (1993). Measuring and testing the impact of news on volatility. *Journal of Finance*. 48(5): 1749–1778.

Engle, R. (2001). GARCH 101: The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *Journal of economic perspectives*, 15(4), 157-168.

Engle, R. F., ve Patton, A. J. (2001). What good is a volatility model. *Quantitative Finance*. 1(2): 237-245.

Fama, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices. *The journal of Business*. 38(1): 34-105.

Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical

work. *The Journal of Finance*. 25(2): 383-417.

Franses, P. H., ve Ghijssels, H. (1999). Additive outliers, GARCH and forecasting volatility. *International Journal of Forecasting*. 15(1): 1-9.

Ghalanos, A., (2011). Rgarch: A package for flexible GARCH modelling in R. Version 1.89. <http://www.sungpark.net/rgarch.pdf>

Glosten, L. R., Jagannathan R., and Runkle D. E. (1993). On the relation between expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*. 48(5): 1779–1801.

Goodhart, C. A., ve O'Hara, M. (1997). High frequency data in financial markets: Issues and applications. *Journal of Empirical Finance*. 4(2): 73-114.

Gourieroux, C. and Jasiak J. (2001). Memory and infrequent breaks. *Economics Letters*. 70(1): 29-41.

Grané, A., ve Veiga H. (2010). Wavelet-based detection of outliers in financial time series. *Computational Statistics and Data Analysis*. 54(11): 2580–2593.

Grané, A., ve Veiga, H. (2014). Outliers, GARCH-type models and risk measures: A comparison of several approaches. *Journal of Empirical Finance*. 26(1): 26-40.

Granger, C. W. J., ve Hyung, N. (2004). Occasional structural breaks and long memory with an application to the S&P 500 absolute stock returns. *Journal of Empirical Finance*. 11(3): 399-421.

Granger, C. W. J. (1966). The typical spectral shape of an economic variable. *Econometrica*. 34(1): 150-161.

Granger, C.W.J. and Joyeux R. (1980). An introduction to long memory time series models and fractional differencing. *Journal of Time Series Analysis*. 1(1): 5-39.

Hamilton, J. D., ve Susmel, R. (1994). Autoregressive conditional heteroskedasticity and changes in regime. *Journal of Econometrics*. 64(1): 307-333.

Hansen, P., and Lunde, A. (2004). A Forecast Comparison of Volatility Models: Does Anything Beat a GARCH(1,1) Model? *Journal of Applied Econometrics*. 20(7): 873-889.

Haubrich, J., and Lo A. (1991). The Sources and Nature of Long-Term Memory in the Business Cycle, Federal Reserve Bank of Cleveland, Working Paper (no. 9116).

- Hosking, J.R.M. (1981). Fractional differencing. *Biometrika*. 68(1): 165-176.
- Hotta, L. K., and Tsay R. S. (2012). Outliers in GARCH Processes. In *Economic Time Series: Modelling and Seasonality*, Eds. Bell W. R., Holan S. H., and McElroy T. S., 337–358.
- Hull, J. (2015). *Risk management and financial institutions*. John Wiley & Sons.
- Inclan, C., Tiao, G. C. (1994). Use of cumulative sums of squares for retrospective detection of changes of variance. *Journal of the American Statistical Association*. 89(427): 913-923.
- Investing.com. (2017a). MSCI World Ex USA [table]. Retrieved from <https://www.investing.com/indices/msci-world-ex-usa-historical-data> .
- Investing.com. (2017b). SPX [table]. Retrieved from <https://www.investing.com/indices/us-spx-500-historical-data> .
- Jondeau, E., Poon, S. H., ve Rockinger, M. (2007). *Financial modeling under non-Gaussian distributions*. Springer Science & Business Media. USA.
- Kasman, A. (2009). The impact of sudden changes on the persistence of volatility: Evidence from the BRIC countries. *Applied Economics Letters*. 16(7): 759-764.
- Kokoszka, P., and Leipus, R. (2000). Change-Point Estimation in ARCH Models. *Bernoulli*. 6: 513–528. doi:10.2307/ 3318673.
- Kuensch, H. R. (1987). Statistical aspects of self-similar processes. In *Proceedings of the first World Congress of the Bernoulli Society*. 1: 67-74.
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P. and Shin, Y. (1992). Testing for the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*. 54(1-3): 159–78.
- Lamoureux, C. G., Lastrapes W. D. (1990). Persistence in Variance, Structural Change, and the GARCH Model. *Journal of Business & Economic Statistics*. 8(2): 225-234.
- Laurent, S., ve Peters, J. P. (2002). A tutorial for G@ RCH 2.3, a complete Ox package for estimating and forecasting ARCH models. G@ RCH, 3.
- Laurent, S., Boudt, K., Lahaye, J., Peters, J. P., Rombouts, J., ve Violante, F. (2010). G@ RCH 6.1. Retrieved 03-07-2017 from <http://www.timberlake-consultancy.com/slaurent/G@RCH/default.htm>

- Lintner, J. (1965a). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The Review of Economics and Statistics*. 47(1):13-37.
- Lintner, J. (1965b). Security prices, risk, and maximal gains from diversification. *The Journal of Finance*. 20(4): 587-615.
- Lo, A. W. (1991). Long-Term Memory in Stock Market Prices. *Econometrica*. 59(5), 1279-1313.
- Lo, A. W. (2004). The adaptive markets hypothesis. *The Journal of Portfolio Management*. 30(5): 15-29.
- Lobato, I. N., ve Savin, N. E. (1998). Real and spurious long-memory properties of stock-market data. *Journal of Business & Economic Statistics*. 16(3), 261-268.
- Malik, F., Ewing, B. T., ve Payne, J. E. (2005). Measuring volatility persistence in the presence of sudden changes in the variance of Canadian stock returns. *Canadian Journal of Economics/Revue*. 38(3):1037-1056.
- Malmsten, H. and Teräsvirta, T. (2004): Stylized facts of financial time series and three popular models of volatility. SSE/EFI Working Paper No.563. Series in Economics and Finance, Stockholm School of Economics.
- Mandelbrot, B. B., (1963). The variation of certain speculative prices. *The Journal of Business*. 36(4): 394-419.
- Mandelbrot, B. B., (1971). When can price be arbitrated efficiently? A limit to the validity of the random walk and martingale models. *The Review of Economics and Statistics*. 53(3): 225-236.
- Mandelbrot, B. B., ve Hudson, R. L. (2008). The (Mis)Behaviour of Markets: A Fractal View of Risk, Ruin and Reward. London: Profile Books.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The Journal of Finance*. 7(1): 77-91
- Masoliver, J., ve Perello, J. (2002). A correlated stochastic volatility model measuring leverage and other stylized facts. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*. 5(5): 541-562.
- McLeod, A. I. and Li, W. K. (1983). Diagnostic checking ARMA time series models using squared-residual autocorrelations. *Journal of Time Series Analysis*. 4(4): 269-273.

- McMillan, D., ve Thupayagale, P. (2011). Measuring volatility persistence and long memory in the presence of structural breaks: Evidence from African stock markets. *Managerial Finance*. 37(3): 219-241.
- Mikosch, T. and Starica, C. (2004). Changes of structure in financial time series and the GARCH model. *Revstat Statistical Journal*. 2(1): 41-73.
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica: Journal of The Econometric Society*. 34(4): 768-783.
- Muler, N., ve Yohai, V. J. (2008). Robust estimates for GARCH models. *Journal of Statistical Planning and Inference*. 138(10): 2918-2940.
- Nagayasu, J. (2003). The Efficiency of the Japanese Equity Market. (No. 03/142). International Monetary Fund.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*. 59(2): 349-370.
- Officer, R. R. (1972). The distribution of stock returns. *Journal of the American statistical association*. 67(340): 807-812.
- Officer, R. R. (1973). The variability of the market factor of the New York Stock Exchange. *The Journal of Business*. 46(3): 434-453.
- Özbekler, A. G. (2017). Volatility: As a driving factor of stock market co-movement. Central Bank of the Republic of Turkey, working paper (No. 1711).
- Palma, W. (2007). Long-memory time series: theory and methods (Vol. 662). John Wiley & Sons.
- Pena, D. (2001). Outliers, influential observations and missing data. In *A Course in Time Series*, eds D. Pena, G. C. Tiao, and R. S. Tsay. New York: John Wiley.
- Perron, P., Qu, Z. (2010). Long-memory and level shifts in the volatility of stock market return indices. *Journal of Business & Economic Statistics*, 28(2), 275-290.
- Pooter, M. and Dijk, D.V. (2004). Testing for changes in volatility in heteroskedastic time Series – A further examination. *Econometric Institute Report*, EI 38:1-39.
- Poterba, J. M., Summers, L. H. (1986). Reporting errors and labor market dynamics. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*. 76(5):1319-1338.

Poon, S. H. (2005). A practical guide to forecasting financial market volatility. John Wiley & Sons.

Puzzanghera J. (August 06, 2011). S&P downgrades U.S. credit rating. Los Angeles Times. Retrieved from <http://articles.latimes.com/2011/aug/06/business/la-fi-us-debt-downgrade-20110806>

Qu Z. (2011). A test against spurious long memory. *Journal of Business & Economic Statistics*. 29(3): 423-438.

Robinson, P. M. (1995). Gaussian semiparametric estimation of long range dependence. *Annals of Statistics*. 23: 1630-1661.

Randewich, N. (2015, August 24). Wall St. posts worst day in four years, S&P500 now in correction. Retrieved from <http://www.reuters.com/article/us-markets-stocks-usa-idUSKCN0QT10W20150824>

Rodrigues, P. M., ve Rubia, A. (2011). The effects of additive outliers and measurement errors when testing for structural breaks in variance. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. 73(4): 449-468.

Ross, G. J. (2013). Modelling financial volatility in the presence of abrupt changes. *Physica A Statistical Mechanics and its Applications*. 392(2): 350-360.

Ross, G. J. (2014). Sequential change detection in the presence of unknown parameters. *Statistics and Computing*. 24(6): 1017-1030.

Sansó, A., V. Aragón, and J. L. Carrion. (2004). Testing for changes in the unconditional variance of financial time series. *Revista de Economía Financiera*. 4(1): 32-53.

Schwert, G. W. (1989a). Business cycles, financial crises, and stock volatility. Working paper (No. w2957). National Bureau of Economic Research.

Schwert, G. W. (1989b). Why does stock market volatility change over time. *The Journal of Finance*. 44(5):1115-1153.

Sewell, M. (2011). Characterization of financial time series. RN, 11(01), 01.

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*. 19(3): 425-442.

Shiller, R. J. (1981). Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends? *The American Economic Review*. 71(3): 421-436.

Shimotsu, K. (2006a). Simple (but effective) tests of long memory versus structural breaks. *Queen's Economics Dept. Working Paper*, No. 1101.

Shimotsu, K. (2006b). Exact local Whittle estimation of fractional integration with unknown mean and time trend. Queen's Economics Department. Working paper No. 1061. Available at <http://qed.econ.queensu.ca/pub/faculty/shimotsu/>.

S&P Global, (2017, April). S&P Dow Jones Indices: Index Methodology.

S&P Global, (2015, July). S&P 500, 2014: Global Sales.

Standard & Poor's, (2013). Standard and Poor's 500 Guide 2013. McGraw-Hill Education. Kindle Edition.

S&P Dow Jones Indices. (2017). S&P 500 selected and year-end sector representation [table]. S&P Dow Jones Indices LLC. <http://eu.spindices.com/documents/additional-material/500-sector-representation.xlsx?force>

Taylor, S. J. (2005). Asset price dynamics, volatility, and prediction. Princeton University press.

Teräsvirta, T. (2009). An introduction to univariate GARCH models. *Handbook of Financial time series*: 17-42.

Teyssière, G., ve Abry, P. (2007). Wavelet analysis of nonlinear long-range dependent processes. Applications to financial time series. In *Long memory in economics*:173-238. Springer Berlin Heidelberg.

Treynor, J. L. (1961). Toward a theory of market value of risky assets. Unpublished manuscript, manuscript. Final version in "Asset Pricing and Portfolio Performance", 1999, Robert A. Korajczyk, ed., London: Risk Books, 15–22.

Tsay, R. S. (2005). Analysis of financial time series. John Wiley & Sons.

Twin, A. (2008a, October 13). Raging bulls. *CNN money*. http://money.cnn.com/2008/10/13/markets/markets_newyork/

Twin, A. (2008b, October 15). Raging bulls. *CNN money*. http://money.cnn.com/2008/10/15/markets/markets_newyork/

Wichern, D. W., Miller, R. B., ve Hsu, D. A. (1976). Changes of variance in first-order autoregressive time series models-with an application. *Applied Statistics*.25(1): 248-256.

Writer S., Ulick J. (2001, April 18). Wall st. soars on Fed. move. *CNN money*. http://money.cnn.com/2001/04/18/markets/markets_newyork/

Yardeni E., Abbott J., Quintana M.(2017, 07 July). Market Briefing: S&P 500 Bull & Bear Markets & Corrections. Yardeni Research, Inc. <https://www.yardeni.com/pub/sp500corrbear.pdf>



EKLER



EK 1: Haberler Etkisi Eğrisinin Verileri

Negatif Şoklar				Pozitif Şoklar			
ε_t	h_t GARCH	h_t GJR	h_t EGARCH	ε_t	h_t GARCH	h_t GJR	h_t EGARCH
-0.30	2.14486	1.18008	1.24811	0.00	2.14043	1.17387	1.19835
-0.29	2.14468	1.17983	1.24708	0.01	2.14044	1.17387	1.19853
-0.29	2.14451	1.17958	1.24605	0.02	2.14044	1.17388	1.19871
-0.28	2.14434	1.17935	1.24503	0.02	2.14045	1.17388	1.19889
-0.28	2.14417	1.17911	1.24400	0.03	2.14047	1.17388	1.19907
-0.27	2.14401	1.17889	1.24298	0.03	2.14049	1.17389	1.19925
-0.26	2.14385	1.17866	1.24196	0.04	2.14051	1.17389	1.19943
-0.26	2.14370	1.17844	1.24093	0.05	2.14053	1.17390	1.19960
-0.25	2.14355	1.17823	1.23991	0.05	2.14056	1.17390	1.19978
-0.25	2.14340	1.17802	1.23889	0.06	2.14060	1.17391	1.19996
-0.24	2.14325	1.17782	1.23787	0.06	2.14063	1.17392	1.20014
-0.23	2.14311	1.17762	1.23685	0.07	2.14067	1.17393	1.20032
-0.23	2.14297	1.17743	1.23583	0.08	2.14072	1.17394	1.20050
-0.22	2.14284	1.17725	1.23482	0.08	2.14076	1.17395	1.20068
-0.22	2.14271	1.17706	1.23380	0.09	2.14081	1.17396	1.20086
-0.21	2.14258	1.17689	1.23279	0.09	2.14087	1.17397	1.20104
-0.20	2.14246	1.17671	1.23177	0.10	2.14092	1.17399	1.20122
-0.20	2.14234	1.17655	1.23076	0.11	2.14099	1.17400	1.20140
-0.19	2.14223	1.17638	1.22974	0.11	2.14105	1.17401	1.20158
-0.18	2.14211	1.17623	1.22873	0.12	2.14112	1.17403	1.20176
-0.18	2.14201	1.17608	1.22772	0.12	2.14119	1.17405	1.20194
-0.17	2.14190	1.17593	1.22671	0.13	2.14127	1.17406	1.20212
-0.17	2.14180	1.17579	1.22570	0.14	2.14135	1.17408	1.20230
-0.16	2.14170	1.17565	1.22469	0.14	2.14143	1.17410	1.20248
-0.15	2.14161	1.17552	1.22368	0.15	2.14152	1.17412	1.20266
-0.15	2.14152	1.17539	1.22268	0.15	2.14161	1.17414	1.20284
-0.14	2.14143	1.17527	1.22167	0.16	2.14170	1.17416	1.20302
-0.14	2.14135	1.17515	1.22067	0.17	2.14180	1.17419	1.20320
-0.13	2.14127	1.17504	1.21966	0.17	2.14190	1.17421	1.20338
-0.12	2.14119	1.17494	1.21866	0.18	2.14201	1.17423	1.20356
-0.12	2.14112	1.17484	1.21765	0.18	2.14211	1.17426	1.20374
-0.11	2.14105	1.17474	1.21665	0.19	2.14223	1.17428	1.20392
-0.11	2.14099	1.17465	1.21565	0.20	2.14234	1.17431	1.20410
-0.10	2.14092	1.17456	1.21465	0.20	2.14246	1.17434	1.20428
-0.09	2.14087	1.17448	1.21365	0.21	2.14258	1.17437	1.20446
-0.09	2.14081	1.17440	1.21265	0.22	2.14271	1.17440	1.20464
-0.08	2.14076	1.17433	1.21165	0.22	2.14284	1.17443	1.20482
-0.08	2.14072	1.17427	1.21066	0.23	2.14297	1.17446	1.20500
-0.07	2.14067	1.17421	1.20966	0.23	2.14311	1.17449	1.20518
-0.06	2.14063	1.17415	1.20866	0.24	2.14325	1.17452	1.20536
-0.06	2.14060	1.17410	1.20767	0.25	2.14340	1.17455	1.20554
-0.05	2.14056	1.17406	1.20667	0.25	2.14355	1.17459	1.20572
-0.05	2.14053	1.17401	1.20568	0.26	2.14370	1.17462	1.20590
-0.04	2.14051	1.17398	1.20469	0.26	2.14385	1.17466	1.20608
-0.03	2.14049	1.17395	1.20370	0.27	2.14401	1.17469	1.20627
-0.03	2.14047	1.17392	1.20271	0.28	2.14417	1.17473	1.20645
-0.02	2.14045	1.17390	1.20172	0.28	2.14434	1.17477	1.20663
-0.02	2.14044	1.17389	1.20073	0.29	2.14451	1.17481	1.20681
-0.01	2.14044	1.17388	1.19974	0.29	2.14468	1.17485	1.20699
0.00	2.14043	1.17387	1.19875	0.30	2.14486	1.17489	1.20717

Kaynak: R'ın '*rugarch*' paketini kullanarak araştırmacının hazırlanması.

EK 2: Shimotsu (2006) Testleri için Kritik Değerler

(a) Wald Test Kritik Değerler (χ^2 Dağılımı)			
b	df.	prob.	Critical W_c, χ^2_{df}
2	1	0.99	6.6348967
4	3	0.99	11.344867
10	9	0.99	21.665994
2	1	0.95	3.8414588
4	3	0.95	7.8147279
10	9	0.95	16.918978
2	1	0.90	2.705544
4	3	0.90	6.251389
10	9	0.90	14.68366

(b) PP(Z) ve KPSS(η) Kritik Değerler

(b.1.) Koşulsuz Oynaklığı (ε_t^2)							
m	Sig:	Z			η		
		10%	5%	1%	10%	5%	1%
200		-2.515	-2.807	-3.366	0.327	0.427	0.679
300		-2.510	-2.802	-3.362	0.327	0.426	0.677
400		-2.537	-2.829	-3.382	0.331	0.431	0.689
500		-2.595	-2.888	-3.428	0.335	0.439	0.702
600		-2.590	-2.883	-3.424	0.335	0.439	0.701

(b.2.) Günlük Gerçekleşmiş Oynaklığı (r_t^2)							
m	Sig:	Z			η		
		10%	5%	1%	10%	5%	1%
200		-2.512	-2.804	-3.364	0.327	0.426	0.678
300		-2.504	-2.796	-3.357	0.325	0.425	0.674
400		-2.553	-2.845	-3.395	0.333	0.434	0.697
500		-2.603	-2.896	-3.435	0.335	0.441	0.703
600		-2.597	-2.890	-3.429	0.335	0.440	0.702

Kaynak: Wald kritik değerleri, df serbestlik dereceleri için χ^2 olasılığının tersinden hesaplanır. Z ve η kritik değerleri ise m frekans miktarlarının simülasyon sonuçlarına göre hesaplanır.

EK 3: Kullanılmış Olan Yöntemin Akış Şeması

