



FİNANSAL VARLIK FİYATLARINDAKİ YÜKSEK ORANLI ANİ DEĞİŞİMLERİN (PRICE JUMPS) ETKİLERİNİN ANALİZİ: TÜRKİYE ÖRNEĞİ

Doç. Dr. Önder BÜBERKÖKÜ
Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi
orcid.org/0000-0002-7140-557X

Öz

Bu çalışmada finansal varlık fiyatlarındaki yüksek oranlı ani değişimlerin (jump) stokastik volatilité (SV) ile GARCH modellerine dahil edilmesinin bu modellerin performansları üzerindeki etkisi incelenmiştir. Analizler BİST100, BİST Mali ve BİST Sınai endeksleri dikkate alınarak yapılmıştır. Modeller Bayesyen yöntemi ile tahmin edilmiş ve model performanslarının karşılaştırılmasında bir Bayes faktörü olarak Log-ML değerinden yararlanılmıştır. Çalışma bulguları Türk hisse senedi piyasalarındaki yüksek oranlı ani değişimlerin yılda yaklaşık 3 kez gerçekleştiğini, bu etkinin standart GARCH ve SV modellerine dahil edilmesinin model performanslarını arttırdığını, neredeyse her durumda SV modellerinin GARCH modellerinden daha iyi bir performans sergilediğini ve her durumda en iyi performansı sergileyen modelin yüksek oranlı ani değişimleri dikkate alan SV (SV with jumps) modeli olduğunu göstermektedir.

Anahtar kelimeler: Volatilité, jump faktörü, GARCH modeli, Stokastik volatilité modeli, Hisse senedi piyasası



ANALYSING THE IMPACTS OF JUMPS IN STOCK MARKET PRICES: THE TURKISH CASE

Abstract

This study examines the performance of the GARCH and stochastic volatility (SV) models incorporating jumps in terms of returns. Therefore, in addition to standard GARCH and SV models, it also takes into account the GARCH with jumps and SV with jumps models for the Turkish stock market including the ISE100, ISE Financial and ISE Industrial stock indices. All the models are estimated using Bayesian techniques and, as a Bayes factor, log ML is applied to compare the performances of the models. The results show that (i) the jump probability is 0.06, equating to nearly three jumps per year in the Turkish stock market; (ii) incorporating jumps into the models improves their performance; and (iii) the best model is the SV model with jumps, while the standard SV model and SV with jumps model outperform the standard GARCH and GARCH with jumps models.

Keywords: Volatility, Jumps, GARCH model, Stochastic volatility model, Turkish stock market

1.GİRİŞ

Volatilite parametresi modern portföy teorisinde kaynakların finansal varlıklar arasında etkin bir şekilde dağıtılmasında ve türev ürünler gibi finansal risk yönetiminde kullanılan varlıkların fiyatlanmasında kullanılan oldukça önemli bir parametredir (Sethapramot ve Prukumpai, 2012). Bunun yanı sıra, volatilite parametresi bireysel ve kurumsal yatırımcıların risk algısının belirlenmesi ve uygulanan ekonomi politikalarının etkinliğinin analizi gibi alanlarda da oldukça önemli işlevlere sahiptir (Abdennadher ve Hallara, 2018; Krichene, 2003). Fakat, bu kadar önemli işlevleri bulunan bir parametrenin



beklenen etkinliği gösterebilmesi bu parametrenin doğru bir şekilde modellenebilmesi ile mümkün olabilmektedir.

Bu nedenle, literatürde finansal varlıkların volatilitésinin modellenmesinde çeşitli modellerden yararlanılmaktadır. Bu modellerin başında da GARCH modelleri gelmektedir (Örneğin, bakınız: Kang, Cho ve Yoon, 2009; Belkhouja ve Boutahary, 2011; Chkili, Aloui ve Nguyen, 2012; Cochran, Mansur ve Odusami, 2012; Ewing ve Malik, 2013; Aloui ve Hamida, 2014; Bentes, 2014; Mensi, Hammoudeh ve Kang, 2015; Ural ve Küçüközmen 2011; Çevik ve Topalođlu, 2014; Büberkökü ve Kızıldere, 2017; Özdemir, Vergili ve Çevik 2018).

Fakat, GARCH modellerinin finansal varlıkların volatilitésini modellerken dayandığı en temel varsayımlarından biri volatilitenin gözlemlenebilir bir deđişken olduđu varsayımdır. Bu nedenle, GARCH modelleri volatilitenin geçmiş dönem getirisinin ve volatilitésinin deterministik bir bileşeni olarak olduđunu varsaymaktadır (Kim, Shephard ve Chib, 1998; Assaf, 2017; Abiyev, 2015). Halbuki, volatilité parametresi herhangi bir finansal varlığın fiyat hareketlerinden kaynaklanan belirsizliđi ikinci moment ile ölçen bir deđişkendir. Dolayısıyla, finansal piyasalarda doğrudan gözlemlenebilen şey ilgili finansal varlığın volatilitésini deđil bu varlığın fiyatında meydana gelen deđişimlerdir (Krichene, 2003; Mariani, Bhuiyan ve Tweneboah, 2018; Chan ve Grant, 2016). Bu nedenle, GARCH modellerine alternatif teşkil eden stokastik volatilité modelleri, temel finans teorileri ile daha uyumlu olacak şekilde, volatilitéyi gözlemlenemeyen bir deđişken olarak modellemekte ve volatilitenin piyasaya gelen bilgi akışının bir sonucu olarak olduđunu varsaymaktadır (Krichene, 2003; Assaf, 2017; Kim, Shephard ve Chib, 1998; Carnero, Pena ve Ruiz, 2004). Bu avantajlarından dolayı, uluslararası yazında SV modellerine dönük oldukça yoğun bir ilgi olduđu gözlemlenmektedir (Örneğin, bakınız: Krichene, 2003; Selçuk, 2004; Yu, 2005; Hwang, Satchell ve Pereira, 2007; Jensen ve Maheu, 2014; Ishihara ve Omori, 2012). Ayrıca, sınırlı sayıda olmakla birlikte



SV modellerinin ulusal yazında da ilgi gördüğü ifade edilebilir (Örneğin, bakınız: Yalçın, 2007; Özün ve Türk, 2008; Abiyev, 2015; Göktaş ve Hepsağ, 2016; Büberkökü, 2019).

GARCH modelleri ile SV modellerinin gördüğü bu ilgi literatürde bu modellerden hangisinin finansal varlıkların volatilitelerini daha iyi modellediği sorusunu gündeme getirmiştir. Bu kapsamdaki çalışmalar incelendiğinde bu alanda henüz bir uzlaşıya varılamadığı gözlemlenmektedir. Bu gelişmenin de bir sonucu olarak literatürde gerek GARCH modellerine gerekse SV modellerine finansal zaman serilerinin çeşitli karakteristik özelliklerinin dahil edilmesinin bu modellerin performansı üzerindeki etkisini inceleyen oldukça fazla çalışma olduğu gözlemlenmektedir.

Finansal zaman serilerinin karakteristik özelliklerinden birinin bu serilerinin fiyatlarında gözlemlenen yüksek oranlı ani değişimler olduğu ifade edilebilir. Bu yüksek oranlı ani değişimler (jump faktörü) piyasalarda çok sık gözlemlenmemekle birlikte bu tür olayların gerçekleşmesi piyasalarda önemli etkilere yol açabilmektedir (Li ve Zhang, 2013). Bu nedenle, literatürde “jump” faktörünün finansal varlık fiyatlarının / volatilitelerinin temel bileşenlerinden biri olduğu ifade edilmektedir (Merton, 1976; Hanousek, Kocenda ve Novotny, 2014). Bu da “jump” faktörünün teorik nedenlerinin belirlenmesini gerekli kılmaktadır. Bu konuda finansal literatürde çeşitli açıklamalar bulunmakla birlikte genel olarak piyasaya düşük beklenmedik bilgi akışının yatırımcı davranışları üzerindeki etkisi ile yurt içi piyasalardaki likidite yetersizliği sonucunda ortaya çıkan fiyatlama davranışlarındaki ani değişimlerin “jump” faktörünün ortaya çıkmasına yol açan temel bileşenler arasında yer aldığı ifade edilmektedir (Lee ve Mykland, 2008; Bouchaud, Kockelkoren ve Potters, 2006; Hanousek, Kocenda ve Novotny, 2014).

Bu kapsamda, finansal varlık fiyatlarındaki ve / veya volatilitelerindeki yüksek oranlı ani değişimlerin standart GARCH

ve SV modellerine dahil edilmesinin bu modellerin performansı üzerindeki etkilerini inceleyen çalışmalara bakıldığında Wang (2011) Avustralya Dolarını incelediği çalışmasında stokastik volatilité modeline “jumps” faktörünün eklenmesinin Avustralya Dolarının volatilitésinin daha etkin bir şekilde tahmin edilebilmesi açısından oldukça önemli olduğunu ifade etmiştir. Larsson ve Nossman (2011) petrol piyasalarına dayalı çalışmalarında bu piyasada yüksek oranlı ani deęişimlerin gözlemlendiğini ve bu yüksek oranlı ani deęişimlerin stokastik volatilité modellerine dahil edilmesinin model performanslarını arttırdığını ifade etmişlerdir. Chan ve Maheu (2002) ABD hisse senedi piyasasını (DJIA) inceledikleri çalışmalarında hisse senedi piyasasının volatilitésinin daha etkin bir şekilde tahmin edilebilmesinde “jump” faktörünün dikkate alınmasının oldukça önemli bir işlevi olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Yu ve Daal (2005) standart GARCH modelleri ile “jump” faktörünü dikkate alan modellerin performanslarını ABD, G.Kore, Brezilya, Meksika ve Endonezya hisse senedi piyasaları için karşılaştırdıkları çalışmalarında “jump” faktörünü dikkate almayan çarpık student t dağılımına sahip GJR-GARCH modelinin en iyi performansı sergileyen model olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Christoffersen, Jacobs ve Ornathanalai (2012) S&P 500 endeksini inceledikleri çalışmalarında “jump” faktörünü dikkate alan modellerin bu etkiyi dikkate almayan modellerden daha iyi performans sergilediği sonucuna ulaşmışlardır. Chen ve Sato (2012) çalışmalarında “jump” faktörünü dikkate alan modellerin geleneksel modellere göre finansal varlıkların volatilitésinin temel karakteristik özelliklerini açıklamakta daha başarılı olduğunu ifade etmişlerdir. Hanousek, Kocenda ve Novotny (2014) İngiltere, Almanya, Macaristan, Çekya, Polonya, Romanya, Hırvatistan, Slovenya ve Türkiye hisse senedi piyasalarını inceledikleri çalışmada ilgili hisse senedi piyasalarında gözlemlenen yüksek oranlı ani deęişimlerin temel dinamiklerinin birbirinden farklı olduğunu bu nedenle incelenen ülke hisse senedi piyasaları için yapılacak analizlerde

yatırımcıların bu farklılıkları dikkate almalarının önemli olduğunu belirtmişlerdir.

Bu çalışmanın amacı hisse senedi fiyatlarında gözlemlenen yüksek oranlı ani değişimlerin (jump faktörünün) standart GARCH ve stokastik volatilité (SV) modellerine dahil edilmesinin bu modellerin performansı üzerindeki etkisinin incelenmesidir. Çalışmanın literatüre iki açıdan katkı sağladığı düşünülmektedir. Bunlardan birincisi şudur: Ulusal yazında, SV modelleri ile GARCH modellerine ilişkin çalışmalar bulunmakla birlikte, yazar tarafından bilindiği kadarıyla, henüz SV modelleri ile GARCH modellerinin performanslarını karşılaştıran çalışmalar bulunmamaktadır. Bu nedenle, bu çalışmada SV modelleri ile GARCH modelleri Bayesyen tekniği ile tahmin edilip bu modellerin performansları bir Bayes faktörü olan Log-ML (Log Marginal Likelihood, Log –ML) değeri ile karşılaştırılmıştır. İkincisi ve daha da önemlisi ise şudur: SV ve GARCH modellerine “jump” faktörünün eklenmesiyle oluşturulan GARCH-J (GARCH with Jump) ve SV-J (SV with Jump) modellerinin Türk finansal piyasalarına daha önce uygulanmadığı ve / veya bu modellerin performanslarının Türk finans piyasaları için daha önce karşılaştırılmadığı anlaşılmaktadır. Bu nedenle, bu çalışmada GARCH-J ve SV-J modelleri tahmin edilip performansları analiz edilerek ulusal yazındaki belirtilen boşlukların belli oranda giderilmesi amaçlanmıştır.

2. VERİ VE METODOLOJİ

2.1. Veri

Çalışma, 3 Ocak 1997 ile 9 Eylül 2016 dönemini kapsamakta ve haftalık verilerden oluşmaktadır. Çalışmada hisse senedi endeksleri olarak BİST100, BİST Mali ve BİST Sınai endeksleri kullanılmıştır. Tüm veriler Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası Elektronik Veri Dağıtım Sistemi'nden temin edilmiştir (TCMB EVDS). Çalışmada haftalık logaritmik getiri serileri (r_t) Denklem (1)'de gösterildiği gibi hesaplanmıştır:



$$r_t = 100 * [\ln P_t - \ln P_{t-1}]$$

(1)

Burada, P_t endekslerin t zamanındaki kapanış değerlerini göstermektedir.

2.2. Metodoloji

Çalışmada standart GARCH modeli, GARCH-J modeli, standart SV modeli ve SV-J modelinin performansları analiz edilmiştir. Bu modellerin tahmininde Chan ve Grant (2016) tarafından geliştirilen kodlar kullanılmıştır. Bu nedenle modeller Chan ve Grant'ın (2016) çalışmasında olduğu gibi aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

Model 1: Standart GARCH modeli

Standart GARCH modeli aşağıdaki gibi ifade edilmektedir:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

(2)

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

(3)

Burada, Denklem (2) getiri denklemini (mean equation); Denklem (3) ise varyans denklemini göstermektedir. Burada, ayrıca, μ ve α_0 sırasıyla getiri ve varyans denklemlerinin sabit terimlerini; α_1 ARCH parametresini; β_1 GARCH parametresini; ε_t ise hata terimini ifade etmektedir.



Model 2: GARCH-J modeli

GARCH-J modeli Denklem (3) ve (4)'teki gibi ifade edilmektedir:

$$r_t = \mu + k_t q_t + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (3)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 (r_{t-1} - \mu)^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (4)$$

Burada, k_t ; $k_t \sim N(\mu_k, \sigma_k^2)$ olacak şekilde getiri serisinde gözlemlenen yüksek oranlı ani değişimlerin boyutunu (jump size); q_t ise getiri serisinde gözlemlenen yüksek oranlı ani değişim indikatörünü (jump indicator) ifade etmektedir. Bu nedenle q_t , $P(q_t = 1) = \kappa$ şeklinde tanımlanan başarı olasılığına sahip olmaktadır. Burada, eğer $q_t = 1$ olursa bu getiri serisinde t zamanında k_t boyutlu yüksek oranlı ani bir değişimin söz konusu olduğu anlamına gelmektedir.

Model 3: Standart SV modeli

Standart SV modeli Denklem (5) ve (6)'daki gibi ifade edilmektedir:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t^r, \varepsilon_t^r \sim N(0, e^{h_t}) \quad (5)$$

$$h_t = \mu_h + \phi_h (h_{t-1} - \mu_h) + \varepsilon_t^h, \varepsilon_t^h \sim N(0, \omega_t^2) \quad (6)$$

Burada, Denklem (5) gözlem denklemini (observation equation); Denklem (6) ise dönüşüm denklemini (translation) göstermektedir. Burada, ayrıca, μ ve μ_h ilgili denklemlerin sabit terimlerini; ε_t^r ve ε_t^h hata terimlerini; h_t logaritmik stokastik



volatilite serisini; ϕ_h volatilite kalıcılığı parametresini; ω_t^2 ise volatilite değişkenliği parametresini ifade etmektedir.

Model 4: SV-J modeli

SV-J modeli Denklem (7) ve (8)'deki gibi ifade edilmektedir:

$$r_t = \mu + k_t q_t + \varepsilon_t^r, \varepsilon_t^r \sim N(0, e^{ht}) \quad (7)$$

$$h_t = \mu_h + \phi_h (h_{t-1} - \mu_h) + \varepsilon_t^h, \varepsilon_t^h \sim N(0, \omega_t^2) \quad (8)$$

Burada, Denklem (7) gözlem denklemini (observation equation) Denklem (8) ise dönüşüm denklemini (translation) göstermektedir. Diğer parametreler ise daha önceki modellerde (GARCH-J ve SV modelleri) tanımlandığı gibidir.

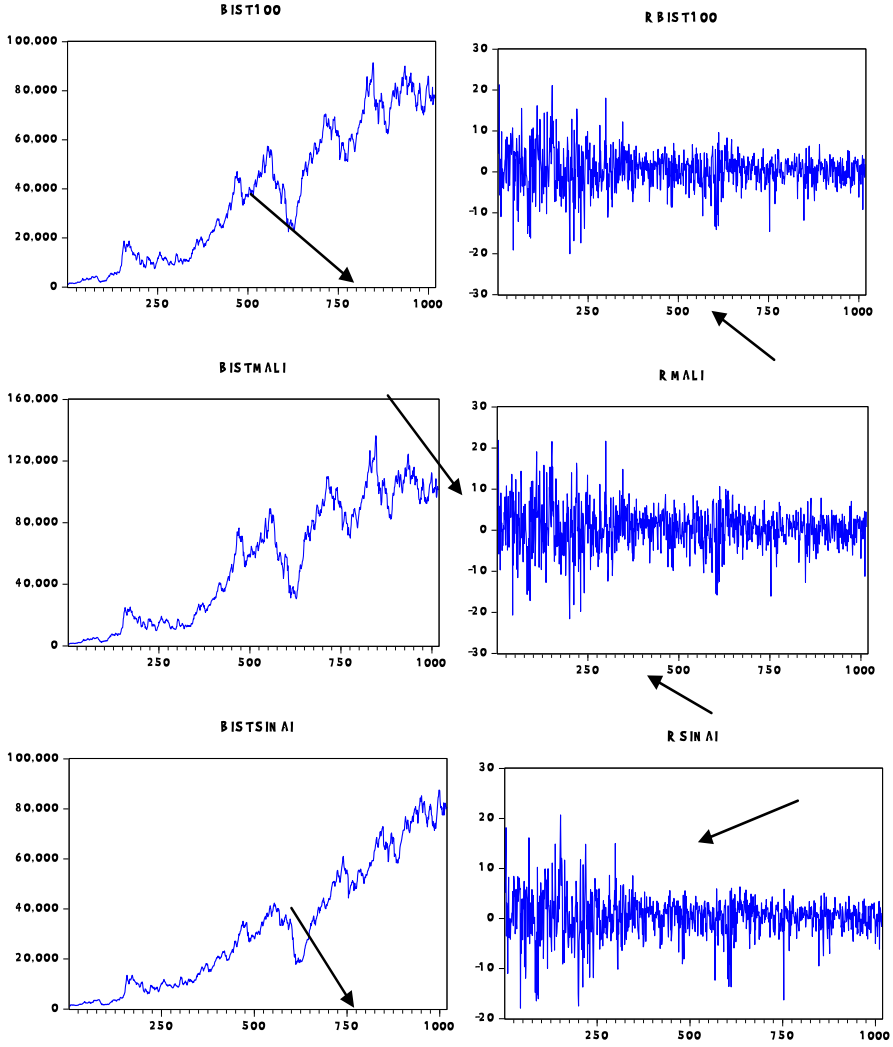
Çalışmada, GARCH, GARCH-J, SV ve SV-J modellerinin tahmininde Bayesyen tekniği kullanılmıştır. Bu nedenle ilgili modellerin performansları karşılaştırılırken bir Bayes faktörü olarak Log-ML değerinden yararlanılmıştır. Bu değer ne kadar büyük ise modelin performansının o kadar iyi olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

3. BULGULAR

Çalışmada kullanılan hisse senedi endekslerine ait fiyat ve getiri serileri Grafik 1'de sunulmuştur. Fiyat ve getiri serilerindeki bazı olası yüksek oranlı ani değişimler de örnek teşkil etmesi amacıyla ok işaretleri ile gösterilmiştir.



Grafik 1: Hisse Senedi Endekslerinin Fiyat ve Getiri Serileri



Not: BIST100, BIST Mali ve BİST Sınai fiyat serilerini; RBIST100, RBIST Mali ve RBİST Sınai ise getiri serilerini ifade etmektedir. Fiyat serilerindeki yüksek oranlı ani değişimlerin

daha net gözlemlenebilmesi için logaritması alınmamış seriler sunulmuştur.

BİST100, BİST Mali ve BİST Sınai endekslerine ait betimleyici istatistikler ile birim kök ve değişen varyans testlerine ait sonuçlar ise Tablo 1’de sunulmuştur.

Tablo 1: Hisse Senedi Endekslerine İlişkin Betimleyici İstatistikler, Birim Kök ve Değişen Varyans Testi Sonuçları (%)

	BİST 100	BİST Mali	BİST Sınai
Birim kök testleri			
Düzyey (Fiyat serileri)			
ADF (C & T)	-2.6681 [0.1136]	-2.6953 [0.2387]	-2.6024 [0.2793]
Birinci fark (getiri serileri)			
ADF (C & T)	-6.9825* [0.0000]	- 7.001*[0.0000]	- 7.003*[0.0000]
Betimleyici İstatistikler			
Ortalama	0.4261	0.4611	0.4231
Std. Sapma	4.6091	5.1383	4.0912
Çarpıklık	-0.1403	-0.0754	-0.3512
Basıklık	5.8309	5.3534	6.7138
Jarque-	343.27*[0.000	235.89*[0.000	430.76*[0.000

Bera	0]	0]	0]
ARCH (2)	30.2071* [0.0000]	26.7525* [0.0000]	49.4502*[0.00 00]
ARCH (12)	10.2632 * [0.0000]	8.8025 * [0.0000]	13.5988*[0.00 00]

*, %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir. (C & T) trendli model spesifikasyonunu göstermektedir. ADF birim kök testi için gecikme uzunluğu MAIC kriteri ile belirlenmiştir. Köşeli parantez içerisindeki değerler olasılık değerleridir.

Öncelikle, logaritmik hisse senedi endekslerinin düzey değerlerine uygulanan Augmented-Dickey Fuller (ADF) birim kök testi sonuçlarına bakıldığında %10 veya daha iyi bir anlamlılık düzeyinde endeks değerlerinin birim kök içerdiğini ifade eden H_0 hipotezinin reddedilemediği anlaşılmaktadır. Serilerin birinci farkı alınarak (bir diğer ifade ile getiri serileri elde edilerek) birim kök testi yinelendiğinde ise tüm endekslerin durağan hale geldiği anlaşılmaktadır. Betimleyici istatistiklere bakıldığında tüm endekslerin incelenen dönem için pozitif bir ortalama getiri sunduğu, fakat en yüksek ortalama getiriye BİST Mali endeksinin sahip olduğu anlaşılmaktadır. Endeks getirilerinin standart sapma değerlerine bakıldığında en yüksek toplam riske BİST Mali endeksinin sahip olduğu ardından ise BİST100 endeksinin geldiği anlaşılmaktadır. Yatırımcılara bir fikir vermesi amacıyla ilgili endeksler için Sharpe rasyoları hesaplandığında Sharpe rasyosunun BİST100, BİST Mali ve BİST Sınai endeksleri için sırasıyla 0.092, 0.0897 ve 0.1034 değerlerini aldığı gözlemlenmektedir. Bu da rasyonel bir yatırımcının risk / getiri etkileşimi kapsamında ilgili endekslerden BİST Sınai endeksine yatırım yapmasının daha doğru bir tercih olabileceği anlamına gelmektedir¹. Basıklık değerine

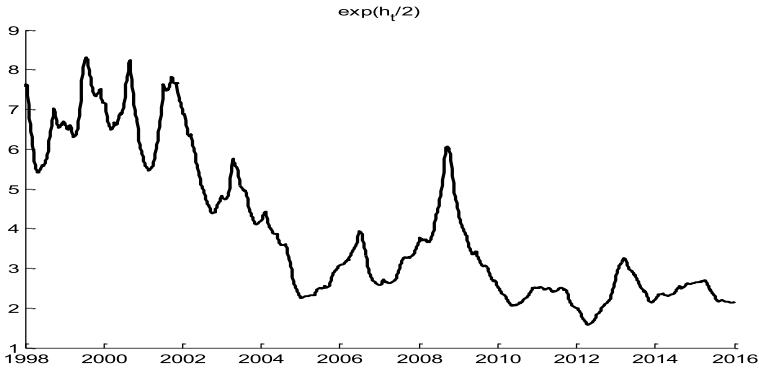
¹ Burada normalde Sharpe rasyoları hesaplanırken risksiz faiz oranının da dikkate alınması gerekirdi. Fakat, her üç endeks için de risksiz faiz oranı aynı olduğundan belirtilen sonuçların pek değişmeyeceği ifade edilebilir.

bakıldığında ilgili değerin her üç endeks getirisi için de negatif değerler aldığı gözlemlenmektedir. Bu da ilgili endekslerin getiri dağılımlarının sola çarpık olduğu anlamına gelmektedir. Bu nedenle, ilgili hisse senedi endekslerinin negatif getiri sunma olasılıklarının pozitif getiri sunma olasılıklarından daha yüksek olduğu ifade edilebilir. Basıklık değerlerine bakıldığında en yüksek basıklık değerine BİST Smaı endeksinin sahip olduğu anlaşılmaktadır. Bu da ilgili endeksler arasında ekstrem fiyat hareketlerinin en çok BIST Smaı endeksinde gözlemlenebileceği anlamına gelmektedir. Belirtilen basıklık ve çarpıklık değerlerine bağlı olarak, Jarque-Bera test istatistiği de her üç endeks getiri serisi için serilerin standart normal dağılıma uyduğunu ifade eden Ho hipotezini %5 anlamlılık düzeyinde reddetmektedir. Değişen varyans testi (ARCH testi) sonuçlarına bakıldığında da her üç endeks getirisinin de değişen varyans sorunu içerdiği anlaşılmaktadır. Bu bulgular da ilgili endekslerin volatilitelerinin modellenmesinde GARCH ve SV gibi modellerin kullanılabilceği anlamına gelmektedir.

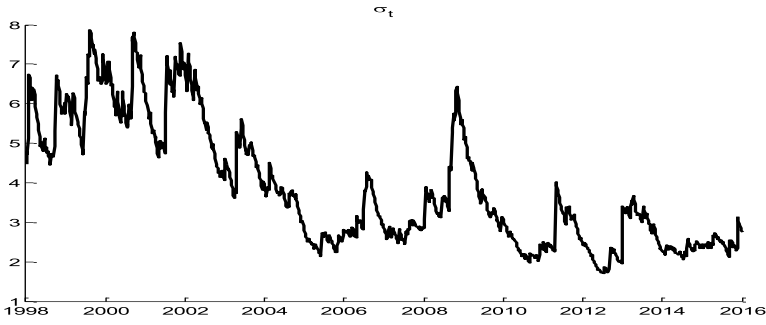
Bu nedenle, her üç endeks getiri serisi için de GARCH, GARCH-J, SV ve SV-J modelleri tahmin edilmiş ve örnek teşkil etmesi amacıyla GARCH-J ile SV-J modellerine ait örneklem-içi volatiliteler öngörülerini sırasıyla Grafik 2, 3 ve 4'te sunulmuştur. Grafikler incelendiğinde alternatif modeller tarafından hesaplanan volatiliteler değerlerinin ana eğiliminin benzer olduğu anlaşılmaktadır.

Grafik 2: BİST100 Endeksi için SV-J ve GARCH-J Modellerinin Volatilite Öngörülleri

SV-J

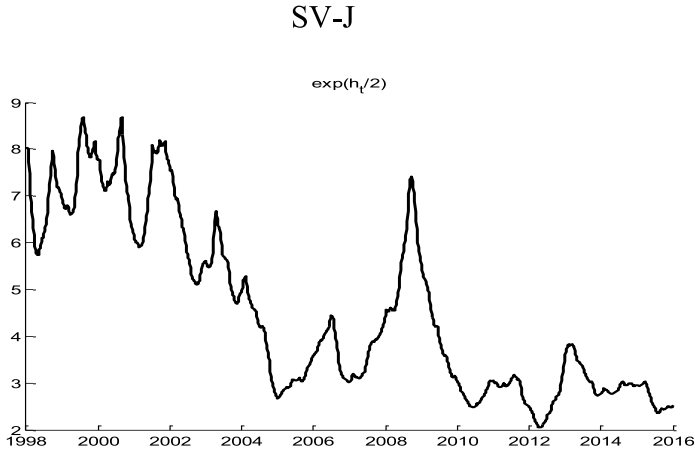


GARCH-J



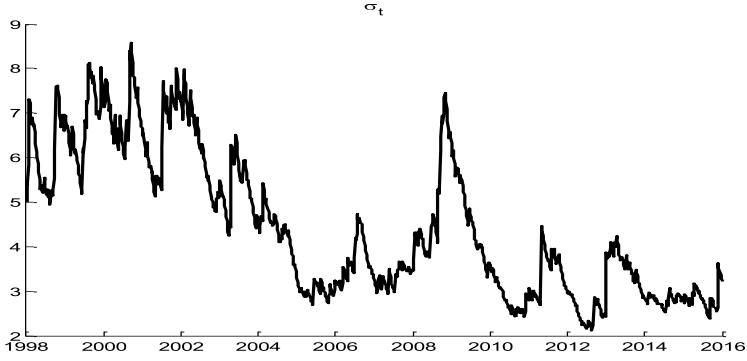


Grafik 3: BİST Mali Endeks için SV-J ve GARCH-J Modellerinin Volatilite Öngörülleri



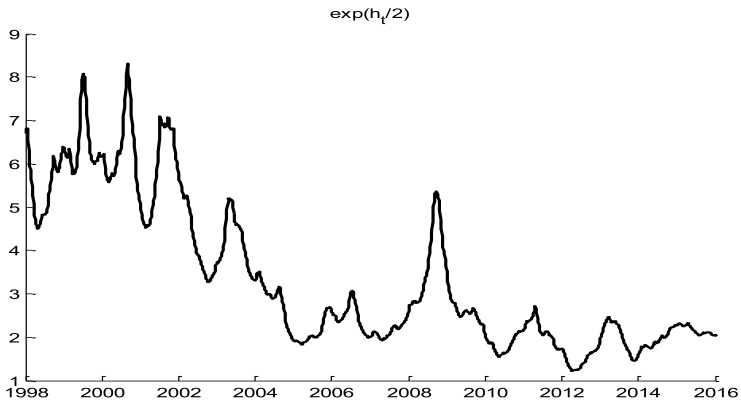
GARCH-J



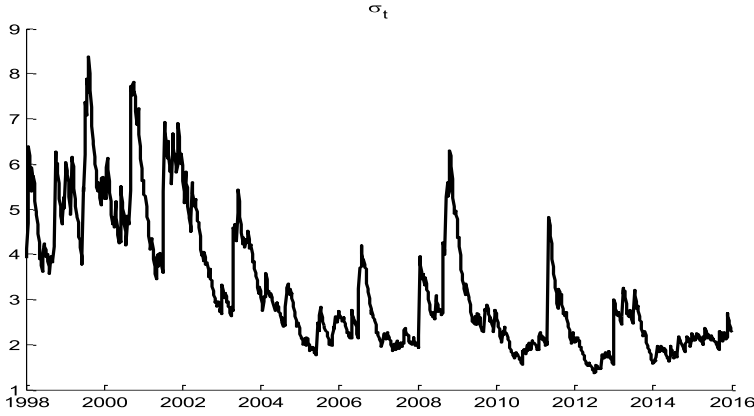


Grafik 4: BİST Sınai Endeksi için SV-J ve GARCH-J Modellerinin Volatilite Öngörülleri

SV-J



GARCH-J



Modellerin parametre tahmin sonuçları, GARCH ve GARCH-J modelleri için Tablo 2’de; SV ve SV-J modelleri içinse Tablo 3’te sunulmuştur. Öncelikle, Tablo 2’deki sonuçlar incelendiğinde GARCH modeli tarafından sunulan volatilité kalıcılığı parametrelerinin BIST100 endeksi için 0.99; BİST Mali ve BİST Sınai endeksleri içinse 0.98 olduğu anlaşılmaktadır. GARCH-J modeli tarafından sunulan volatilité kalıcılığı parametrelerine bakıldığında ise BIST100 ve BİST Mali endeksleri için bu değerin 0.99; BİST Sınai endeksi içinse 0.97 olduğu anlaşılmaktadır. Bu bulgular, inceleme kapsamındaki tüm hisse senedi endeksleri için yüksek volatilité kalıcılığının söz konusu olduğu anlamına gelmektedir. Bu nedenle ilgili hisse senedi endekslerinin volatilitesinde yaşanabilecek bir şokun etkilerinin uzun sürebileceği ifade edilebilir. κ parametresine bakıldığında ilgili hisse senedi endekslerinin değerlerinde 1 hafta içerisinde yüksek oranlı ani değişimlerin yaşanma olasılığının 0.07 olduğu anlaşılmaktadır. Bir takvim yılı içerisinde 52 haftanın olduğu düşünüldüğünde yılda yaklaşık 4 defa ilgili hisse senedi endekslerinin değerlerinde beklenmedik yüksek oranlı ani değişimlerin yaşanabileceği ifade edilebilir. Bu beklenmedik yüksek oranlı değişimlerin etkilerine bakıldığında da μ_κ parameresinin BİST100, BİST Mali ve BİST Sınai



endeksleri için sırasıyla -%3.62, -%3.64 ve -%2.64 değerlerini aldığı anlaşılmaktadır. Bu bulgu da beklenmedik yüksek oranlı ani değişimlerin etkilerinin negatif olduğu ve bu negatif etkinin boyutunun BİST100 ile BİST Mali endekleri için daha belirgin bir şekilde ortaya çıktığı anlamına gelmektedir.

Tablo 3'teki sonuçlar incelendiğinde, SV modeli tarafından sunulan volatilité kalıcılığı parametrelerinin BİST100 endeksi için 0.99; BİST Mali ve BİST Sınai endeksleri içinse 0.98 olduğu anlaşılmaktadır. SV-J modeli tarafından sunulan volatilité kalıcılığı parametrelerinin değerlerine bakıldığında ise ilgili tüm hisse senedi endeksleri için bu değerlerin 0.99 olduğu gözlemlenmektedir. Bu da yüksek volatilité kalıcılığının inceleme kapsamındaki tüm hisse senedi endeksleri için geçerli olduğu anlamına gelmektedir. SV ve SV-J modellerinin ω_h^2 parametrelerinin değerlerine bakıldığında her durumda en yüksek değere BİST Sınai endeksinin sahip olduğu anlaşılmaktadır. Bu da ilgili endeksler içerisinde volatilité değişkenliği en yüksek endeksin BİST Sınai endeksi olduğu anlamına gelmektedir. κ parametresine bakıldığında BİST100 ve BİST Mali endeksleri için 1 hafta içerisinde yüksek oranlı ani değişimlerin yaşanma olasılığının 0.06; BİST Sınai endeksi içinse 0.07 olduğu anlaşılmaktadır. Bir takvim yılı içerisinde 52 haftanın olduğu düşünüldüğünde BİST100 ve BİST Mali endekslerinde yılda yaklaşık 3; BİST Sınai endeksinde ise yılda yaklaşık 4 defa yüksek oranlı ani değişimlerin yaşanabileceği ifade edilebilir. Bu yüksek oranlı ani değişimlerin etkisine bakıldığında da μ_κ parametresinin BİST100 ve BİST Mali endeksleri için -%4.05; BİST Sınai endeksi içinse -%3.93 değerlerini aldığı anlaşılmaktadır. Bu da yüksek oranlı ani değişimlerin etkilerinin negatif olduğu ve bu negatif etkinin boyutunun BİST100 ile BİST Mali endekleri için daha belirgin bir şekilde ortaya çıktığı anlamına gelmektedir.

Tablo 2: Standart GARCH ve GARCH-J Modellerinin Parametre Tahmin Sonuçları

Parametreler	Ortalama (posterior mean)	Std.sapma (posterior std.dev)
Standart GARCH modeli		
BİST100		
μ	0.33	0.11
α_0	0.23	0.08
α_1	0.07	0.01
β_1	0.92	0.01
BİST MALİ		
μ	0.34	0.13
α_0	0.29	0.11
α_1	0.06	0.01
β_1	0.92	0.01
BİST SINAİ		
μ	0.40	0.10
α_0	0.43	0.11
α_1	0.13	0.02
β_1	0.85	0.03
GARCH-J modeli		
BİST 100		
μ	0.56	0.12
α_0	0.04	0.03
α_1	0.05	0.01
β_1	0.94	0.01
κ	0.07	0.02
μ_κ	-3.62 (%)	1.11
σ_κ^2	28.89	14.49
BİST SINAİ		
μ	0.52	0.09
α_0	0.10	0.04

α_1	0.07	0.01
β_1	0.90	0.02
κ	0.07	0.02
μ_κ	-2.54 (%)	0.77
σ_κ^2	34.29	10.41
BİST MALİ		
μ	0.58	0.14
α_0	0.06	0.05
α_1	0.05	0.01
β_1	0.94	0.01
κ	0.07	0.02
μ_κ	-3.64 (%)	1.29
σ_κ^2	32.57 (14.41)	14.41

Ortalama değerler her bir parametre için üretilen 10.000 değerlerin ortalamasını göstermektedir. Standart sapma değeri de bu 10.000 değerlerin standart sapmasını ifade etmektedir. Standart sapma değerleri ilgili parametrelerin tahmininin etkinlik düzeyi konusunda bilgi vermektedir. Standart sapma değerleri ne kadar yüksek ise ilgili parametrenin etkinlik düzeyi o kadar düşük olmaktadır.

Tablo 3: Standart SV ve SV-J Modellerinin Parametre Tahmin Sonuçları

Parametreler	Ortalama (posterior mean)	Std.sapma (posterior std.dev)
Standart SV modeli		
BİST100		
μ	0.44	0.11
μ_h	2.69	0.51

ϕ_h	0.99	0.01
ω_h^2	0.03	0.01
BİST MALİ		
μ	0.44	0.13
μ_h	2.95	0.47
ϕ_h	0.98	0.01
ω_h^2	0.03	0.01
BİST SINAİ		
μ	0.52	0.09
μ_h	2.34	0.44
ϕ_h	0.98	0.01
ω_h^2	0.05	0.02
SV-J modeli		
BİST100		
μ	0.62	0.12
μ_h	2.48	0.75
ϕ_h	0.99	0.01
ω_h^2	0.02	0.01
κ	0.06	0.02
μ_κ	-4.05 (%)	1.39
σ_κ^2	12.20	6.37
BİST MALİ		
μ	0.63	0.15
μ_h	2.78	0.66
ϕ_h	0.99	0.01
ω_h^2	0.02	0.01
κ	0.06	0.02
μ_κ	-4.05 (%)	1.93
σ_κ^2	15.25	8.52
BİST SINAİ		
μ	0.71	0.11
μ_h	2.14	0.71
ϕ_h	0.99	0.01
ω_h^2	0.03	0.01

κ	0.07	0.02
μ_{κ}	-3.93 (%)	0.94
σ_{κ}^2	10.05	6.60

Ortalama değerler her bir parametre için üretilen 10.000 değer in ortalamasını göstermektedir. Standart sapma değeri de bu 10.000 değerin standart sapmasını ifade etmektedir. Standart sapma değerleri ilgili parametrelerin tahmininin etkinlik düzeyi konusunda bilgi vermektedir. Standart sapma değerleri ne kadar yüksek ise ilgili parametrenin etkinlik düzeyi o kadar düşük olmaktadır.

GARCH, GARCH-J, SV ve SV-J modellerinin performanslarına ilişkin bulgular Tablo 4’te sunulmuştur. Log-ML değerine bağlı olarak elde edilen bulgular incelendiğinde hem GARCH modeline hem de SV modeline “jump” faktörünün eklenmesinin model performanslarını arttırdığı anlaşılmaktadır. Çünkü, GARCH-J modelinin log-ML değeri standart GARCH modelinin Log-ML değerinden; SV-J modelinin log-ML değeri de standart SV modelinin Log-ML değerinden daha yüksek çıkmaktadır. Ayrıca, her durumda SV modelinin GARCH modelinden, SV-J modelinin de GARCH-J modelinden daha iyi bir performans sergilediği anlaşılmaktadır. Son olarak da çalışma bulgularının net bir şekilde her üç endeks için de her durumda en iyi performansı sergileyen modelin SV-J modeli olduğu sonucuna işaret ettiği anlaşılmaktadır.

Tablo 4: Bayes Faktör ile Modellerin Performanslarının Karşılaştırılması (Log-ML)

	GARCH	GARCH-J	SV	SV-J
Endeksler				
BIST100	-2880.8 (0.03)	-2855.1 (0.04)	-2857.5 (0.01)	-2852.6 (0.20)
BİST	-3015.1	-2996.4	-2996.8	-2994.7

MALİ	(0.02)	(0.04)	(0.01)	(0.25)
BİST	-2735.3	-2693.4	-2695.1	-2689.4
SINAI	(0.05)	(0.08)	(0.01)	(0.28)

4. DEĞERLENDİRME VE SONUÇ

Bu çalışmada, finansal varlık fiyatlarındaki yüksek oranlı ani değişimlerin (jumps) standart GARCH ve stokastik volatilité (SV) modellerine dahil edilmesinin model performansları üzerindeki etkisi incelenmiştir. Analizler, BİST100, BİST Mali ve BİST Sınai endeksleri dikkate alınarak yapılmıştır. Modeller, Bayesyen yöntemi ile tahmin edilmiş ve model performanslarının karşılaştırılmasında bir Bayes faktörü olarak Log-ML değerinden yararlanılmıştır. Çalışmanın özellikle ulusal yazın açısından önemli olduğu düşünülmektedir. Çünkü, ulusal yazında, yazar tarafından bilindiği kadarıyla, SV modelleri ile GARCH modellerine ilişkin çalışmalar bulunmakla birlikte henüz SV modelleri ile GARCH modellerinin performanslarını doğrudan karşılaştıran çalışmalar bulunmamaktadır. Daha da önemlisi, ulusal yazında SV ve GARCH modellerine fiyat serilerindeki yüksek oranlı ani değişimlerin (jump) eklenmesiyle oluşturulan GARCH-J ve SV-J modellerinin performanslarını Türk finansal piyasaları için inceleyen çalışmalara da rastlanmamıştır. Bu nedenle, bu çalışmanın ulusal yazında yer alan boşlukların belli oranda doldurulması açısından önemli olabileceği düşünülmektedir.

Çalışma bulguları üç önemli sonuca işaret etmektedir: (i) Log-ML değerine bağlı olarak, hem GARCH modeline hem de SV modeline “jump” faktörünün eklenmesinin model performanslarını arttırdığı anlaşılmaktadır. (ii) Her durumda SV modelinin GARCH modelinden, SV-J modelinin de GARCH-J modelinden daha iyi bir performans sergilediği gözlemlenmektedir. (iii) Net bir şekilde, her üç endeks için de her

durumda en iyi performansı SV-J modelinin sergilediği anlaşılmaktadır.

Bu nedenle, SV-J modeli tarafından sunulan bulgular değerlendirildiğinde, volatilité kalıcılığı parametrelerinin ϕ_h ilgili tüm hisse senedi endeksleri için oldukça yüksek olduğu anlaşılmaktadır. Volatilité deęişkenliği parametrelerine ω_h^2 bakıldığında da her durumda en yüksek değere BİST Sınai endeksinin sahip olduğu gözlemlenmektedir. κ parametresine bakıldığında BİST100 ve BİST Mali endekslerinde yılda yaklaşık 3; BİST Sınai endeksinde ise yılda yaklaşık 4 defa yüksek oranlı ani deęişimlerin yaşanabileceęi anlaşılmaktadır. Bu yüksek oranlı ani deęişimlerin etkilerine bakıldığında μ_κ parametrelerinin BİST100 ve BİST Mali endeksleri için -%4.05; BİST Sınai endeksi içinse -%3.93 deęerini aldığı gözlemlenmektedir. Bu bulgu da yüksek oranlı ani deęişimlerin etkilerinin negatif olduğu ve bu negatif etkinin boyutunun BİST100 ile BİST Mali endeksleri için daha belirgin olarak ortaya çıktığı anlamına gelmektedir.

Çalışma bulgularının hem teorik olarak hem de çeşitli finansal uygulamalara dönük olarak önemli bilgiler içerdiği düşünülmektedir. Teorik açıdan bakıldığında Türk hisse senedi piyasasının volatilité dinamiklerinin daha iyi anlaşılabilmesi ve risk düzeyinin daha iyi modellenebilmesi açısından SV-J modelinin yukarıda belirtilen parametre deęerlerinin önemli bilgiler içerdiği ifade edilebilir. Uygulamaya dönük olarak ise mevcut bulgular kapsamında yatırımcılar ve çeşitli finansal kuruluşlarca Türk hisse senedi piyasaları kullanılarak oluşturulacak portföylerin performanslarının deęerlendirilmesinde, optimal portföylerin oluşturulmasında, hisse senedi endeksleri üzerine yazılı opsiyonlar gibi türev ürünlerin fiyatlanmasında ve futures kontratlara baęlı olarak optimal hedge rasyolarının belirlenmesi gibi finansal analizlerde

daha etkin sonuçların elde edilebilmesi için SV-J modeli tarafından sunulan volatilité değerlerinden yararlanılmasının daha doğru olabileceđi anlaşılmaktadır.

KAYNAKÇA

Abdennadher, E., & Hallara, S. (2018), “ Structural Breaks and Stock Market Volatility in Emerging Countries”, *International Journal of Business and Risk Management*, 1, 9-16.

Abiyev, V. (2015), “Time-varying Beta and its Modeling Techniques for Turkish Industry Portfolio”, *İktisat İşletme ve Finans*, 30(352), 79-108.

Aloui, C., & Hamida, H.B. (2014), “Modelling and Forecasting Value-at-Risk and Expected Shortfall for GCC Stock Markets: Do Long Memory, Structural Breaks, Asymmetry, and Fat-Tails Matter?”, *The North American Journal of Economics and Finance*, 29, 349-380.

Assaf, A. (2017), “ The Stochastic Volatility Model, Regime Switching and Value-at-Risk (VaR) in International Equity Markets”, *Journal of Mathematical Finance*, 7, 491-512.

Belkhouja, M., & Boutahary, M. (2011), “Modeling Volatility with Time-Varying FIGARCH Models”, *Economic Modelling*, 28 (3), 1106-1116.

Bentes, S. R. (2015), “Forecasting Volatility in Gold Returns under the GARCH, IGARCH and FIGARCH Frameworks: New Evidence”, *Physica A*, 438: 355–364.

- Bouchaud, J-P., Kockelkoren, J., & Potters, M. (2006), "Random Walks, Liquidity Molasses and Critical Response In Financial Markets", *Quantitative Finance*, 6 (2), 115-123.
- Büberkökü, Ö. (2019), "Asimetrik Stokastik Volatilite Modelinin BİST100 Endeksine Uygulanması", *Iğdır Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 18, 503-525.
- Büberkökü, Ö., & Kızıldere, C. (2017), "BİST100 Endeksinin Volatilite Dinamiklerinin İncelenmesi", *V Anadolu International Conference in Economics.11-13 Mayıs, Eskişehir,Türkiye.* https://www.researchgate.net/publication/337007633_BIST100_Endeksinin_Volatilite_Ozelliklerinin_Incelenmesi
- Carnero, A., Pena, D., & Ruiz, E. (2004), "Persistence and Kurtosis in GARCH and Stochastic Volatility Models", *Journal of Financial Econometrics*, 2 (2), 319-342.
- Chan, JCC., & Grant, A.L. (2016)., "Modeling Energy Price Dynamics: GARCH Versus Stochastic Volatility", *Energy Economics*, 54, 182-189.
- Chan, W.H., & Maheu, J.M. (2002), "Conditional Jump Dynamics in Stock Market Returns", *American Statistical Association Journal of Business & Economic Statistics*, 20 (3), 377-389.
- Chen, C., & Sato, S. (2008), "In homogeneous Jump-GARCH Models with Applications in Financial Time Series Analysis", *In: Brito P. (eds) COMPSTAT*, 217-228, Publisher Name: Physica-Verlag HD.

- Chkili, W., Aloui, C., & Nguyen, D.K. (2012), “Asymmetric Effects and Long Memory in Dynamic Volatility Relationships Between Stock Returns and Exchange Rates”, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 22 (4), 738- 757.
- Christoffersen, P., Jacobs, K., & Ornathanalai, C. (2012), “Dynamic Jump Intensities and Risk Premiums: Evidence from S&P500 Returns and Options”, *Journal of Financial Economics*, 106 (3), 447-72.
- Cochran, S.J., Mansur, I., & Odusami, B. (2012), “Volatility Persistence in Metal Returns: A FIGARCH Approach”, *Journal of Economics and Business*, 64 (4), 287-305.
- Çevik, E.İ., & Topaloğlu, G. (2014), “Volatilitede Uzun Hafıza ve Yapısal Kırılma: Borsa İstanbul Örneği”, *Balkan Sosyal Bilimler Dergisi*, 3(6), 40-55.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979), “Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with Unit Root”, *Journal of the American Statistical Association*, 74, 427–431.
- Ewing, B. T., & Malik, F. (2013), “Volatility Transmission Between Gold and Oil Futures Under Structural Breaks”, *International Review of Economics & Finance*, 25,113-121.
- G. Li, G., & Zhang, C. (2013), “Jump Intensities, Jump Sizes, and the Relative Stock Price Level”, Available from: https://pdfs.semanticscholar.org/fbb3/f_a78d25cfd146947131065c7a966fad268f1.pdf. (Erişim Tarihi, Şubat 2020).
- Göktaş, Ö., & Hepsağ, A. (2016), “ BIST100 Endeksinin Volatil Davranışlarının Simetrik ve Asimetrik Stokastik

Volatilite Modelleri ile Analizi”, *Ekonomik Yaklaşım*, 27 (99), 1-15.

Hanousek, J., Kocenda, E., & Novotny, J. (2014), “Price Jumps on European Stock Markets”, *Borsa Istanbul Review*, 14 (1), 10-22.

Hwang, S., Satchell, S. E., & Pereira, P. L.V. (2007), “How Persistent is Stock Return Volatility ? An Answer with Markov Regime Switching Stochastic Volatility Models”, *Journal of Business Finance & Accounting*, 34 (5-6), 1002-1024.

Ishihara, T., & Omori, Y. (2012), “Efficient Bayesian Estimation of a Multivariate Stochastic Volatility Model with Cross Leverage and Heavy-Tailed Errors”, *Computational Statistics & Data Analysis*, 56(11), 3674-3689.

Jensen, M.J., & Maheu, J.M. (2014), “ Estimating a Semiparametric Asymmetric Stochastic Volatility Model with Dirichlet Process Mixture”, *Journal of Econometrics*, 178, 523-538.

Kang, S.H., Cho, H-G.& Yoon, S-M. (2009), “Modeling Sudden Volatility Changes: Evidence from Japanese and Korean Stock Markets”, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388 (17), 3543–3550

Kim, S., Shephard, N., & Chib,S. (1998), “ Stochastic Volatility: Likelihood Inference and Comparison with ARCH Models”, *Review of Economic Studies*, 65, 361-393.

Krichene, N. (2003), “Modeling Stochastic Volatility with Application to Stock Returns”, *IMF Working Paper*, No:03/125. <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2016/12/30/>.

- Larsson, K., & Nossman, M. (2011), “Jumps and Stochastic Volatility in Oil Prices: Time Series Evidence”, *Energy Economics*, 33(3), 504-514.
- Lee, S. S., & Mykland, Per A. (2008), “Jumps in Financial Markets: A New Nonparametric Test and Jump Dynamics”, *The Review of Financial Studies*, 21(6), 2535–2563.
- Mariani, M.C., Bhuiyan, M. A.M., &,Tweneboah, O.K.. (2018), “Estimation of Stochastic Volatility by Using Ornstein-Uhlenbeck Type Models”, *Physica A*, 491, 167-176.
- Mensi, W., Hammoudeh, S., &, Kang, S.H. (2015), “Precious Metals, Cereal, Oil and Stock Market Linkages and Portfolio Risk Management: Evidence from Saudi Arabia”, *Economic Modelling*, 51, 340-358.
- Merton, R. C. (1976), “Option Pricing when Underlying Stock Returns are Discontinuous”, *Journal of Financial Economics*, 3 (1-2), 125-144.
- Özdemir, A., Vergili, G., & Çelik, İ. (2018), “Döviz Piyasalarının Etkinliği Üzerinde Uzun Hafızanın Rolü: Türk Döviz Piyasasında Ampirik Bir Araştırma”, *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar*, 12 (1), 87-107.
- Özün, A., & Türk, M. (2008), “Döviz Kurlarının Öngörüsünde Stokastik Oynaklık Modelleri”, *İktisat İşletme ve Finans*, 23 (265), 50-67.
- Selçuk, F. (2004), “Free Float and Stochastic Volatility: The Experience of a Small Open Economy”, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 342(3-4).

- Sethapramote, Y., & Prukumpai, S. (2012), "Structural Breaks in Stock Returns Volatility: Evidence from the Stock Exchange of Thailand", *The Empirical Econometrics and Quantitative Economics Letters*, 1 (3), 113-130.
- Ural, M., & Küçüközmen, C.C. (2011), "Analyzing the Dual Long Memory in Stock Market Returns", *Ege Academic Review*, 11, 19-28.
- Wang, P. (2011), "Pricing Currency Options with Support Vector Regression and Stochastic Volatility Model with Jumps", *Expert Systems with Applications*, 38 (1), 1-7.
- Yalçın, Y. (2007), " Stokastik Oynaklık Modeli ile İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Kaldıraç Etkisinin İncelenmesi", *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 22(2), 357-365.
- Yu, J. (2005), "On Leverage in a Stochastic Volatility Model", *Journal of Econometrics*, 127, 165-178.
- Yu, J-S., & Daal, E. (2005), "A Comparison of Mixed Garch-Jump Models with Skewed T-Distribution for Asset Returns", *Papers SSRN*. <https://ssrn.com/abstract=670502> . (Erişim Tarihi, Şubat 2020).