

YAPISAL KIRILMALAR DAHİLİNDE BİST-100 ENDEKSİ VOLATİLİTESİNİN UZUN DÖNEMLİ BELLEK ANALİZİ

LONG MEMORY ANALYSIS of the BIST-100 INDEX VOLATILITY INCLUSIVE of STRUCTURAL BREAKS

Yard. Doç. Samet Günay¹,
Bankacılık ve Finans Bölümü, Uygulamalı Bilimler Yüksekokulu,
İstanbul Arel Üniversitesi, İstanbul, Türkiye
E-mail: dr.sgunay@gmail.com

Öz: Bu çalışmada BİST-100 Endeksi'nin volatilitesindeki uzun dönemli bellek yapısı incelenmiştir. Uzun dönemli bellek analizi fraktallığın göstergelerinden birisi olup, aynı zamanda Etkin Piyasa Hipotezi'nin zayıf formunun testinde de kullanılmaktadır. Çalışmanın ekonometrik analizi BİST-100 Endeksi'nin 03.01.1990-15.05.2013 zaman aralığındaki kareli ve mutlak getirileri ile FIGARCH modeli üzerinden yapılmış olup, yapısal kırılmaların varlığı sahte uzun dönemli bellek etkisi yaratabileceğinden, testler Bai-Perron çoklu yapısal kırılma testi öncesi ve sonrası olmak üzere iki kez gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, incelenen dönem içerisinde BİST-100 Endeksi'nin volatilitesinde uzun dönemli belleğin varlığını ortaya koymuştur.

Anahtar Sözcükler: Uzun Dönemli Bellek, Yapısal Kırılmalar, FIGARCH, Bai-Perron Test

Abstract: In this study, long memory structure of the BIST-100 Index volatility has been examined. Long memory is one of the indicators of fractality and also it is used to test the weak form of the Efficient Market Hypothesis. In the empirical part, we used squared and absolute returns of the BIST-100 Index during the period of 03.01.1990-15.05.2013. Econometric analysis was conducted via FIGARCH method. Since structural breaks can produce spurious long memory effect, all long memory tests were performed before and after Bai-Perron multiple break points analysis. Results exhibited that there is a long memory effect in the BIST-100 index volatility within the period of sample.

Key Words: Long Memory, Structural Breaks, FIGARCH, Bai-Perron Test

¹ Bu çalışma genel olarak yazarın doktora tezine dayanmaktadır.

1.Giriş

Eugene Fama, rassal piyasaların teorik çerçevesinin oluşturulmasına büyük katkı sağlamıştır. Fama'nın (1970) ileri sürdüğü Etkin Piyasa Hipotezi, finansal varlıklara dair bilginin piyasaya ulaşması ile anında değerlendirileceğini ve bu bilginin işlem gören varlıkların değerine yansıtılması ile piyasada adil fiyatın oluşacağını ifade etmektedir. Buna göre, sahip olunan bilgi ile piyasada ekstra bir gelir elde etmek mümkün olmayacaktır. Fama (1970), zayıf, yarı güçlü ve güçlü olmak üzere üç tür etkinlik tipinden bahsetmektedir. Zayıf formda etkin piyasada geçmişe ilişkin tüm bilgilerin finansal varlıkların fiyatlarına yansıdığı ve fiyat değişimlerinin tamamen rassal olduğu ifade edilmektedir. Dolayısıyla finansal varlıkların bir belleği yoktur. Yarı güçlü etkin piyasada ise sadece geçmiş bilgilerin değil kamuya açıklanmış olan bilgilerin de fiyatlandığı kabul edilmektedir. Güçlü tipteki etkin bir piyasada, geçmiş bilgiler ve kamuya açıklanmış olanların yanı sıra özel bilgiler de fiyatlara yansıtılmıştır, dolayısıyla içeriden öğrenenlerin ticareti ile ekstra bir kazanç elde edilmesi sözkonusu değildir.

Finansal piyasa etkinliğinin zayıf formunda, menkul kıymetin cari fiyatını belirleyen tek ilişkili bilgi seti menkul kıymetin tarihi fiyatlarıdır. Bu bağlamda, yatırımcılar hisse senedi fiyatları ya da getirilerinin tarihi modellerinin, gelecek fiyat hareketleri ve normal dışı getiri oranları hakkında bilgi sağlamasını bekleyemezler (Festić, 2012). Etkin Piyasa Hipotezi, rassal yürüyüş teorisinin bir uzantısıdır. Rassal yürüyüş teorisi fiyat değişimi için tek nedenin rassal bilgi olduğunu ifade etmektedir. Bu nedenle yeni bir bilginin yokluğu halinde fiyatlarda bir değişim olması beklenemez. Bu durumda yarınki fiyatın en iyi olası tahmini bugünün fiyatı olacaktır. Sonuç olarak olasılıklar madeni para ile yazı tura atımındaki gibi oluşacaktır. Bunun anlamı, spekülatif fiyatın bir sonraki hareketinin; önceki bütün hareket ve olaylardan bağımsız olmasıdır. Matematiğin dili ile ifade edecek olursak, fiyat hareketleri bağımsız ve özdeşçe dağılmış rassal değişkenlerin bir dizisini oluşturmaktadırlar (Velásquez, 2009). Rassal yürüyüş modelinin en basit formu, fiyatın (kar payı ile birlikte) doğal logaritması olan $\ln S_t$ 'nin zamana göre rassal olarak değiştiğini kabul eder. Bu durum aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$\ln S_t = \ln S_{t-1} + \mu + \gamma_t \quad (1)$$

burada,

S_t : t zaman periyodunda, şirket tarafından hissedarlara ödenen kar payı artı fiyatın toplamı

$\mu = E \left[\ln \left(\frac{S_t}{S_{t-1}} \right) \right]$: Beklenen sürekli bileşik getiri

γ_t : $t - 1$ periyodundan t periyoduna kadar, hisse senedi fiyatındaki rassal değişim.

Eğer γ_t otokorelasyona sahip değilse, hisse senedi fiyatlarının logaritmalarındaki değişimler rassaldır ve fiyat seviyeleri bir rassal yürüyüş izler. Diğer bir deyişle, eğer hisse senedi getirileri rassal ise fiyat seviyeleri rassal bir yürüyüş izler ve bu durumda etkin piyasa hipotezinin zayıf formu geçerli olur. Getiriler üzerine uygulanan otokorelasyon testleri, hata terimlerinin gerçekten rassal olup olmadığını test etmektedir (Önalın, 2004). Günümüzde çok daha gelişmiş metodlar piyasa etkinliğinin testinde kullanılmaktadır. Ampirik literatür incelendiğinde görülmektedir ki bugün parametrik olmayan (R/S), yarı-parametrik (GPH) ve parametrik yöntemler (ARFIMA ve FIGARCH) finansal piyasaların zayıf formda etkin olup olmaması noktasında çok daha etkin sonuçlar vermektedir.

Onalı ve Goddard'ın (2011) bildirdiği üzere, geleneksel finans teorisi logaritmik fiyatların martingale olduğu varsayımına dayanmaktadır. Buna göre, logaritmik getiriler bağımsızdırlar. Getirilerdeki bağımlılık Etkin Piyasa Hipotezi (Fama, 1970), Modern Portföy Teorisi (Markowitz, 1952, 1959) ve Sermaye Varlıklarını Fiyatlanadırma Modeli (Sharpe, 1964; Lintner, 1965) ile çelişmektedir. Piyasa verilerinin Etkin Piyasa Hipotezi'nin varsayımları ile uyumlu olmaması noktasından hareketle getirilerdeki bağımlılığa ve hisse senedi davranışlarındaki diğer gerçeklere imkan tanımak için Benoit Mandelbrot çok önemli çalışmalarda bulunmuş ve finansal zaman serilerinin gerçek karakteristiği içerisinde bulunan; getiri dağılımındaki kalın kuyruklar, getirilerdeki uzun dönemli bellek ve kendine benzerlik kavramlarına dikkat çekmiştir. Mandelbrot tüm bu eleştirel yaklaşımlar ile fraktallık kavramını ortaya atmış ve ileride fraktallığı dikkate alan birçok yeni model ve teorisinin ortaya çıkmasını sağlamıştır. Mandelbrot tarafından ileri sürülen en dikkat çeken başlıklardan birisi uzun dönemli bellek kavramıdır.

Aslında uzun dönemli bellek kavramı ilk olarak İngiliz hükümeti tarafından Nil Nehri'ndeki taşkınları analiz etmekle görevlendirilmiş olan su bilimci Hurst'ün (1951) çalışması ile ortaya çıkmıştır. Bununla beraber, Mandelbrot (1969,1972) bu yaklaşımı finansal zaman serilerine uygulayarak bu alandaki literatürün gelişmesine çok önemli katkı sağlamıştır. Nil Nehri'ndeki akışın bir "güç yasası" (power law) izlediğini tespit eden Hurst, güç yasasını gösteren H üsseli için aşağıdaki ilişkiyi tanımlamıştır:

- $0 \leq H < 0.5$ iken su seviyesindeki sapmalar ısrarcı değil, ortalamaya dönüşlüdür. Yüksek su seviyeleri düşük su seviyeleri tarafından takip edilmektedir. Ters de geçerlidir.
- $H = 0.5$ olduğunda su seviyesinin ortalamadan sapmaları bağımsız ve rassaldır. Bu durum “rassal yürüyüş” tekabül etmektedir.
- $0.5 < H \leq 1$ olması ise su seviyesi sapmalarının ısrarcı olduğunu yani bir bağımlılık, bellek yapısı olduğunu göstermektedir. Yüksek su seviyesi, yüksek su seviyeleri tarafından takip edilirken; düşük su seviyeleri de yine düşük su seviyeleri ile takip edilmektedir (Grabbe, 2001).

Bu güç yasasının finansal zaman serilerinde de geçerli olduğunu tespit eden Mandelbrot (1972) parametrik olmayan Dönüştürülmüş Genişlik (Rescaled Range, R/S) analizini geliştirmiş ve uzun dönemli belleğin ölçülebilmesini, diğer bir yaklaşımla da piyasa etkinliğinin zayıf formunun test edilebilmesini sağlamıştır. Etkin piyasa hipotezi ve onun üzerine inşa edilen geleneksel finans teorisi kısa dönemli belleği temel almıştır. Mandelbrot’un çalışmalarından esinlenen araştırmacılar ise ARMA, ARCH, GARCH gibi kısa bellekli modeller yerine, uzun dönemli belleği dikkate alan yarı parametrik GPH ve parametrik yöntemler olan ARFIMA ve FIGARCH gibi yöntemleri geliştirmişlerdir. Bugün uzun dönemli bellek, genel olarak; Hurst üsseli olan H ya da d notasyonu ile gösterilmektedir. İki farklı notasyon kullanılmasının nedeni kullanılan yöntemlerdeki farklılıktır. Teknik anlamda uzun dönemli bellek aşağıdaki gibi açıklanabilir.

Tanım 1: j gecikmesindeki ρ_j otokorelasyon fonksiyonu ile kesikli bir y_t zaman serisi için süreç aşağıdaki sonucun sonsuz olmaması durumunda uzun dönemli belleğe sahip olacaktır.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=-n}^n |\rho_j| \quad (2)$$

Durağan ve tersinir bir ARMA sürecinin otokorelasyonları aşağıdaki şekilde olduğu gibi geometrik olarak azalmaktadır.

$$|\rho_k| \leq cm^{-k} \quad (0 < m < 1) \quad (3)$$

Dolayısıyla ARMA süreci kısa dönemli belleğe sahiptir. (2) nolu eşitlik tanımı ile kesirli bütünleşik süreçler uzun dönemli belleklidir. Aşağıdaki açıklama için y_t süreci d derecesinden bütünleşik ya da $I(d)$ olarak ifade edilir.

$$(1 - L)^d y_t = u_t \quad (4)$$

Burada L gecikme (lag) işlemcisidir. $0 < d < 0.5$ durumunda sürecin otokorelasyonu hiperbolik olarak azalacak ve süreç uzun dönemli belleğe sahip olacaktır (Baillie, 1996).

Tanım 2: Uzun dönemli bellek Mandelbrot tarafından tanımlanan Hurst üsseli ile de açıklanabilir. y_t durağan bir süreç ise, $\alpha \in (0,1)$ ve $c_p > 0$ için

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\rho(k)}{[c_p k^{-\alpha}]} = 1 \quad (5)$$

olacaktır. Burada y_t uzun dönemli belleğe sahip durağan bir süreç olarak ifade edilir. Bu eşitlikte α yerine $2 - 2H$ kullanılabilir ki buradaki H , Hurst üsselidir. $0.5 < H < 1$ durumunda ilgili süreç uzun dönemli belleğe sahip olacaktır (Beran, 1998).

Görüldüğü üzere uzun dönemli bellek H ve d parametreleri ile tanımlanabilmektedir. Parametrik olmayan yöntemler H değerini hesaplarken yarı-parametrik ve parametrik yöntemler d değerini hesaplamaktadır. Burada belirtmekte fayda var ki Mandelbrot ve Hudson’un (2004) da ifade ettiği üzere, uzun dönemli bellek ile geleceğin tamamı ile öngörülebileceği değil, onun finansal modellemeye dahil edilmesi halinde risk getiri ölçümlerinde daha başarılı ve gerçekçi sonuçların elde edilebileceği savunulmaktadır.

2. Literatür Taraması

Yukarıda kısaca ifade edildiği üzere, uzun dönemli bellek ile ilgili ilk çalışmalar Hurst (1951) ve Mandelbrot (1972) tarafından yapılmış olmakla birlikte; Geweke ve Porter-Hudak’ın (1983) sunduğu log-periyodogram (GPH), Granger ve Joyeux (1980) ile Hosking (1981) tarafından tanıtılan ARFIMA ve Baillie vd. (1996) tarafından geliştirilen FIGARCH modeli sonrasında günümüzde zengin bir literatür ortaya çıkmıştır. Çalışmalar genel olarak,

hisse senedi endeks getirileri ve volatilitesindeki uzun dönemli bellek analizi üzerine yoğunlaşmıştır. Bu çalışmalar aşağıdaki gibi özetlenebilir.

Yarı-parametrik ve parametrik yöntemlere dair erken araştırmalardan birisi olan Ding vd.'nin (1993), çalışmasında Standard&Poors 500 Endeksi hisse senedi getirilerindeki uzun dönemli bellek etkisi incelenmiştir. Elde edilen sonuca göre, ham getirilere oranla mutlak getiriler arasında çok daha yüksek korelasyon olup, mutlak getirilerin güç dönüşümü çok uzun gecikmelerde bile oldukça yüksek otokorelasyona sahiptir. Breidt vd. (1998), koşullu varyanstaki direnci açıklayan Uzun Dönemli Bellek Stokastik Volatilitesi isimli bir model geliştirmişlerdir. Model, stokastik volatilitate taslağında bir ARFIMA süreci içerisinde oluşturulmuştur. Crato ve Lima (1994), ABD hisse senedi getirilerinin koşullu varyansındaki direnci incelemiş ve yüksek frekanslı veriler için uzun dönemli belleğin varlığını ortaya koymuşlardır. Diebold ve Inoue (2000) ise uzun dönemli bellek ve rejim değişiminin ilişkisini ortaya koymuştur. Bollerslev ve Mikkelsen (1996), finansal piyasa volatilitésinin karakteristiğini ortaya koymada kesirli bütünleşik EGARCH (FIEGARCH) modellerini tanıtmışlardır. Andersen ve Bollerslev (1997), volatilitenin, sayısız kısa dönemli heterojen bilginin bir karışımı olarak yorumlanması halinde, gözlemlenen volatilitenin uzun dönemli belleği sunabileceğini ifade etmiştir. Lobato ve Savin (1998) ise güçlü bir yarı-parametrik metod ile Haziran 1962 ve Aralık 1994 dönemi için Standard&Poors 500 Endeksi'nin kareli ve normal getirilerinde uzun dönemli belleğin varlığını incelemiş, normal getiriler için herhangi bir kanıt yok iken kareli getiriler için uzun dönemli belleğin var olduğunu göstermişlerdir. Comte ve Renault (1998), Black-Scholes opsiyon fiyatlama modelinin bir uzantısı olan Hull ve White modelini kullandıkları çalışmalarında, volatilité sürecinin sadece stokastik değil aynı zamanda uzun dönemli bellekli olduğunu göstermiştir. Giraitis vd. (2003) dördüncü derece durağan sekanslar için uzun dönemli bellek testinin özelliklerini incelemişler ve dönüştürülmüş varyans (V/S) analizini geliştirmişlerdir. Granger ve Hyung (2004), uzun dönemli belleğin serideki yapısal kırılmalardan kaynaklanabileceğini ifade etmişlerdir. Andreou ve Ghysels (2002), farklı modeller altında koşullu varyanstaki kırılmaların belirlenmesinde yeni testlerin gücünü analiz ederken, Kirman ve Teyssiére (2002), bir mikroekonomik davranışlı modeller setinin, finansal zaman serilerinin birinci koşullu momentlerinin uzun dönemli bellek özelliklerini üretebileceğini göstermiştir. Bhattacharya ve Bhattacharya (2012) ise R/S, modifiye R/S ve GPH metodları üzerinden on adet gelişmekte olan piyasa için uzun dönemli bellek analizi yapmışlardır. Elde ettikleri sonuca göre seçilen endekslerde Taylor etkisi olmamakla birlikte, tüm endeks volatilitelerinde uzun dönemli bellek özelliği sözkonusudur. Cavalcante ve Assaf (2002), R/S, V/S, GPH ve FIGARCH metodları ile Brezilya'da hisse senedi getirileri ve volatilitesinde uzun dönemli bellek analiz yapmışlardır. Elde ettikleri sonuca göre, getirilerde uzun dönemli bellek sözkonusu olmamakla birlikte volatilitede uzun dönemli bellek özelliği tespit edilmiştir.

Uzun dönemli belleğe dair ülkemizde yapılan çalışmalar ise yakın döneme dayanmaktadır. Kasman vd. (2009), ARFIMA, GPH, FIGARCH ve HYGARCH yöntemlerini kullanarak, orta ve doğu Avrupa ülkelerinin hisse senedi piyasalarında uzun dönemli belleğin varlığını incelemişlerdir. Testler hem getiri hem de volatilitede gerçekleştirilmiş olup, ARFIMA ve GPH yöntemi üzerinden sekiz ülkeden beşinin getiri serisinde uzun dönemli belleğin varlığı ortaya konulmuştur. Yazarlar ayrıca getiri ve volatilitedeki uzun dönemli belleğin ARFIMA-FIGARCH modeli ile daha iyi modellenebileceğini göstermişlerdir. Çevik ve Erdoğan (2009), 2003-2007 dönemi için yapısal kırılmayı da göz önüne alarak Türk bankacılık sektöründeki uzun dönemli bellek yapısını incelemiş ve yapısal kırılma dikkate alındığında sektör hisse senetlerinde uzun dönemli belleğin var olduğunu ifade etmişlerdir. Çevik (2012) ise Borsa İstanbul'dan 10 sektör endeksine dair yapmış olduğu çalışmada yarı parametrik ve parametrik yöntemler ile volatilitedeki uzun dönemli belleğin varlığını test etmiş ve pozitif sonuçlar bulmuştur. Yalama vd. (2011) BİST-30 Endeksi spot ve future fiyatlarının getiri ve volatilitesindeki uzun dönemli bellek etkisini 2005-2011 dönemi için modifiye edilmiş GPH modeli ile incelemişlerdir. Bulunan sonuçlara göre, spot piyasa getirilerinde uzun dönemli bellek etkisi olmamakla birlikte hem spot hem de future volatilitesinde uzun dönemli bellek sözkonusudur. Aygören (2008) ise R/S analizi ile gerçekleştirdiği testinde BİST'teki fraktallığı test etmiş ve pozitif sonuçlar bulmuştur. Kahyaoğlu ve Duygulu (2005), ARFIMA ve GPH yöntemlerini kullanarak TCMB bilançosundan elde edilen parasal büyüklüklerin ve bunları oluşturan bileşenlerin uzun dönemli belleğe sahip olup olmadıklarını incelemişlerdir. Tunay (2008), ARFIMA-GARCH ve ARFIMA-FIGARCH modellerini kullanarak 1999-2008 periyodunda; Dolar/TL ve Euro/TL kurlarında uzun dönemli belleğin varlığını göstermiştir. Ural ve Demireli (2009), BİST Ulusal Tüm, BİST Ulusal 100 ve BİST Ulusal Endeksi ile sektör endekslerinde, uzun dönemli bellek etkisinin olup olmadığını 2000-2008 dönemi için incelemiş ve uzun dönemli belleğin var olduğu sonucunu ortaya koymuşlardır.

3. Metodoloji: FIGARCH Modeli

Parametrik bir yöntem olan FIGARCH modeli, volatilitedeki uzun dönemli belleğin varlığının tespit edilmesinde kullanılmaktadır ve aslında getirilerdeki uzun dönemli belleği modelleyen ARFIMA modelinin bir uzantısıdır.

Finansal volatilitenin tahmin edilmesi ve öngörülebilmesine yönelik çalışmaların sayısı son 20 yılda oldukça artmıştır. ARCH ve GARCH modellerinin ortaya çıkışından bu yana volatilitenin modellenmesine dair geliştirilen modeller büyük bir ilerleme göstermiştir. GARCH tipi süreçlerin uygulamaları, çoğu finansal zaman serisinin volatilitesinde “dirençlilik” özelliğinin varlığını ortaya koymuştur. Bu durumun varlığını dikkate almak için Baillie vd. (1996) kesirli bütünleşik GARCH modelini (FIGARCH) sunmuşlardır (Liu ve Shieh, 2007). Uzun dönemli belleğin volatilité süreçlerine uygulanmasının en önemli faydalarından birisi, türev ürün fiyatlama modellerinde çok büyük öneme sahip olan; modelin öngörü özelliğinin artırılabilmesidir (Goudarzi, 2010).

FIGARCH modeline geçmeden önce bir önceki aşama olan IGARCH modeline değinmekte fayda vardır. Engle ve Bollerslev (1986) bütünleşik GARCH (IGARCH) olarak bilinen yeni bir model yaratmışlardır. ARIMA modeline benzer olarak IGARCH modelinin özelliği geçmiş kareli şokların etkilerinin ε_t^2 üzerinde dirençli bir özellik göstermesidir. Bir IGARCH modeli aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$h_t = \alpha_0 + \beta_1 h_{t-1} + (1 - \beta_1) \varepsilon_t^2 \quad \varepsilon_t = z_t h_t^{1/2} \quad (6)$$

burada $0 < \beta_1 < 1$ 'dir. IGARCH modeli kareli getirilerdeki bir şoka karşı koşullu varyansın sonlu dirençliliğini göstermektedir. Diğer taraftan amprik çalışmaların birçoğunda gösterilmiştir ki volatilité süreci ortalamaya dönüşlüdür. Bu nedenle, bir volatilité şokunun sonlu dirençliliğini ifade etmesinden dolayı IGARCH modelinin kısıtlayıcı olduğu kabul edilmiştir (Tayefi ve Ramanathan, 2012). İşte bu noktadan hareketle, Baillie vd. (1996) tarafından bütünleşme katsayısının 0 ve 1 arasında değerler almasına imkan veren kesirli bütünleşik GARCH (FIGARCH) (p, d, q) modeli sunulmuştur.

FIGARCH (p, d, q) modeli aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$\phi(L)(1 - L)^d \varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (7)$$

burada,

$$v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2 \text{ 'dir.} \quad (8)$$

ε_t^2 'nin koşullu varyansı aşağıdaki gibi yazılacaktır:

$$h_t = \frac{\omega}{[1 - \beta(L)]} + \left[1 - \frac{\phi(L)}{[1 - \beta(L)]} (1 - L)^2 \right] \varepsilon_t^2 \quad (9)$$

FIGARCH modelinin en büyük avantajı, GARCH modeline bir ek parametre dahil ederek volatilitedeki uzun ve kısa dönemli hareketleri net bir şekilde ayırmasıdır. Uzun dönem unsuru, kesirli fark alma parametresi olan d tarafından, kısa dönem unsuru ise gecikme polinomlarınca (lag polynomials) yakalanmaktadır. $d = 0$ olması halinde FIGARCH modeli standart bir GARCH (p, q) modeline indirgenir. $d = 1$ ise Engle ve Bollerslev'in (1986) IGARCH sürecini ifade eder. $0 < d < 1$ olması halinde FIGARCH modeli sözkonusudur (Maheu, 2005).

Kesirli fark alma işlemcisi $(1 - L)^d$, aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$(1 - L)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(d + 1)L^k}{\Gamma(k + 1)\Gamma(d - k + 1)}$$

$$(1 - L)^d = 1 - dL - \frac{1}{2}d(1 - d)L^2 - \frac{1}{6}d(1 - d)(2 - d)L^3 - \dots$$

$$(1 - L)^d = 1 - \sum_{k=1}^{\infty} c_k(d)L^k \quad (10)$$

burada $c_1(d) = d$, $c_2(d) = \frac{1}{2}d(1 - d)$ 'dir (Liu ve Shieh, 2007). Modeldeki $\Gamma(\cdot)$ gama fonksiyonu olup; Baillie vd. (1996) bu sonsuz açılımın, gecikmeli kareli getirilerin katsayıları için yavaş bir hiperbolik azalış oranı ifade ettiğini ve dirençli etki-tepki ağırlıkları olduğunu göstermişlerdir (Maheu, 2005).

4. Ampirik Analiz

Bu çalışmanın amacı, 03.01.1990-15.05.2013 döneminde BİST-100 Endeksi volatilitesinde uzun dönemli bellek olup olmadığını tespit edilmesidir. Volatilitede uzun dönemli belleğin varlığının tespit edilmesi, volatilitenin gelecekteki hareketinin öngörülebileceği anlamına gelmektedir. Bu durum, Fama'nın Etkin Piyasa Hipotezi'nin zayıf formu ile ilgili teorinin sorgulanmasını gerektirmektedir.

Çalışmada kullanılan veri seti BİST-100 Endeksi'nin 03.01.1990-15.05.2013 dönemindeki günlük getirileri olup, kullanılan veri sayısı 5825'tir. Kullanılan verilerin tamamı TCMB'nin veri tabanından elde edilmiştir. FIGARCH analizleri Ox-Metrics, Bai-Perron çoklu yapısal kırılma testleri ise GAUSS programı üzerinden yapılmıştır. Volatilité modellemesinde ve volatilitédeki uzun dönemli belleğin ortaya konmasında daha güvenilir sonuçlar vermesi nedeni ile çalışmada kareli ve mutlak getiriler kullanılmıştır. Sırası ile kareli ve mutlak getiriler şu şekilde elde edilmiştir: $R_t = \left[\ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \right]^2$ ve $R_t = \left| \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \right|$. Burada R_t , t zamanındaki getiri, P_t ise t zamanındaki endeks değerini göstermektedir.

En iyi volatilité modellemesinin nasıl elde edileceği finans literatüründe derinlemesine tartışılmıştır. Pagan ve Schwert'in (1990) belirttiği üzere, finansal piyasalardaki volatilitenin modellenmesindeki en popüler ölçüm kareli ve mutlak getirilerdir. Diğer taraftan Davidian ve Carroll (1987), aşırı ya da kalın kuyruk hareketlerinin var olması halinde mutlak getirilerin kareli ve logaritmik getirilere göre daha dirençli olduğunu göstermiştir. Zımnî volatilitenin ölçümünde Triacca (2007) kareli getirileri, Giles (2007) ise mutlak getirileri kullanmıştır. Ghysels vd. (2006), mutlak getirilerin kareli getirilere karşı olan üstünlüğünü ifade ederken; Cotter (2004), mutlak getirilerin kullanılmasının zaman serisine dair istenen özellikleri sunacağını ve doğru volatilité ölçümünü sağlayacağını bildirmiştir.

4.1. Tanımlayıcı İstatistikler, Birim Kök Testleri ve Otokorelasyon Analizi

Uzun dönemli bellek analizine geçmeden önce, serilerin genel karakteristiği hakkında bilgi sahibi olabilmek için ilk olarak tanımlayıcı istatistikler hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar aşağıdaki Tablo 1'de sunulmuştur. Sonuçlardan görüldüğü üzere hem kareli hem de mutlak getiri serilerinin tamamı normal dağılımdan sapmalar göstermektedir. Elde edilen çarpıklık değerleri serilerin pozitif asimetriye sahip ve aşırı basık olduğunu göstermektedir. Pozitif asimetrinin var olması dağılımın sağ taraftaki kuyruğunun daha uzun olduğunu, yani negatif getirilerin daha yüksek frekans değerlerine sahip olduğunu ifade etmektedir.

Tablo 1. Kareli ve Mutlak Getirilerin Tanımlayıcı İstatistikleri

	kar_getiri	mut_getiri
Gözlem Sayısı	5825	5825
Ortalama	0.000732	0.019176
Medyan	0.000193	0.013878
Maksimum	0.039914	0.199785
Minimum	0.0000	0.0000
Standart Sapma	0.001792	0.019078
Çarpıklık	7.778804	2.341692
Basıklık	103.1941	11.77911
Jarque-Bera İstatistiği	2495259	24029.77
p. değeri	0.0000	0.0000

Tanımlayıcı istatistikler sonrasında, getiri serisinin durağan olup olmadığını belirlemek için üç adet birim kök testi gerçekleştirilmiştir. Bunlar; Augmented Dickey-Fuller (ADF), Phillips-Perron (PP) ve Kwiatkowski, Phillips, Schmidt, Shin (KPSS) testleridir. Bu testler sıfır hipotezinin yazılımlında birbirinden farklılık göstermektedirler. ADF ve PP testlerinin sıfır hipotezi zaman serisinin birim köke sahip olduğunu, KPSS testinin sıfır hipotezi ise

serinin durağan olduğunu ifade etmektedir. Aslında, KPSS testi I(1) alternatif hipotezine karşı, I(0) sıfır hipotezinin testi için geliştirilmiş olsa da Lee ve Schmidt (1996) göstermiştir ki KPSS testi, uzun dönemli bellek alternatif hipotezine karşı kısa dönemli bellek sıfır hipotezini test etmekte de oldukça başarılıdır.

Tablo 2. Birim Kök Testleri

DEĞİŞKENLER	Sabitli	Trend ve Sabitli	Trendsiz ve Sabitsiz	Durağanlık Düzeyi
ADF Testi	(-70.08918) 0.0001*	(-70.11647) 0.0000*	(-69.91921) 0.0001*	I(0)
	[-2.861841]	[-3.410576]	[-1.940879]	
PP Testi	(-70.26591) 0.0001*	(-70.24032) 0.0000*	(-70.30181) 0.0001*	I(0)
	[-2.861841]	[-3.410576]	[-1.940879]	
KPSS Testi	(0.332800) [0.463000]	(0.044761) [0.146000]	-	I(0)

ADF Testi için kritik değerler (%1 için): İlk sütun: -3.434730, İkinci sütun: -3.964497, Üçüncü sütun: -2.566586'dır. İlgili Hipotez: H_0 : Seride birim kök var ve H_1 : Seride birim kök yok. PP Testi için kritik değerler (%1 için): İlk sütun: -3.434673, İkinci sütun: -3.964417, Üçüncü sütun: -2.566566'dır. İlgili hipotez: H_0 : Seride birim kök var ve H_1 : Seride birim kök yok. KPSS testi için kritik değerler (%1 için): İlk sütun: 0.739000, İkinci sütun: 0.21600'dür. İlgili hipotez: H_0 : Seri durağan ve H_1 : Seri durağan değil

Sonuçlardan görüleceği üzere ADF ve PP testlerinin sonuçları için serinin birim köke sahip olduğunu ifade eden H_0 hipotezi %95 güven aralığında red edilmektedir. KPSS testi için ise %95 güven aralığında H_0 hipotezi kabul edilmiştir. Yani tüm birim kök test sonuçları için logaritmik getiri serisi durağandır. Kasman ve Torun'un da (2007) belirttiği üzere birim kök testlerinden elde edilen bu sonuçlar, yani elimizdeki serinin durağan olması, serinin uzun dönemli belleğe sahip olmadığını gösteren yeterli bir bilgi değildir.

Birim kök testleri ile birlikte, getirilerin bağımsızlık yapısına dair fikir sahibi olabilmek için tüm getiri serilerine Ljung-Box Q testi de uygulanmıştır. Bu testteki sıfır hipotezi getirilerin ilk p otokorelasyonlarının 0'a eşit olmasıdır. Bu durum seride otokorelasyonun olmadığı anlamına gelmektedir. H_0 hipotezinin red edilmesi ise getirilerdeki otokorelasyonu göstermektedir. Ljung-Box Q testinin H_0 hipotezi aşağıdaki gibi yazılmaktadır:

$$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_p = 0$$

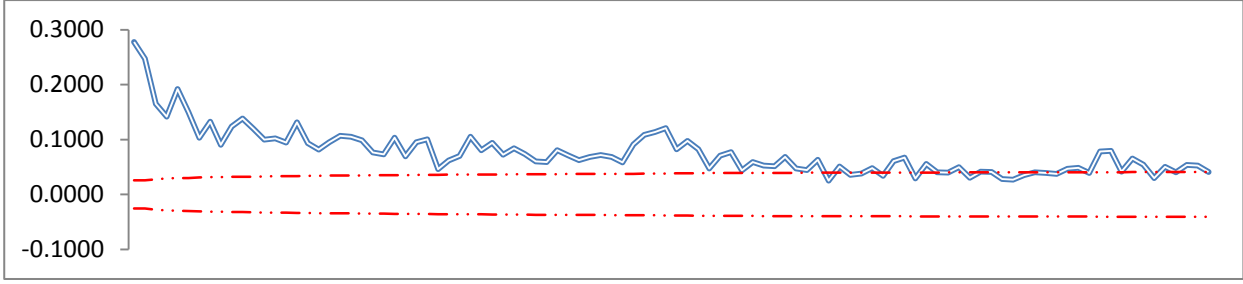
Tablo 3, kareli ve mutlak getiri serileri için; $p = 5$, $p = 10$, $p = 20$, $p = 50$ ve $p = 100$ 'de elde edilen sonuçları göstermektedir. Getirilerdeki sıfırdan farklı bir otokorelasyon değeri serinin zaman bağımlılığı ve belleği için bir kanıttır. Buna göre; Ljung-Box Q testinin H_0 hipotezi, her iki getiri serisi için de red edilmiştir. Yani iki getiri serisinde de otokorelasyon söz konusudur ve sonuçlar %99 güven aralığında istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu durum volatilitedeki uzun dönemli belleğe dair önemli bir işarettir.

Tablo 3. Getiri Serilerinin Ljung-Box Q Test İstatistikleri

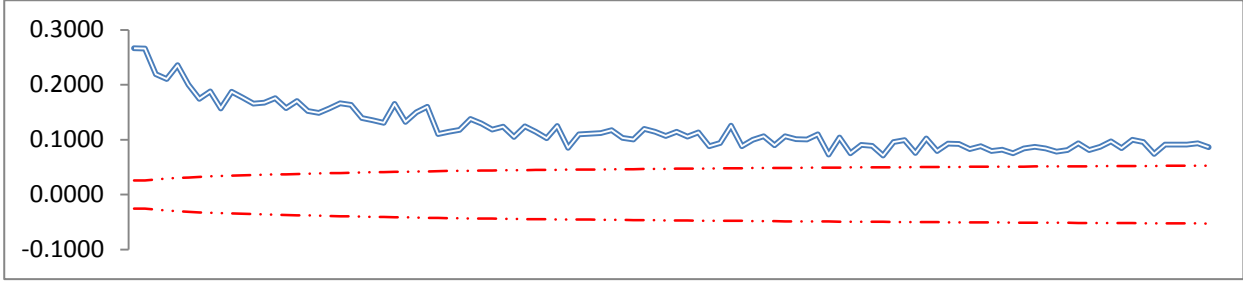
Gecikme Değerleri	kar_getiri	mut_getiri
Q-İstatistiği (5)	1295.46**	1686.04**
Q-İstatistiği (10)	1728.02**	2646.89**
Q-İstatistiği (20)	2401.06**	4206.52**
Q-İstatistiği (50)	3617.87**	6873.04**
Q-İstatistiği (100)	4423.50**	9311.68**

Parantez içerisindeki rakamlar Q-İstatistiğinin gecikme değerleridir. * ve ** sırasıyla sırasıyla %95 ve %99 güven aralığında anlamlılığı göstermektedir.

Aşağıdaki grafiklerde kareli ve mutlak getiri serilerinin %95 güven aralığındaki ilk 100 gecikmeye kadar olan otokorelasyonları görülmektedir.



Şekil 1. Kareli Getiri Serisinin Otokorelasyon Fonksiyonu ve Güven Aralıkları



Şekil 2. Mutlak Getiri Serisinin Otokorelasyon Fonksiyonu ve Güven Aralıkları

Grafiklerden anlaşılacağı üzere mutlak getirilerin otokorelasyonları kareli getirilerden daha yüksek olarak gözükmemekte ve aynı zamanda daha yavaş bir şekilde azalmaktadır. Mutlak getirilerin otokorelasyonu oldukça dirençlidir ve 100 gecikmeye kadar anlamlı kalmaktadır. Mutlak ve kareli getirilerdeki otokorelasyon oranları, Taylor Etkisi'ne işaret etmektedir. Dolayısıyla bu sonuçlar kareli ve mutlak getirilerdeki uzun dönemli belleğe dair önemli işaretler sunmaktadır.

4.2.Yapısal Kırılma Testi Öncesi Kareli ve Mutlak Getiri Serisi için FIGARCH Modeli

Bollerslev ve Mikkelsen'in (1996) ifade ettiği üzere, $I(d)$ sınıfı modeller bütünleşmenin kesirli derecesine imkan vererek koşullu ortalama modellerine esneklik kazandırmıştır. Şokların üssel bir oran ile kaybolduğu $I(0)$ zaman serilerinin ya da ortalamaya dönüşlü olmayan $I(1)$ serilerinin aksine, $I(d)$ zaman serilerindeki şoklar ($0 < d < 1$) hiperbolik oran ile yavaş bir şekilde azalmaktadır. Koşullu ortalamaya dair ARFIMA sınıfı modellere benzer olarak, FIGARCH modellerinde de koşullu varyansa dair gerçekleşen bir şok kalıcı değildir, hiperbolik bir azalış oranı ile yavaşça yok olmaktadır.

Volatilitedeki uzun dönemli belleği modellemeden önce modellerin performansları arasındaki farkı ortaya koyabilmek adına uzun dönemli belleği dikkate alan (FIGARCH) ve olmayan (GARCH) modellerin sonuçları Tablo 4'te bir arada sunulmuştur. Sonuçlardan görüleceği üzere volatilitenin modellenmesi anlamında ilk olarak GARCH (1,1) modeli tahmin edilmiştir. GARCH (1,1) modelindeki α ve β parametrelerinin katsayı toplamı hem kareli, hem de mutlak getirilerde 1'e yakın değerler almıştır (sırasıyla: 0.9972 ve 0.9953). Engle ve Bollerslev (1986) göstermiştir ki bu durum volatilitedeki dirence dair önemli bir işaretlerdir. GARCH modellerinden FIGARCH modeline geçilmesi ile birlikte, hem kareli hem de mutlak getiriler için elde edilen β değerlerinde ciddi anlamda düşüş yaşanmıştır. Örneğin kareli getirilerdeki β değeri 0.9269'dan 0.4610'a, mutlak getirilerdeki β değeri ise 0.8916'dan 0.4971'e düşmüştür. Tahmin edilen FIGARCH modelinin sonuçlarına göre; uzun dönemli bellek parametresi olan d değeri hem kareli hem de mutlak getirilerde $\alpha = 0.05$ için anlamlı gözükmemektedir. Yani tüm getiriler için anlamlı bir şekilde sıfırdan farklıdır. Bu sonuç, getiri serilerinin koşullu varyansında, yani volatilitesinde, uzun dönemli belleğin varlığını ifade etmektedir. Diğer taraftan anlamlı d parametresinin yanı sıra, Log likelihood ve AIC sonuçları da FIGARCH modellerinin daha başarılı olduğunu, getiri serisine daha iyi uyum sağladığını ortaya koymaktadır.

Tablo 4. FIGARCH Modeli

	KARELİ GETİRİLER		MUTLAK GETİRİLER	
	GARCH (1,1)	FIGARCH (1, d, 1)	GARCH (1,1)	FIGARCH (1, d, 1)
μ	0.0002** (0.0000)	0.0002** (0.0000)	0.0143** (0.0003)	0.0142** (0.0003)
ω	0.0430** (0.0160)	0.0139 (0.0131)	0.0467* (0.0222)	0.1107** (0.0375)
d	-	0.4059** (0.0664)	-	0.3642** (0.0505)
α	0.0703** (0.0199)	0.2281* (0.1040)	0.1037** (0.0273)	0.3028** (0.1003)
β	0.9269** (0.0187)	0.4610** (0.1020)	0.8916** (0.0286)	0.4971** (0.1028)
$\ln(L)$	29856	31509	15662	15742
AIC	-10.2499	-10.8167	-5.3755	-5.4024
SIC	-10.2453	-10.8110	-5.3709	-5.3967

Tabloda standart hatalar parantez içerisinde gösterilmiştir. * ve ** sırasıyla sırasıyla %95 ve %99 güven aralığında anlamlılığı göstermektedir. μ : ortalama denkleminin sabiti, ω : varyans denkleminin sabiti, d : uzun dönemli bellek parametresi, α : ARCH katsayısı, β : GARCH katsayısıdır. $\ln(L)$: değeri loglikelihood fonksiyonunun maksimize edilmiş değeri, AIC : Akaike Bilgi Kriteri'ni, SIC : Schwarz Bilgi Kriterini göstermektedir.

Tablo 5'ten görülebileceği üzere FIGARCH modeli hatalara ilişkin testlerde de daha başarılı sonuçlar vermiştir. ARCH-LM testi sonuçlarına göre, hem GARCH hem de FIGARCH için modelin hatalarında değişen varyans söz konusu değildir. Engle ve Patton'ın (2001) tavsiye ettiği şekilde, FIGARCH modelinin, getirilerin varyansındaki direnci yakalamada başarılı olup olmadığını ortaya çıkarabilmek için kullanılacak yöntemlerden birisi standardize kareli hataların otokorelasyon grafiğine bakmaktır. Eğer ki volatilité modeli yeterli ise standardize kareli hatalar otokorelasyona sahip olmamalıdır.

Tablo 5. FIGARCH Modelinin Hatalarına Dair İstatistikler

	KARELİ GETİRİLER		MUTLAK GETİRİLER	
	GARCH (1,1)	FIGARCH (1, d, 1)	GARCH (1,1)	FIGARCH (1, d, 1)
$Q(20)$	96.1207**	539.652**	1953**	2218.96**
$Q_s(20)$	16.5751	5.9881	22.6583	17.08
$ARCH(5)$	0.2109	0.2137	1.9153	0.6748

Tabloda standart hatalar parantez içerisinde gösterilmiştir. * ve ** sırası ile %95 ve %99 güven düzeylerini göstermektedir. J-B Jarque-Bera normallik testi, ARCH (5) 5 gecikme değeri için ARCH test istatistiğini göstermekte, $Q(20)$ standardize edilmiş hatalar, $Q_s(20)$ ise kareli standardize edilmiş hatalar için Ljung Box test sonucunu vermektedir.

Yukarıdaki sonuçlardan görüleceği üzere, hem kareli ve hem de mutlak getiriler için oluşturulan FIGARCH modelinin hatalarındaki Ljung-Box Q istatistiği göstermiştir ki 20. gecikme seviyesi için modelin kareli hatalarında otokorelasyon yoktur. Dolayısıyla modelimiz volatilitédeki direnci yakalamada başarılı olmuştur. Diğer taraftan Maekawa vd. (2005) volatilitéde direncin söz konusu olması durumunda yapısal kırılmaların incelenmesi gerektiğini ifade etmektedir ki elde edilen sonuçların güvenilirliği için Bai-Perron çoklu yapısal kırılma analizi ile bu bilgi dikkate alınacaktır. Hernekadar Bai-Perron çoklu yapısal kırılma analizi ortalamadaki kırılma için geliştirilmiş olsa da Choi vd. (2010) göstermiştir ki model varyanstaki kırılmayı yakalamakta da başarılıdır.

4.3. Bai-Perron Çoklu Yapısal Kırılma Analizi

Finansal zaman serilerinde; krizler, politika değişiklikleri vb. nedenlerle zaman içerisinde yapısal değişiklikler oluşabilmektedir. Uzun dönemli bellek analizinde yapısal kırılmanın dikkate alınmaması halinde sahte uzun dönemli bellek etkisi ortaya çıkabilmektedir (İlgün, 2010:242). Dolayısıyla uzun dönemli bellek analizlerine yapısal kırılma modellerinin dahil edilmesi, sonuçların güvenilirliği üzerinde olumlu bir etki sağlayacaktır. Bai-Perron çoklu yapısal kırılma analizinde aşağıdaki testler kullanılmaktadır:

Tablo 6. Bai-Perron Yapısal Kırılma Analizi Test ve Hipotezleri

Test	Sıfır Hipotezi	Alternatif Hipotez
$\sup F_T(k)$	$H_0 : Kırılma yok$	$H_1 : k adet kırılma$
UD_{\max}, WD_{\max}	$H_0 : Kırılma yok$	$H_1 : Bilinmeyen sayıda kırılma$
$\sup F_T(l+1 l)$ (Ardışık)	$H_0 : (l) adet kırılma var$	$H_0 : (l + 1) adet kırılma var$

Kaynak: Bai J. ve Perron P. (2003). Computation and Analysis of Multiple Structural Change Models. Journal of Applied Econometrics, 18, 1–22

Bai and Perron (2003), yaptığı simülasyon çalışması neticesinde, hatalarda otokorelasyonun olmaması durumunda BIC ve LWZ sonuçlarının güvenilir olduğunu; ancak, hatalarda otokorelasyon sözkonusu olması halinde bu testlerin gerçekte olandan daha yüksek değerler verdiğini göstermiştir. Bai-Perron tarafından önerilen metod kırılmaların ardışık tahminlerini kullanan $\sup F_T(l+1|l)$ testidir. Çalışmanın yapıldığı dönemde; 1994 Türkiye krizi, 1997 Asya krizi, 1998 Rusya krizi, 2001 Türkiye krizi ve 2008 yılı mortgage krizlerinin yapısal değişmeye neden olabileceği düşünülerek maksimum kırılma sayısı 5 olarak belirlendikten sonra, kareli ve mutlak getiriler için Bai-Perron çoklu yapısal kırılma analizi gerçekleştirilmiştir. Testin sonucunda ardışık kritere göre kareli ve mutlak getirilerde dört adet kırılma tespit edilmiştir.

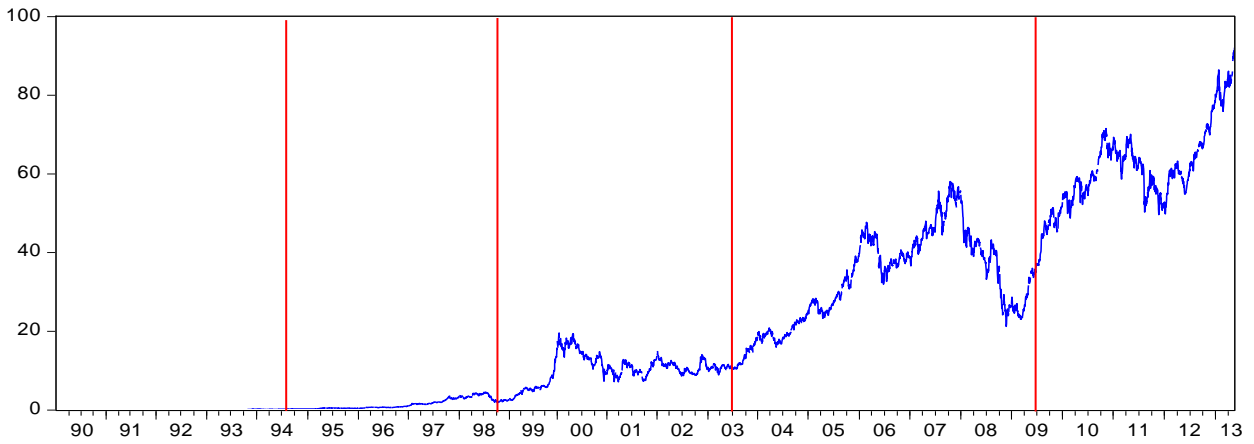
Tablo 7. Bai-Perron Çoklu Yapısal Kırılma Testi Sonuçları

Seri İstatistikleri	kar_getiri	mut_getiri
$\sup F_T(1)$	177.98**	346.27**
$\sup F_T(2)$	66.95**	183.97**
$\sup F_T(3)$	47.94**	127.30**
$\sup F_T(4)$	76.17**	129.57**
$\sup F_T(5)$	60.95**	104.48**
UD_{\max}	177.9824**	346.2737**
WD_{\max}	177.9824**	346.2737**
$\sup F_T(2 1)$	46.9253**	76.0828**
$\sup F_T(3 2)$	78.4791**	76.0828**
$\sup F_T(4 3)$	78.4791**	76.0828**
$\sup F_T(5 4)$	8.4302	5.6088
Bilgi Kriterlerine Göre Kırılma Sayıları		
BIC	4	4
LWZ	2	2
Ardışık (Sequential)	4	4
Kırılma Tarihleri		
\hat{T}_1	16.06.1994 [20.05.1993-15.03.1996]	16.06.1994 [06.10.1993-13.10.1995]
\hat{T}_2	06.08.1998 [30.01.1997-27.10.1998]	31.07.1998 [11.11.1997-10.11.1998]
\hat{T}_3	14.04.2003 [08.04.2003-20.01.2004]	11.04.2003 [26.03.2003- 29.07.2003]
\hat{T}_4	18.05.2009 [04.03.2009-17.06.2010]	05.06.2009 [13.03.2009- 15.12.2009]
Rejimlerin Ortalamaları		
\hat{c}_1	0.001052 (0.0001)	0.024311 (0.0008)
\hat{c}_2	0.000683 (0.0001)	0.019285 (0.0006)
\hat{c}_3	0.001365 (0.0001)	0.027042 (0.0009)
\hat{c}_4	0.000404 (0.0001)	0.015023 (0.0004)
\hat{c}_5	0.000204 (0.0001)	0.010669 (0.0003)

Model spesifikasyonu: $z_t = \{1\}$, $q=1$, $p=0$, $h=873$, $m=5$ ve $\varepsilon=0.15$ olarak belirlenmiştir. Model spesifikasyonunda z_t : rejimler bazında değişen bağımsız değişkenleri, q : rejimler bazında değişen bağımsız değişken sayısını, p : rejimler bazında değişmeyen bağımsız değişken sayısını, h : herhangi bir rejimdeki minimum gözlem sayısını, m : maksimum kırılma sayısını ifade etmektedir. * ve ** ise sırasıyla %99 ve 95 güven aralığında H_0 hipotezinin reddini göstermektedir. Köşeli parantez içindeki tarihler kırılma tarihleri için güven aralıklarıdır.

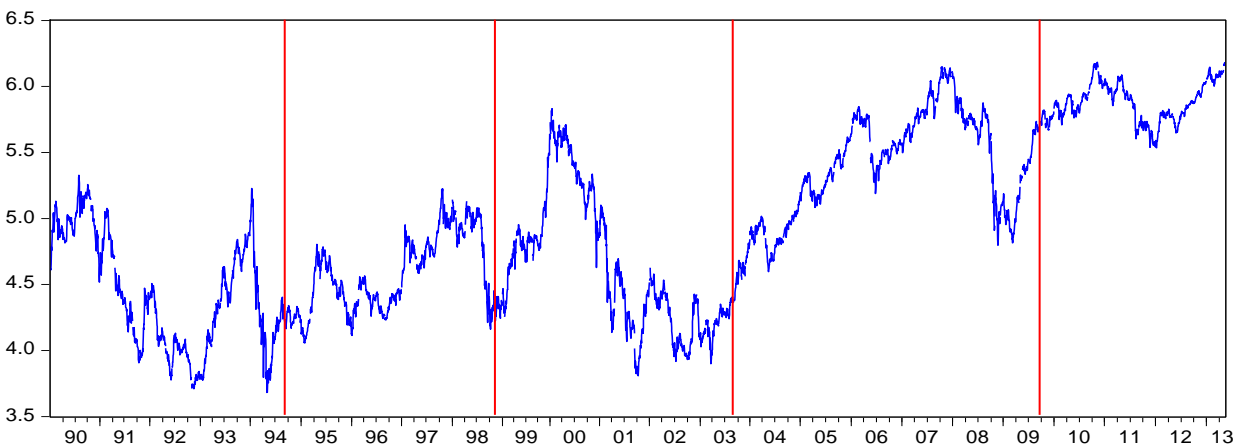
Tablo 7'nin "Seri İstatistikleri" kısmından görülebileceği üzere kareli ve mutlak getiriler için; $\sup F_T(l)$ test istatistiğinin kırılma bulunmadığını söyleyen yokluk hipotezi, maksimum 5 kırılmaya kadar olan alternatif hipoteze karşı %99 güven aralığında red edilmiştir. Diğer taraftan UD_{\max} ve WD_{\max} testlerinin sıfır hipotezi olan yapısal kırılma yoktur hipotezi ise en fazla m kadar kırılmanın varlığını ifade eden alternatif hipoteze karşı %99 güven aralığında red edilmiştir. Ardışık test $\sup F_T(l+1|l)$ 'ye ilişkin sonuçlara göre ise $l=4$ durumunda l kırılmalı yokluk hipotezine karşı $l+1$ kırılmalı alternatif hipotez %99 güven düzeyinde istatistiksel olarak red edilememiştir. Bu durumda ardışık test sonuçları BİST-100 Endeksi'nin kareli ve mutlak getiri serilerinde 4 yapısal kırılma dönemi olduğunu ortaya koymaktadır.

Elde edilen sonuçlara göre, kareli getiriler için olan kırılma tarihleri sırası ile 16.06.1994, 06.08.1998, 14.04.2003 ve 18.05.2009; mutlak getiriler için olan kırılma tarihleri ise sırası ile 16.06.1994, 31.07.1998, 11.04.2003 ve 05.06.2009 olarak tespit edilmiştir. Tablo 7'de, her bir rejim için ortalama tahminleri (\hat{c}_j) de yer almaktadır. Ortalama tahminlerinin altında parantez içerisinde verilen değerler düzeltilmiş standart hatalardır. Elde edilen kırılma dönemleri kareli ve mutlak getiriler için yaklaşık olarak aynı tarihlere tekabül etmektedir. BİST-100 Endeksi'nin fiyat grafiği üzerinden bu tarihleri görmek görsel anlamda dönemler hakkında fikir verecektir.



Şekil 3. BİST-100 Endeksi Fiyat Serisindeki Kırılma Dönemleri

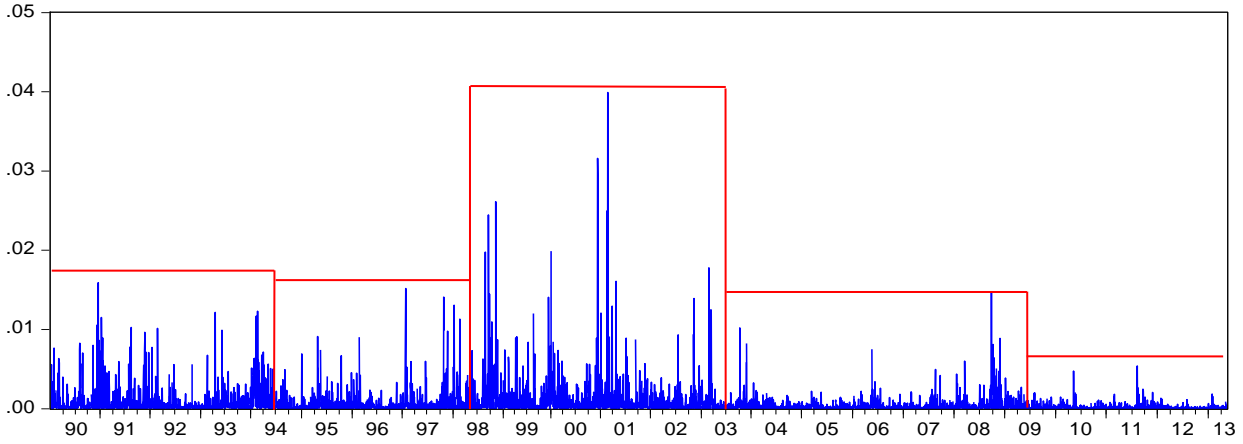
BİST-100 Endeksi'ne ilişkin fiyat serisi üzerinde gösterilen kırılma dönemleri enflasyon nedeni ile seride yaşanan artışların etkisinden dolayı net bir şekilde görülememektedir. Bu nedenle BİST-100 Endeksi fiyat serisi, 3 Ocak 1990 baz alınarak Amerikan Doları ile deflate edilerek endekslenmiş ve logaritmik "modifiye fiyat serisi" elde edilmiştir.



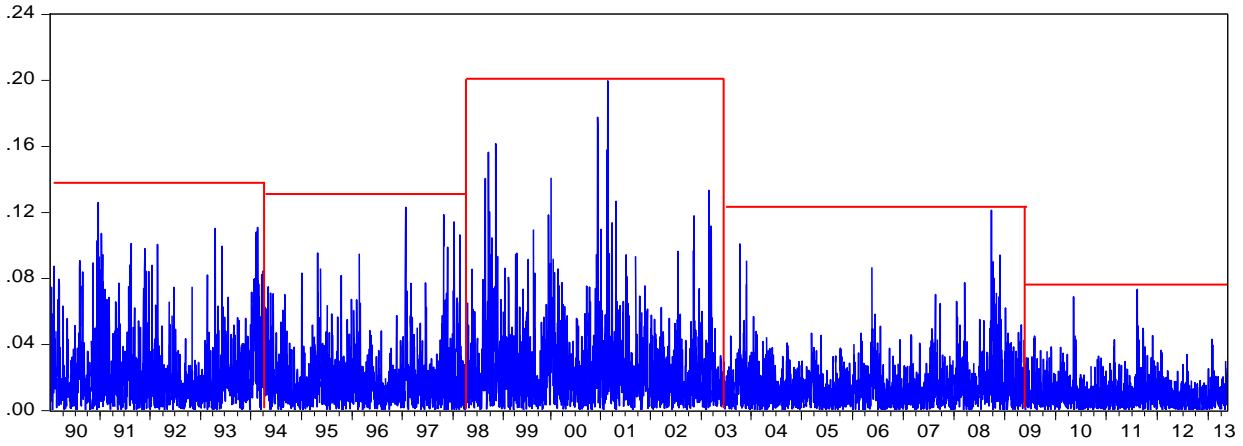
Şekil 4. BİST-100 Endeksi Modifiye Fiyat Serisindeki Kırılma Dönemleri

Yukarıdaki grafikten anlaşılacağı üzere kırılma dönemleri enflasyon etkisi taşımayan modifiye fiyat serisi üzerinde çok daha net bir şekilde görülmektedir. Kırılma dönemleri beklentilerimizle de uyumlu olarak 1994 Türkiye Krizi, 1998 Rusya Krizi, 2001 Türkiye krizi (sonrası) ve 2008-2009 Mortgage krizine tekabül etmektedir.

Aşağıdaki Şekil 5 ve Şekil 6 ise kareli ve mutlak getiriler üzerinden yapısal kırılma ile oluşan farklı rejimleri göstermektedir. Grafiklerden görüleceği üzere 4 farklı kırılma tarihi olması nedeni ile 5 farklı rejim ortaya çıkmıştır. Bu rejimlerden ilk üçü 2001 Türkiye krizi öncesine ait olup en stabil dönem beşinci dönem olan 2009-2013 aralığı olarak gözükmektedir.



Şekil 5. Kareli Getirilerdeki Farklı Rejimler



Şekil 6. Mutlak Getirilerdeki Farklı Rejimler

Kareli ve mutlak getirilerdeki yapısal kırılmanın varlığı tespit edildikten sonra, bu iki seri Choi vd.'nin (2010) önerdiği şekilde $u_t = y_t - c_j$ işlemi ile düzeltilmiştir. \hat{c}_j değerleri Gauss çıktısından elde edilmiş olup bu değerler 4 kırılma sonrası ortaya çıkan 5 farklı dönemin ortalamasıdır. Aslında yapılan işlem, tüm dönemler için elimizdeki serinin düzeltilmesi yani farklı ortalamaların tek bir ortalamaya indirgenmesidir. Böylece kırılmaların etkisi ortadan kaldırılmış olacaktır. Yukarıdaki Tablo 7'den görüleceği üzere, hem kareli hem de mutlak getirilere ilişkin ortalama (\hat{c}_j) değerleri pozitifdir. Bunun anlamı; düzeltme işlemi ile birlikte orjinal serinin her bir döneminin, \hat{c}_j değerine bağlı olarak, bir miktar aşağı çekileceğidir. Mutlak getirilerin her dönemdeki ortalamaları, kareli getirilere göre çok daha yüksektir. Dolayısıyla bu değerler dikkate alındığında kırılma testi sonrası gerçekleştirilecek uzun dönemli bellek analizlerinde, mutlak getirilerdeki uzun dönemli bellek (d) parametresinin daha fazla değişmesini beklemekteyiz.

4.4. Yapısal Kırılma Testi Sonrası Düzeltilmiş Kareli ve Mutlak Getiri Serisi için FIGARCH Modeli

Yine bu bölümde, düzeltilmiş kareli ve mutlak getiri serilerinin koşullu varyanslarında uzun dönemli bellek olup olmadığını tespit edebilmek için FIGARCH modelleri ile birlikte GARCH modeli tahmin edilmiştir. Önceki çıktılara benzer olarak GARCH modellerinde uzun dönemli bellek etkisi dikkate alınmaması nedeni ile β_1 parametresinin değeri GARCH(1,1) ve FIGARCH (1,d,1) modellerinde oldukça farklıdır. Örneğin, düzeltilmiş kareli getirilerin GARCH modelindeki β_1 değeri 0.9238 iken, bu değer FIGARCH modelinde 0.4646'e düşmüştür.

Tablo 8. FIGARCH Modeli (Düzeltilmiş Kareli ve Mutlak Getiriler)

	DÜZELTİLMİŞ KARELİ GETİRİLER		DÜZELTİLMİŞ MUTLAK GETİRİLER	
	GARCH (1,0,1)	FIGARCH (1, d, 1)	GARCH (1,0,1)	FIGARCH (1, d, 1)
μ	0.0002** (0.0000)	0.0002** (0.0000)	0.0196** (0.0004)	0.0192** (0.0003)
ω	0.0073 (0.0082)	0.0135 (0.0131)	0.0522 (0.0279)	0.1884* (0.0821)
d	-	0.4007** (0.0653)	-	0.3115** (0.0375)
α	0.1200 (0.0866)	0.2358 (0.1041)	0.0685** (0.0186)	0.3636** (0.1228)
β	0.9238** (0.0449)	0.4646** (0.1011)	0.9227** (0.0223)	0.5356** (0.1215)
$\ln(L)$	31130	31498	14651	14712
AIC	-10.6871	-10.8132	-5.0290	-5.0497
SIC	-10.6825	-10.8075	-5.0244	-5.0440

Tabloda standart hatalar parantez içerisinde gösterilmiştir. * ve ** sırasıyla sırasıyla %95 ve %99 güven aralığında anlamlılığı göstermektedir. μ : ortalama denkleminin sabiti, ω : varyans denkleminin sabiti, d : uzun dönemli bellek parametresi, α : ARCH katsayısı, β : GARCH katsayısıdır. $\ln(L)$: değeri loglikelihood fonksiyonunun maksimize edilmiş değeri, AIC : Akaike Bilgi Kriteri'ni, SIC : Schwarz Bilgi Kriterini göstermektedir.

AIC sonuçlarından görüldüğü üzere, hem düzeltilmiş kareli hem de mutlak getirilerin bilgi kriteri değeri, FIGARCH modellerinde daha düşüktür. Diğer taraftan FIGARCH modellerindeki d parametresi de %95 güven aralığında istatistiksel olarak anlamlı şekilde sıfırdan farklıdır. Bu sonuçlar önceki çıktıları desteklemekte ve düzeltilmiş kareli ve mutlak getirilerin de koşullu varyanslarında uzun dönemli bellek olduğunu ortaya koymaktadır. Bu durum, BİST-100 Endeksi volatilitésinin geçmiş volatiliteden etkilendiğini ve öngörülebilirliğini ifade etmektedir.

Hatalara dair elde edilen Q istatistikleri de göstermiştir ki hataların kareli değerleri için otokorelasyon sözkonusu değildir. FIGARCH modelleri dikkate alındığında modellerin hatalarında değişen varyans da bulunmamaktadır.

Tablo 9. FIGARCH Modelinin Hatalarına Dair İstatistikler

	DÜZELTİLMİŞ KARELİ GETİRİLER		DÜZELTİLMİŞ MUTLAK GETİRİLER	
	GARCH (1,0,1)	FIGARCH (1, d, 1)	GARCH (1,0,1)	FIGARCH (1, d, 1)
$Q(20)$	365.678**	534.877**	2816.38**	2932.82**
$Q_s(20)$	3.1702	6.0708	33.7999**	25.7108
$ARCH(5)$	0.20883	0.21368	3.5002**	0.82542

Tabloda standart hatalar parantez içerisinde gösterilmiştir. * ve ** sırası ile %95 ve %99 güven düzeylerini göstermektedir. $ARCH(5)$ 5 gecikme değeri için ARCH test istatistiğini göstermekte, $Q(20)$ standardize edilmiş hatalar, $Q_s(20)$ ise kareli standardize edilmiş hatalar için Ljung Box test sonucunu vermektedir.

Sonuç

Çalışmada, BİST-100 Endeksi volatilitésinin uzun dönemli bellek yapısı, 03.01.1990-15.05.2013 dönemi için FIGARCH yöntemi üzerinden test edilmiştir. FIGARCH analizi öncesindeki otokorelasyon testleri, kareli ve mutlak getirilerdeki yüksek dirençliliğe dair önemli ipuçları vermiş ve Taylor etkisinin varlığını göstermişlerdir. Yapısal kırılmalar sahte uzun dönemli bellek etkisi yaratabileceğinden dolayı; FIGARCH testi, Bai-Perron çoklu yapısal kırılma analizi öncesi ve sonrasında olmak üzere iki kez gerçekleştirilmiştir. Hem kareli hem de mutlak getirilerde görülen dört adet yapısal kırılma, beş farklı rejim yarattığından, çıktılarından elde edilen ortalamalar kullanılarak, kareli ve mutlak getiriler düzeltme işlemine tabi tutulmuş ve ikinci FIGARCH testinde bu veriler kullanılmıştır. Her iki FIGARCH modelinden gelen sonuçlar birbirini destekler niteliktedir. Sonuçlar göstermiştir ki BİST-100 Endeksi volatilitésinde ilgili dönem için uzun dönemli bellek etkisi mevcuttur. Bu durum Etkin Piyasa Hipotezi'nin zayıf formu ile çelişmektedir.

Kaynakça:

- Andersen, T. G. and Bollerslev, T. (1997). Heterogeneous Information Arrivals And Return Volatility Dynamics: Uncovering The Long-Run in High Frequency Returns. *The Journal Of Finance*, 52 (3). 975-1005
- Andreou, E. and Ghysels, E. (2002). Detecting Multiple Breaks in Financial Market Volatility Dynamics. *Journal of Applied Econometrics*, Cilt.17, Iss.5, 579-600
- Aygören, H., (2008). İstanbul Menkul Kıymetler Borsasının Fractal Analizi. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, Cilt.23 (1), 125-134
- Bai, J. ve Perron, P., (2003). Computation and Analysis of Multiple Structural Change Models. *Journal of Applied Econometrics*, Cilt.18, 1–22
- Baillie, R. T., (1996). Long memory processes and fractional integration in econometrics. *Journal of Econometrics*, 73, 5-59
- Baillie, R. T., Bollerslev, T. ve Mikkelsen H. O., (1996). Fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, Cilt.74, 13-30
- Beran, J. (1998). *Statistics for Long Memory Processes*. Chapman and Hall/Crc, Florida, s.42
- Bhattacharya S. N. ve M. B., (2012). Long Memory in Stock Returns: A Study of Emerging Markets. *Iranian Journal of Management Studies*, Cilt.5 (2), 67-88
- Bollerslev, T. ve Mikkelsen H. O. (1996). Modeling and Pricing Long Memory in Stock Market Volatility. *Journal Of Econometrics*, 73 (1), 151-184
- Breidt, F. J., Crato, N. ve de Lima P. J. F. (1998). The detection and estimation of long-memory in stochastic in stochastic volatility. *Journal of Econometrics*, (83), 325–348
- Cavalcante, J. and Assaf, A., (2002). Long Range Dependence in the Returns and Volatility of the Brazilian Stock Market. Working Paper, Banco Nacional do Desenvolvimento, Rio de Janeiro
- Choi, K, Yu W. C. and Zivot, E., (2010). Long memory versus structural breaks in modeling and Forecasting realized volatility. *Journal of International Money and Finance*, Cilt.29, 857–875
- Comte, F. and Renault, E. (1998). Long Memory İn Continuous-Time Stochastic Volatility Models. *Mathematical Finance*, 8 (4): 291-323
- Cotter, J., (2004). Absolute return volatility, University College Dublin. School of Business. Centre for Financial Markets, WP-04-11, <http://www.ucd.ie/bankingfinance/docs/wp/COTTER5.PDF>
- Crato, N. ve de Lima, P. J. F. (1994). Long-range dependence in the conditional variance of stock returns. *Economics Letters*, 45 (3): 281-285
- Çevik, E. İ., (2012). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Etkin Piyasa Hipotezinin Uzun Hafıza Modelleri İle Analizi: Sektörel Bazda Bir İnceleme. *The Journal of Yasar University*, Cilt.26 (7), 4437- 4454
- Çevik, E. İ. ve Erdoğan, S., (2009). Bankacılık Sektörü Hisse Senedi Piyasasının Etkinliği: Yapısal Kırılma ve Güçlü Hafıza. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, Cilt.10 (1), 26-40
- Davidian, M. and Carroll, R.J. (1987). Variance function estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 82, 1079–1091.
- Diebold, F. X. ve Inoue, A. (2001). Long Memory And Regime Switching. *Journal Of Econometrics*, 105 (1), 131-159
- Ding, Z., Granger, C. W. J. ve Engle R. E. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1 (1), 83-106
- Engle, R. F. ve Bollerslev, T.,(1986). Modelling the persistence of conditional variances. *Econometric Reviews*, Vol. 5 (1), 1-50

- Engle, R. F. ve Patton, A. J., (2001). What good is a volatility model?. *Quantitative Finance*, Cilt. 1 (2), 237-245.
- Fama, E. F. , (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, Cilt.25 (2), 383-417
- Festić, M., Kavkler, A. ve Dajčman, S., (2012). Long Memory in The Croatian And Hungarian Stock Market Returns. *Zb. Rad. Ekon. Fak. Rij*, Cilt.30,
- Geweke, J. and Porter-Hudak, S. (1983). The estimation and Application of Long Memory Time Series Models. *Journal of Time Series Analysis*, Cilt.4 (4), 221-238.
- Granger, C.W.J. and Joyeux, R. (1980). An introduction to loag memory time series models and fractional differencing. *Journal of Time Series Analysis*,1, 5-39.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P. ve Valkanov, R., (2006). Predicting Volatility: Getting the Most Out of Return Data Sampled at Different Frequencies. *Journal of Econometrics*, Cilt.131(1/2), 59-95.
- Giles, D. , (2008). Some properties of absolute returns as a proxy for volatility. *Applied Financial Economics Letters*, Cilt.4(5), 347-350.
- Giraitis, L. et al. (2003). Rescaled Variance And Related Tests For Long Memory İn Volatility And Levels. *Journal Of Econometrics*, Vol.112, No.2, 265-294.
- Grabbe, J. O. , (2001). Chaos and Fractals in Financial Markets: Grow Brain and the Flooding of the Nile. *Laissez Faire City Times*, Cilt.5 (3)
- 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*, Vol.11, Iss.3, 399-421.
- Goudarzi, H. , (2010). Modeling Long Memory in The Indian Stock Market using Fractionally Integrated Egarch Model. *International Journal of Trade, Economics and Finance*, Cilt.1(3), 231-237
- Hosking, J.R.M. (1981). Fractional differencing. *Biometrika*, 68, 165-176.
- Hurst, H. E., (1951). Long-term storage of reservoirs: An experimental study. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 116, 770-799.
- İlgün, M. F., (2010). Genişletici Mali Daralma Hipotezinin Temelleri ve Türkiye Ekonomisi Üzerine Bir Uygulama. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 35, 233-253
- Kahyaoğlu, H. ve Duygulu, A. A. (2005). Finansal Varlık Fiyatlarındaki Değişme – Parasal Büyüklükler Etkileşimi. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, Cilt.20 (1), 63-85
- Kasman, A. ve Torun, E. (2007). Long Memory in the Turkish Stock Market Return and Volatility. *Central Bank Review*, (2), CBRT, 13-27
- Kasman, A. , Kasman, S. ve Torun, E., (2009). Dual long memory property in returns and volatility: Evidence from the CEE countries' stock markets. *Emerging Markets Review*, Cilt.10, 122–139
- Kirman, A and Teyssière, G. (2002). Microeconomic Models for Long Memory in the Volatility of Financial Time Series. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, Vol.5, Iss.4, 1-23
- Lee, D. ve Schmidt, P. (1996). On the power of the KPSS test of stationarity against fractionally-integrated alternatives. *Journal of Econometrics*, Cilt.73 (1), 285-302
- Lintner, J. (1965). The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets. *Review of Economics and Statistics*. Cilt. 47:1, 13–37.
- Liu, S.M. ve Shieh, S.J. (2007). Long Memory in Volatility of T-Bond Futures Markets: A Value-at Risk Approach. *The Journal of Human Resource and Adult Learning*, Cilt.3 (2), 2007, 225-233
- 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.

- Maekawa, K., Lee, S. ve Tokutsu, Y., (2005). A note on volatility persistence and structural changes in GARCH models. Working Paper, http://www.hue.ac.jp/prfssr/rcfe/w_papers/Rev23.pdf
- Maheu, J. M., (2005). Can GARCH Models Capture the Long-Range Dependence in Financial Market Volatility?. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, Cilt.9 (4), 1-40
- Mandelbrot, B. (1972). Statistical methodology for nonperiodic cycles: from the covariance to R/S analysis. *Annals of Economic and Social Measurement* 1, 259–290.
- Mandelbrot, B. ve Wallis J. R. , (1969). Computer Experiments with Fractional Gaussian Noises: Part 2, Rescaled Ranges and Spectra. *Water resources research*, Cilt. 5(1), 242-259
- Mandelbrot B. ve Hudson R. L. (2004). *The Misbehavior of Markets: A fractal view of financial turbulence*. Basic Books, New York.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*. Cilt.7, 77–91.
- Markowitz, H. (1959). *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*. Second Edition. Malden: Blackwell.
- Onali, E. ve Goddard J, (2011). Are European Equity Markets Efficient? New Evidence from Fractal Analysis. *International Review of Financial Analysis*, 20, 59–67
- Önalın, Ö., (2004). *Finans Mühendisliğinde Matematiksel Modelleme*. Avcıol Basım, 1. Baskı, İstanbul
- Pagan, A. R. ve Schwert, G. W., (1990). Alternative Models For Conditional Stock Volatility. *Journal of Econometrics*, 45, 267-290
- Sharpe, W. F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. *Journal of Finance*. Cilt19 (3), 425– 42.
- Tayefi, M. ve Ramanathan T. V., (2012). An Overview of FIGARCH and Related Time Series Models. *Austrian Journal of Statistics*, Cilt.41 (3), 175-196
- Triacca, U., (2007). On the variance of the error associated to the squared return as proxy of volatility. *Applied Financial Economics Letters*, Cilt.3 (4), 255-7
- Tunay, K. B. ,(2008). Türkiye’de Merkez Bankası Müdahalelerinin Döviz Kurlarının Oynaklığına Etkileri. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*, Cilt.2 (2), 77-111
- Ural, M. ve Demireli E., (2009). Hurst Üstel Katsayısı Aracılığıyla Fraktal Yapı Analizi ve İMKB’de Bir Uygulama. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, Cilt.23 (2), 243-255
- Velásquez, T., (2009). *Chaos Theory and the Science of Fractals, and their Application in Risk Management*. Yüksek Lisans Tezi, Copenhagen Business School
- Yalama, A. Çelik, S. ve Sevil, G., (2011). Long Memory in Stock Markets: Empirical Study on Spot and Future Markets in Turkey. *Academic and Business Research Institute International Conference, International Conference-Las Vegas*