

VOLATİLİTEDEKİ OKLU YAPISAL KIRILMALARIN FİNANSAL RİSK YÖNETİMİ AÇISINDAN ÖNEMİNİN İNCELENMESİ

EXAMINING THE IMPACTS OF THE MULTIPLE STRUCTURAL BREAKS IN VOLATILITY ON THE PERFORMANCE OF FINANCIAL RISK MANAGEMENT MODELS

Önder BÜBERKÖKÜ 

Öz

Bu alıřmada Dolar-TL kurunun finansal riskinin yönetiminde kullanılacak modellerin performansı üzerinde volatilitedeki oklu yapısal kırılmaların olası etkileri incelenmiştir. Finansal risk yönetim modelleri olarak volatilitte öngörü (volatility forecasting) modelleri ile piyasa riski ölçüm modelleri esas alınmıştır. Volatilitedeki oklu yapısal kırılmaların tespitinde ICSS algoritması ile Bai ve Perron (1998, 2003) testinden yararlanılmıştır. Zamanla deęiřen volatilitte deęerleri ise FIGARCH modeli ile tahmin edilmiştir. alıřma bulguları, Dolar-TL kurunun volatilitesinin oklu yapısal kırılmalar içerdiği fakat bu yapısal kırılmaların dikkate alınmasının risk yönetim modellerinin performansını artırmadığı sonucuna iřaret etmektedir.

Anahtar Kelimeler: Volatilitte, oklu yapısal kırılmalar, Risk yönetimi, Döviz kuru

JEL Sınıflandırması: C53, G10, G17, G32

Abstract

This study examines the potential impacts of multiple structural breaks in US Dollar-TL exchange rate return volatility on the performance of the financial risk management models used to manage the financial risk of the positions taken in the US Dollar-TL exchange rate. Volatility forecasting and value-at-risk models are considered to be risk management models. Inclan and Tiao's (1994) Iterated Cumulative Sum of Squares algorithm and Bai and Perron's (1998, 2003) test are applied to detect multiple structural breaks in US Dollar-TL exchange rate return volatility. The FIGARCH model is then used to obtain time-varying conditional volatility. The findings of the study indicate that the volatility of the US Dollar-TL exchange rate return includes multiple

* Do. Dr., Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Finans Bilim Dalı Öğretim Üyesi, e-posta: onderbuber@gmail.com.
ORCID: 0000-0002-7140-557X

structural breaks, but incorporating these structural breaks into risk management models does not increase the performance of these models.

Keywords: Volatility, Multiple structural breaks, Financial risk management, Exchange rate

JEL Classification: C53, G10, G17, G32

Giriř

Türkiye gibi gelişen piyasa ekonomileri için istikrarlı finansal sistemlere sahip olmak önemli bir hedeftir. Bu hedefe ulaşılabilmesinde diğer faktörlerin yanı sıra etkin finansal risk yönetim sistemlerinin kurulmasının oldukça önemli bir işlevi olduğu düşünülmektedir. Finansal risk yönetimi açısından bu etkinliğin sağlanabilmesinde finansal zaman serilerinin karakteristik özelliklerinin doğru bir şekilde tespit edilebilmesinin ve bu özelliklerin modellere etkin bir şekilde dahil edilebilmesinin önemli etkileri olabileceği literatürde yaygın bir şekilde ifade edilmektedir. Nitekim, finansal risk yönetimine dönük olarak geliştirilen bir çok yeni modelin de finansal zaman serilerinin çeşitli özelliklerinin tespiti ve bu özelliklerin modellere nasıl daha iyi bir şekilde dahil edilebileceği konusuna odaklandığı bilinmektedir (Örneğin bakınız: Shirota, Hizu ve Omori, 2014; Wang, 2011; Kaeck ve Alexander; Jensen ve Maheu, 2014; Youssef, Belkacem ve Mokni, 2015; Louzis, Xanthopoulos-Sisis ve Refenes 2014).

Finansal zaman serilerinin sergilediği en temel özelliklerinden birinin bu serilerin volatilitesinde gözlemlenen yapısal kırılmalar olduğu ifade edilebilir. Çünkü, piyasalardaki sert fiyat hareketlerine bağlı olarak çeşitli finansal varlıkların volatilitesinde ani değişimlerin gözlemlendiği finansal yazındaki bir çok çalışmada ifade edilmektedir. Örneğin, Ewing ve Malik (2013) altın ve ham petrol üzerine yazılı futures kontratları inceledikleri çalışmalarında yapısal kırılmaların bu iki finansal varlığın volatilitésinin temel özelliklerinden biri olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Aloui ve Hamida (2014) bazı körfez bölgesi ülkelerinin hisse senedi piyasalarını inceledikleri çalışmalarında ilgili hisse senedi endekslerinin volatilitésinin yapısal kırılmalar içerdiği sonucuna ulaşmışlardır. Mensi, Hammoudeh ve Kang (2015) petrol, gümüş, buğday, mısır ve pirinç ile Suudi Arabistan gösterge hisse senedi endeksini inceledikleri çalışmalarında mısır dışındaki tüm finansal varlıkların volatilitésinde yapısal kırılmaların gözlemlendiği sonucuna ulaşmışlardır. Çevik ve Topaloğlu (2014) BİST100 ve BİST30 endekslerini inceledikleri çalışmalarında her iki hisse senedi endeksinin volatilitésinin yapısal kırılmalar içerdiği sonucuna ulaşmışlardır. Özdemir, Vergili ve Çevik (2018) Dolar-TL ve Euro-TL kurlarını inceledikleri çalışmalarında her iki döviz kurunun volatilitésinde çoklu yapısal kırılmalar olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Literatürdeki bu vb. çalışmalardan hareketle volatilitédeki yapısal kırılmaların finansal zaman serilerinin karakteristik özelliklerinden biri olduğu ifade edilebilir. Bu bulgu finansal analizlerde kullanılacak modellere bu yapısal kırılmaların dahil edilmesinin gerekli olabileceği anlamına gelmektedir. Çünkü, volatilitédeki olası yapısal kırılmaların modellere dahil edilmemesinin bazı önemli sonuçları olabilmektedir. Örneğin, herhangi bir finansal varlık için volatilité kalıcılığı parametresinin yüksek çıkması ilgili finansal varlığın volatilitésinin öngörülmesini kolaylaştıran bir unsurdur (Hwang, Satchell ve Pereira, 2007: 1003). Fakat, volatilitédeki yapısal kırılmaların modellere dahil edilmemesi

finansal varlıkların volatilité kalıcılığı parametrelerinin olduğundan daha yüksek çıkmasına yol açabilmektedir (Charfeddine ve Guegan, 2012:5712-5714; Mensi, Hammoudeh ve Yoon, 2014:101-102; Charfeddine, 2014:77). Bu da finansal risk yönetiminde kullanılacak modelin öngörü (volatility forecasting) gücünün ve etkinliğinin doğru bir şekilde değerlendirilememesine sebep olabilmektedir. Ayrıca, bilindiği gibi standart GARCH modelleri (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models) finansal varlıkların volatilitésinin kısa hafıza özelliği sergilediği varsayımına dayanmaktadır. Eğer, finansal varlıkların volatilitésini uzun hafıza özelliği sergiliyor ise bu durumda bu özelliği dikkate alan FIGARCH modellerinin (Fractionally Integrated GARCH-type models) kullanılması daha doğru bir yaklaşım olabilir. Bu noktada volatilitédeki yapısal kırılmalar ilgili modellerden hangisinin kullanılması gerektiği konusunda da belirleyici olabilmektedir. Çünkü, varlığı durumunda yapısal kırılmaların dikkate alınmaması volatilitéde uzun hafıza özelliği olduğu yönünde yanlı (biased) sonuçlar elde edilmesine yol açabilmektedir (Charfeddine ve Guegan, 2012: 5712-5714; Mensi, Hammoudeh ve Yoon, 2014:101-102; Charfeddine, 2014:77). Bu da volatilitenin tahmininde kullanılacak modelin doğru bir şekilde belirlenememesine bir diğer ifade ile analizlerde yanlı model spesifikasyonlarının kullanılmasına yol açabilmektedir.

Bu nedenlerle literatürde volatilitédeki yapısal kırılmaların modellere eklenmesinin modellerin performansı üzerindeki etkilerini inceleyen çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Örneğin, Kanga, Cho ve Yoon (2009) Japonya ve G.Kore hisse senedi piyasalarının volatilité dinamiklerini inceledikleri çalışmalarında ilgili her iki hisse senedi piyasasında da yüksek volatilité kalıcılığının ve yapısal kırılmaların söz konusu olduğu ve ilgili hisse senedi piyasalarının volatilitelerinin tahmininde bu özelliklerin dikkate alınmasının modellerin etkinliğini arttırdığı sonucuna ulaşmışlardır. Belkhouja ve Boutahary (2011) ham petrol (West Texas Intermediate, WTI) ile S&P 500 endeksinin volatilité dinamiklerini inceledikleri çalışmalarında uzun hafıza özelliğinin ve yapısal kırılmaların ilgili finansal varlıkların volatilitésinin temel karakteristik özellikleri olduğunu ifade etmişlerdir. Ayrıca, ilgili finansal varlıkların volatilitésinin modellenmesinde standart GARCH ve / veya FIGARCH modelleri yerine zamanla değişen uzun hafıza özelliğini ve volatilitédeki yapısal kırılmaları dikkate alan daha esnek modellerin kullanılmasının daha doğru bir yaklaşım olabileceğini belirtmişlerdir. Wang (2011) Avustralya Dolarının volatilité dinamiklerini incelediği çalışmasında stokastik volatilité modeline volatilitédeki ani değişimlerin (jumps) eklenmesinin Avustralya Dolarının volatilitésinin daha doğru bir şekilde modellenenebilmesi açısından önemli olduğu sonucuna ulaşmıştır. Larsson ve Nossman (2011) ham petrol (WTI) piyasasını inceledikleri çalışmalarında ham petrolün fiyat ve volatilité serilerinde ani volatilité değişimlerinin gözlemlendiğini ve bu ani değişimler ile stokastik volatiliténin birlikte dikkate alınmasının model performanslarını oldukça arttırdığı sonucuna ulaşmışlardır. Ulusal yazına bakıldığında ise Ural ve Küçüközmen (2011) S&P500, FTSE100, DAX, CAC40 ve BIST100 endekslerini inceledikleri çalışmalarında bu hisse senedi endekslerinin volatilitésinin yapısal kırılmalar içerdiği ve bu yapısal kırılmaların dikkate alınmasının hem model performanslarını arttırdığı hem de volatilité kalıcılığı parametresinin daha düşük değerler almasını sağladığı sonucuna ulaşmışlardır. Büberkökü ve Kızıldere (2017) BIST100 endeksinin volatilité dinamiklerini inceledikleri çalışmalarında BIST100 endeksinin volatilitésinin tahmininde en uygun modelin altı yapısal kırılmalı ARFIMA(p,x,q)-FIEGARCH (1,d,1) modeli olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Bu alıřmanın amacı Dolar-TL kurunun finansal riskinin ynetiminde kullanılacak modellerin performansı zerinde volatilitedeki oklu yapısal kırılmaların olası etkilerinin incelenmesidir. alıřmada, risk ynetim modelleri olarak volatilitte ngr modelleri (volatility forecasting) ile piyasa riski analiz modelleri zerinde durulmuřtur. Volatilitte ngr modellerinin nemi portfy optimizasyonu, opsiyonların fiyatlanması ve hedge rasyolarının belirlenmesi gibi bir ok finansal analizde bir volatilitte parametresine ihtiya duyulmasından kaynaklanmaktadır. Dolayısıyla, bu tr analizlerin etkinlięinin doęru volatilitte parametrelerinin belirlenmesi ile yakından iliřkili olduęu ifade edilebilir. Piyasa riski analiz modellerinin nemi ise bu modellerin finansal piyasalarda tařınan pozisyonların maruz kalabileceęi maksimum kayıp tutarlarını lebilmelerinden kaynaklanmaktadır. alıřmada, bir finansal varlık olarak Dolar-TL kurunun volatilitesi zerinde durulmasının temel nedeni ise Trkiye gibi yapısal olarak cari aık veren bir ekonomide Dolar-TL kurundaki hareketlerin olduka nemli iktisadi ve finansal etkilerinin olabilmesidir.

Bu alıřmanın literatre eřitli aılardan katkı saęladıęı dřnlmektedir. alıřmanın temel katkısını ise volatilitedeki oklu yapısal kırılmaların finansal risk ynetim modellerinin performansı zerindeki etkisinin incelenmesi oluřturmaktadır. nk, bu alanda uluslararası yazında eřitli alıřmaların bulunmasına raęmen ulusal yazındaki alıřmaların baskın bir řekilde sadece yapısal kırılmaların tespitine odaklandıęı dolayısıyla bu kırılmaların eřitli finansal risk ynetim modellerinin performansı zerindeki etkisinin henz pek incelenmedięi anlařılmaktadır. Ayrıca, ulusal yazındaki alıřmaların yoęun bir řekilde hisse senedi piyasalarındaki yapısal kırılmaların tespitine odaklandıęı dolayısıyla dviz piyasalarındaki benzer dinamiklerin ulusal yazında henz yeterince incelenmedięi anlařılmaktadır. Son olarak da bu alıřmada volatilitedeki oklu yapısal kırılmaların etkileri incelenirken farklı yaklařımlara karřı direnli (robust) sonular elde edebilmek amacıyla ok sayıda alternatif yntemden yararlanılmıřtır.

1. Veri Ve Metodoloji

1.1. Veri

alıřma 2 Ocak 2002 ile 12 Ocak 2017 dnemini kapsamakta ve gnlk verilerden oluřmaktadır. Dolar-TL kuruna iliřkin veriler TCMB elektronik veri daęıtım sisteminden temin edilmiřtir. Gnlk logaritmik getiri serileri (r_t) Denklem (1)'de gsterildięi gibi hesaplanmıřtır:

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

Burada, P_t Dolar-TL kurunun t zamanındaki kapanıř deęerini gstermektedir.

1.2. Metodoloji

alıřmada ncelikle Dolar-TL kuruna ait gnlk logaritmik getiri serileri ile gnlk volatilitte serilerinin uzun hafıza zellięi sergileyip sergilemedięi incelenmiřtir. Uzun hafıza zellięinin tespitinde Lo (1991) tarafından geliřtirilen R / S testi ile Geweke ve Porter-Hudak (1983) tarafından geliřtirilen GPH testi kullanılmıřtır. Bu testlerin Ho hipotezi “serilerde uzun hafıza zellięi yoktur”

şeklinde. Çalışmada ikinci olarak volatilitedeki olası yapısal kırılmalar tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla da Inclan ve Tiao (1994) tarafından geliştirilen ve Sansó, Aragón ve Carrion-i Silvestre (2004) tarafından modifiye edilen ICSS algoritmasından yararlanılmıştır. ICSS algoritması volatilitede ani bir şok yaşanana kadar bir finansal varlığın volatilitésinin durağan bir süreç izleyeceği varsayımına dayanmaktadır. Bu nedenle, ICSS algoritmasının genel yapısı şu şekilde ifade edilebilir (Mensi, Hammoudeh ve Kang, 2015:344; Kang, Cho ve Yoon, 2009: 3544):

Yapısal kırılmalar sonrasında oluşan toplam N_T adet volatilité serisinin her biri $[\sigma_j^2]$ Denklem (2)'deki gibi gösterilebilir:

$$\sigma_t^2 = \begin{cases} \sigma_0^2, & 1 < t < K_1 \\ \sigma_1^2, & K_1 < t < K_2 \\ \vdots & \\ \sigma_{N_T}^2, & K_{N_T} < t < T \end{cases} \quad (2)$$

Burada, ε_t , sıfır ortalamalı i.i.d özelliğine sahip $[\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2)]$ hata terimini; N_T , toplam T adet gözlemlerde meydana gelen yapısal kırılma sayısını; σ_j^2 , $[\sigma_j^2, j = 1, 2, \dots, N_T]$ yapısal kırılmaların sonucu olarak oluşan her bir volatilité serisini; $1 < K_1 < K_2 < \dots < K_{N_T} < T$ ise volatilitedeki kırılma noktalarını göstermektedir.

Bu kapsamda, Inclan ve Tiao (1994) test istatistiği (IT) Denklem (3)'teki gibi hesaplanmaktadır:

$$IT = \sup_k \left| \sqrt{T/2} D_k \right| \quad (3)$$

Burada, D_k Denklem (4)'teki gibi ifade edilmektedir:

$$D_k = \frac{C_k}{c_d} - \frac{k}{T} \quad (4)$$

Burada, C_k hata terimlerinin karelerinin kümülatif toplamını ifade etmekte ve Denklem (5)'teki gibi tanımlanmaktadır:

$$C_k = \sum_{t=1}^k \varepsilon_t^2, k = 1, 2, \dots, T \quad (5)$$

IT test istatistiğinin Ho hipotezi “şartsız (unconditional) varyansta yapısal kırılma yoktur” şeklindedir.

Fakat, Sansó, Aragón ve Carrion-i Silvestre (2004) tarafından yapılan çalışmalar Inclan ve Tiao (1994) tarafından geliştirilen ICSS algoritmasına dayalı test istatistiğinin (IT) yapısal kırılma sayısının olduğundan yüksek belirlenmesi yönünde yanlı (biased) sonuçlar üretebileceğini göstermiştir. Bu nedenle, Sansó, Aragón ve Carrion-i Silvestre (2004) modifiye edilmiş ICSS algoritmasını tavsiye etmiş ve volatilitedeki yapısal kırılmaların belirlenmesinde kullanılması amacıyla sırasıyla Denklem (6) ve Denklem (7)'de gösterilen $Kappa1$ (κ_1) ve $Kappa2$ (κ_2) test istatistiklerini geliştirmişlerdir:

$$\kappa_1 = \sup_k \left| T^{1/2} B_k \right| \quad (6)$$

$$\kappa_2 = \sup_k |T^{1/2}G_k| \quad (7)$$

Ayrıca, Sansó, Aragó ve Carrion-i Silvestre (2004:49) inceleme kapsamındaki finansal zaman serisinin leptokurtik bir dađılım özelliđi sergilemesi ve deđişen vayan sorunu iermesi durumunda volatilitedeki yapısal kırılmaların sayısının tespitinde en uygun test istatistiđinin $\kappa_2\kappa_2$ test istatistiđi olduđunu ifade etmişlerdir. Bu nedenlerle bu alıřmada volatilitedeki yapısal kırılmaların sayısının belirlenmesinde Sansó,Aragó ve Carrion-i Silvestre (2004) tarafından modifiye edilen ICSS algoritmasına dayalı olarak hesaplanan κ_2 test istatistiđinden yararlanılmıřtır.

Fakat, ICSS algoritmasının bazı önemli dezavantajları bulunmaktadır. Örneđin, ICSS algoritması yapısal kırılmalar arasındaki mesafenin en az ne kadar olması gerektiđi konusunda herhangi bir kısıt iermediđinden yapısal kırılmalar arasındaki zaman aralıđı olduđua kısa olabilmektedir (Pooter ve Dijk, 2004:7). Ayrıca, bu alıřmanın amacını yapısal kırılmaların olası etkilerinin incelenmesi oluřturduđundan daha güvenilir sonuçlar elde edebilmek amacıyla alıřmada alternatif bir yaklařım olarak Bai ve Perron (1998, 2003) testinden de yararlanılmıřtır. Bai ve Perron (1998, 2003) testi serilerdeki, modellerdeki ve volatilitedeki yapısal kırılmaların belirlenmesinde literatürde olduđua sık kullanılan bir testtir¹. Bai ve Perron (1998, 2003) testi Denklem (8)'de gösterilen regresyon denklemine dayanmaktadır:

$$vol_t = x_t'\psi + z_t'\phi_j + \zeta_t \quad (8)$$

Burada, T kırılma noktalarını; m kırılma sayılarını; vol_t logaritmik döviz kuru getirisinin karesi alınarak hesaplanan volatilitte serisini; x_t ve z_t açıklayıcı deđiklenlerin vektörlerini; ψ ve ϕ model parametrelerini; ζ_t ise model kalıntılarını göstermektedir.

Bai ve Perron (1998, 2003) testi uygulanırken öncelikle volatilitte serisinde herhangi bir yapısal kırılma olup olmadıđının sınanması gerekmektedir. Bu amaçla UDmax ve WDmax test istatistiklerinden yararlanılmaktadır. Bu test istatistiklerinin Ho hipotezi “volatilitte serisinde yapısal kırılma yoktur” şeklindedir. Bu test istatistiklerine bađlı olarak yapısal kırılmaların söz konusu olduđu belirlendikten sonra yapısal kırılma sayılarının belirlenmesi gerekmektedir. alıřmada, bu amaçla **SEQF** (Sequential F) test istatistiđi ile BIC (Bayesian Information Criterion, BIC) kriterinden yararlanılmıřtır.

Yapısal kırılmaların tespitinin ardından Dolar-TL getirisinin zamanla deđişen günlük volatilitte deđerlerinin tahminine geçilmiřtir. Bu amaçla Baillie, Bollerslev ve Mikkelsen (1996) tarafından geliřtirilen AR(1)-FIGARCH (1,d,1) modelinden yararlanılmıřtır. AR(1)-FIGARCH(1,d,1) modelinin getiri (mean equation) ve varyans denklemleri sırasıyla Denklem (9) ve (10)'da sunulmuřtur:

$$r_t = c + \theta r_{t-1} + \varphi_t \quad (9)$$

$$h_t = \omega_0 + \beta h_{t-1} + [1 - (1 - \beta L)^{-1}(1 - \phi L)(1 - L)^d] \varepsilon_t^2 \quad (10)$$

1 Bai ve Perron (1998, 2003) testini volatilitedeki yapısal kırılmaların sayısının tespitinde kullanan bazı alıřmalar iin bakınız: Mensi, Hammoudeh ve Yoon (2014); Jung ve Maderitsch, (2014).

Burada, c ve ω_0 sabit terimleri, β GARCH parametresini, h_t zamanla değişen volatilité değerlerini, L gecikme operatörünü; d uzun hafıza parametresini; φ_t ise hata terimini ifade etmektedir.

Volatilitédeki çoklu yapısal kırılmaların risk yönetim modellerinin performansı üzerindeki etkileri incelenirken de alternatif modellerin volatilité öngörü performansları ile piyasa riski ölçüm performansları incelenmiştir. Modellerin volatilité öngörü performansları incelenirken Bai ve Perron (1998, 2003) testi ile ICSS algoritması tarafından belirlenen yapısal kırılma sayısı kadar kukla değişken AR(1)-FIGARCH (1,d,1) modelinin varyans denklemine dahil edilip 2 Ocak 2002 ile 12 Ocak 2017 dönemi için zamanla değişen günlük volatilité değerleri elde edilmiş ve ardından bu değerlerin günlük gerçekleşen volatilité değerlerini öngörebilme performansı incelenmiştir. Bu amaçla da çeşitli yaklaşımlardan yararlanılmıştır. Bu yaklaşımlardan ilkinin korelasyon analizi oluşturmuştur. Böylece, hangi modelin öngörüsünün daha iyi olduğu basit düzeyde belirlenmeye çalışılmıştır. İkinci bir yaklaşım olarak çalışmada Mincer-Zarnowitz (1969) regresyonundan yararlanılmıştır. Mincer-Zarnowitz (1969) regresyonu Denklem (11)'de sunulmuştur:

$$\sigma_{t, Gerçekleşen}^2 = c + \gamma \sigma_{t, Tahmin}^2 + \xi_t \quad (11)$$

Burada, c sabit terimi; ξ_t hata terimini; γ model parametresini; $\sigma_{t, Tahmin}^2$ alternatif FIGARCH modelleri tarafından tahmin edilen volatilité değerlerini; $\sigma_{t, Gerçekleşen}^2$ ise gerçekleşen volatilité değerlerini temsil etmektedir. Çalışmada diğerlerinin yanı sıra Kang, Kang ve Yoon (2009: 120); Lux, Segnon ve Gupta (2016:118) ile Bentes'in (2015:362) çalışmalarında olduğu gerçekleşen volatilitéyi temsilen logaritmik Dolar-TL getirisinin karesi esas alınmıştır.

Mincer-Zarnowitz (1969) regresyonunda öncelikle her bir model için Denklem (11) tahmin edilip modellerin R^2 değerleri hesaplanmaktadır. Ardından, hangi modelin sunduğu R^2 değeri daha yüksek ise o modelin performansının daha iyi olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Çünkü, R^2 değerinin yüksek çıkması ilgili modelin gerçekleşen volatilitéyi daha iyi öngördüğünün bir göstergesi olarak değerlendirilmektedir.

Çalışmada üçüncü bir yaklaşım olarak modellerin volatilité öngörme performansları **MAE** (Mean absolute error) ve **MSE** (Mean squares error) kayıp fonksiyonları (loss functions) ile değerlendirilmiştir. Bu kayıp fonksiyonları modellerce tahmin edilen volatilitenin gerçekleşen volatilitéye yakınsama derecesinin birer göstergesi olarak kullanılmaktadır. **MAE** ve **MSE** değerleri ne kadar küçük çıkarsa ilgili modelin performansının o kadar iyi olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Çünkü, bu durum ilgili modele dayalı olarak elde edilen volatilitenin gerçekleşen volatilitéye o kadar yakınsadığı anlamına gelmektedir. **MAE** ve **MSE** değerleri Denklem (12) ve (13)'teki gibi hesaplanmaktadır:

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T | \sigma_{t, Tahmin}^2 - \sigma_{t, Gerçekleşen}^2 | \quad (12)$$

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T (\sigma_{t, Tahmin}^2 - \sigma_{t, Gerçekleşen}^2)^2 \quad (13)$$

Burada, $\sigma_{t, Tahmin}^2$ modeller tarafından tahmin edilen volatilitéyi; $\sigma_{t, Gerçekleşen}^2$ gerçekleşen volatilitéyi; T ise toplam gözlem sayısını ifade etmektedir.

Fakat, konunun onemi nedeniyle daha ayrıntılı analizler yapılabilmesi amacıyla farklı modellerce sunulan *MAE* ve *MSE* deęerlerinin istatistiki olarak birbirinden farklı olup olmadıęının da test edilmesi gerekmektedir. Literatürde, bu amaçla Diebold ve Mariano (1995) testinden yararlanılmaktadır. Diebold-Mariano (1995) (DM) testinin Ho hipotezi “Alternatif modellerin kayıp fonksiyonlarının deęerleri istatistiki olarak birbirine eřittir” řeklinde dir. Ho hipotezi reddedildięinde MAE ve / veya MSE deęeri kucuk olan modelin istatistiki olarak daha iyi bir performans sergiledięi sonucuna ulařılmaktadır. DM testinin Ho hipotezi ekonometrik olarak Denklem (14)’teki gibi ifade edilebilir (Kang, Kang ve Yoon, 2009:123; Cuaresma, Hlouskova, Kossmeier ve Obersteiner, 2004:102):

$$H_0 = E(d_t) = 0 \quad (14)$$

Burada, d_t , $d_t = E[g(e_t^A) - g(e_t^B)] = 0$ řeklinde tanımlanmakta ve e_t^A , A modeli tarafından tahmin edilen volatiliteler ile gerekleřen volatiliteler arasındaki farkı; e_t^B , B modeli tarafından tahmin edilen volatiliteler ile gerekleřen volatiliteler arasındaki farkı; $g(\cdot)$ ise alıřmada esas alınan kayıp fonksiyonlarını ifade etmektedir.

DM testinin ařamaları ise řu řekilde ifade edilebilir (Kang, Kang ve Yoon, 2009:123; Cuaresma, Hlouskova, Kossmeier ve Obersteiner, 2004:102):

\bar{d} ; e_t^A ile e_t^B arasındaki farkların ortalamasını gosterecek řekilde $[\bar{d} = n^{-1} \sum_{t=1}^n (d_t)]$ tanımlandığında \bar{d} ’nin yaklařık asimtotik varyansı $V(\bar{d})$ Denklem (15)’teki gibi hesaplanmaktadır:

$$V(\bar{d}) \cong n^{-1} [\gamma_0 + 2 \sum_{k=1}^{n-1} \gamma_k] \quad (15)$$

Burada, n , toplam volatiliteler ongoru sayısını gostermektedir. γ_k , ise d_t ’nin k . otokovaryansını gostermekte ve Denklem (16)’daki gibi ifade edilmektedir:

$$\hat{\gamma} = n^{-1} \sum_{t=k+1}^n (d_t - \bar{d})(d_{t-k} - \bar{d}) \quad (16)$$

Bu aıklamalar ışığında DM testi Denklem (17)’deki gibi hesaplanmaktadır:

$$DM = [\hat{V}(\bar{d})]^{-1/2} \bar{d} \quad (17)$$

alıřmada, alternatif modellerin volatiliteler ongoru performansları incelendikten sonra oklu yapisal kırılmaların piyasa riski olum modellerinin performansı uzerindeki etkisi incelenmiřtir. Piyasa riski olumunda riske maruz deęer (Value-at-risk, VaR) yonteminden yararlanılmıřtır. Riske maruz deęer yontemi finansal piyasalarda tařınan bir pozisyonun piyasalarda meydana gelen hareketler sonrasında maksimum ne kadar deęer kaybedeceęini gosteren bir yontemdir (Hendricks, 1996: 40). Finansal piyasalardaki bireysel ve kurumsal yatırımcılar kendi beklentilerine ve yatırım stratejilerine baęlı olarak hem uzun hem de kısa pozisyon tařınabileceęinden alıřmada her iki pozisyon iin de riske maruz deęer hesaplanmıřtır. Hesaplamalarda Denklem (18) ve (19)’daki modellerden yararlanılmıřtır:

$$VaR_t (\text{uzun pozisyon}) = \mu_t + z_\alpha \sigma_t \quad (18)$$

$$VaR_t (\text{kısa pozisyon}) = \mu_t + z_{1-\alpha} \sigma_t \quad (19)$$

Burada, μ_t şartlı getiriye; σ_t şartlı standart sapma değerini; z_α standart normal dağılımın α . sol kantil (α^{th} quantile) değerini; $z_{1-\alpha}$ ise standart normal dağılımın sağ ($1 - \alpha$). kantil değerini göstermektedir. Çalışmada, farklı yaklaşımlara karşı dirençli sonuçlar elde edebilmek amacıyla uzun pozisyonlar için $\alpha = 0.05; 0.025; 0.01; 0.005$ ve 0.0025 sol kantil değerlerinden kısa pozisyonlar içinse $1 - \alpha = 0.95; 0.975; 0.99; 0.995$ ve 0.9975 sağ kantil değerlerinden yararlanılmıştır.

Piyasa riski analizinde kullanılan modellerin performansları analiz edilirken geriye dönük test istatistiklerinden yararlanılmaktadır. Geriye dönük test istatistikleri modellerce tahmin edilen maksimum kayıp tutarlarını gerçekleştiren kayıp tutarları ile karşılaştırarak en uygun modelin belirlenmesini sağlamaktadır. Çalışmada geriye dönük test istatistiği olarak Engle ve Manganelli (2004) tarafından geliştirilen DQ (Dynamic Quantile, DQ) test istatistiğinden yararlanılmıştır. DQ test istatistiğinin genel yapısı Denklem (20)'de gösterilen regresyon denklemine dayanmaktadır:

$$Hit_t = \omega + \sum_{i=1}^5 \vartheta_i Hit_{t-i} + \vartheta_{k+1} VaR_t + \eta_t \quad (20)$$

Burada, $Hit_t(\alpha)$ aşımını ifade etmekte ve $I(r_t < -VaR_\alpha) - \alpha$ şeklinde tanımlanmaktadır. ϑ_i ise model parametresini göstermektedir.

Bu regresyon denklemine bağlı olarak DQ test istatistiği ise Denklem (21)'de gösterildiği gibi hesaplanmaktadır:

$$DQ = \frac{\vartheta^t X^t X \vartheta}{\alpha(1-\alpha)} \sim \chi_{(n+1)}^2 \quad (21)$$

Burada, X açıklayıcı değişkenlerin vektörünü, n ise açıklayıcı değişkenlerin sayısını göstermektedir. Burada, açıklayıcı değişkenleri Hit_t değişkeni ile VaR_t değişkeni oluşturmaktadır. Hit_t değişkeni modele 5 gecikmeyi içerecek şekilde dahil edildiğinden VaR_t değişkeni ile birlikte modeldeki açıklayıcı değişken sayısı altı olmaktadır ($n = 6$) (Engle ve Manganelli, 2004: 369-371; Youssef, Belkacem ve Mokni, 2015:103; Louzis, Xanthopoulos-Sisinis ve Refenes 2014: 107). DQ test istatistiğinin Ho hipotezi “modele dahil edilen açıklayıcı değişkenlerin modeli açıklama gücü yoktur” şeklindedir. Bu durum gerçekleşen aşım oranının beklenen aşım oranına eşit olduğu ve aşımın tesadüfi olarak dağıldığı anlamına gelmektedir (Engle ve Manganelli, 2004: 369-371; Youssef, Belkacem ve Mokni, 2015:103; Louzis, Xanthopoulos-Sisinis ve Refenes 2014: 107). Ho hipotezinin reddilmesi piyasa riski ölçümünde kullanılan modelin performansının yeterli olmadığı anlamına gelmektedir.

2. Bulgular

Dolar-TL kurunun getiri serisine ilişkin betimleyici istatistikler Tablo 1'de sunulmuştur. Tablo 1'deki bulgular incelendiğinde Dolar-TL kurunun pozitif bir ortalama getiri sunduğu, sağa çarpık bir dağılım özelliği sergilediği ve basıklık değerinin de 3'ten belirgin bir şekilde fazla olduğu anlaşılmaktadır. Bu bulgular, Dolar-TL getirisinin leptokurtik bir dağılım özelliği sergilediği anlamına gelmektedir. Nitekim, Jarque-Bera test istatistiği de Dolar-TL getirisinin standart normal dağılıma uyduğunu ifade eden Ho hipotezini %5 anlamlılık düzeyinde reddetmektedir. 12 gecikmeye kadar uygulanan Ljung-Box $Q^2(k)$ ve ARCH-LM testleri değişen varyans sorununun varlığına işaret etmektedir. Getiri serilerine uygulanan ADF (Augmented Dickey Fuller, ADF) ve PP (Phillips-Perron,

PP) birim kk testleri de getiri serilerinin durađan olduđunu gstermektedir (Tablo 2). Bu bulgular, Dolar-TL kurunun volatilitenin modellenmesinde deđiřen varyans zelliđini dikkate alan modellerin kullanılabilirliđi anlamına gelmektedir. Bu amala, GARCH ve FIGARCH modellerinden yararlanılabilir. Fakat, bu modeller arasında bir tercih yapılabilmesi iin getiri serisinin volatilitenin uzun hafıza zelliđi sergileyip sergilemediđinin incelemesi gerekmektedir. alıřmada bu amala R/S ile GPH test istatistiklerinden yararlanılmıřtır. Volatilitiyi temsilen hem getiri serisinin varyansı hem de mutlak deđeri (standart sapması) dikkate alınmıřtır. Bu kapsamda elde edilen bulgular Tablo 3'te sunulmuřtur. Sonular incelendiđinde her durumda volatilitenin serisinde uzun hafıza zelliđinin gzlemlendiđi getiri serilerinde ise benzer bir durumun sz konusu olmadıđı anlařılmaktadır. Bu bulgu da Dolar-TL kurunun volatilitenin modellenmesinde volatilitedeki kısa hafıza zelliđini dikkate alan GARCH modeli yerine uzun hafıza zelliđini dikkate alan FIGARCH modelinin kullanılmasının daha dođru bir yaklařım olabileceđine iřaret etmektedir. Getiri serisinin kısa hafıza zelliđi sergilediđi sonucuna ulařılması ise FIGARCH modelinin getiri denkleminin (mean equation) AR-FIMA yerine ARIMA modeli ile modellenmesinin daha dođru bir yaklařım olabileceđi anlamına gelmektedir.

Tablo 1: Betimleyici İstatistikler

	Getiri serisi (%)
Ortalama	0.025868
Maksimum	7.038781
Minimum	-11.93559
Std. Sapma	0.836897
arpıklık	0.015606
Basıklık	18.59265
Jarque-Bera	0.00000*
Deđiřen varyans testleri	
Q ² (12)	881.30*[0.0000]
ARCH-LM(12)	50.636*[0.0000]

* , %5 anlamlılık dzeyini gstermektedir. Parantez iindeki deđerler olasılık deđerleridir.

Tablo 2: Birim Kk Testi Sonuları

Testler	Trendsiz model
ADF	-59.2490*[0.0000]
PP	-59.2823*[0.0000]

* , %5 anlamlılık dzeyinde Ho hipotezinin reddediđini gstermektedir. Serinin logaritmik getiri serisi olması nedeniyle birim kk testleri trendsiz model dikkate alınarak uygulanmıřtır.

Tablo 3: Uzun Hafıza Testlerinin Sonuçları

	Getiri (r)	Volatilite (r^2)	Volatilite (Irl)
Lo R/S testi			
q=1	1.4889	3.3106*	4.7406*
q=2	1.4834	3.5565*	4.3691*
q=5	1.4544	2.7962*	3.6352*
GPH testi			
bw= $T^{0.4}$	-0.1243[0.4166]	0.2175[0.1553]	0.4798*[0.002]
bw= $T^{0.5}$	-0.0748[0.4109]	0.1814*[0.0462]	0.3831*[0.000]
bw= $T^{0.7}$	0.0449[0.2267]	0.4132*[0.0000]	0.4418*[0.000]

*, %5 anlamlılık düzeyini göstermektedir. Verilen değerler test istatistikleridir. Parantez içindeki değerler olasılık değerleridir. R/S testinin %95 güven düzeyindeki kritik tablo aralığı [0.809, 1.862]'dir. R/S testinin istatistiki olarak anlamlı sonuçlar verebilmesi için hesaplanan test istatistiğinin belirtilen kritik tablo aralığının içerisinde olmaması gerekmektedir. GPH testinde kullanılan "bw" ve "T" simgeleri sırasıyla bandwidth değerini ve toplam gözlem sayısını ifade etmektedir. q ise R/S testi için kullanılan gecikme uzunluğunu göstermektedir.

Dolar-TL kurunun volatilitenin tahmininde kullanılacak modelin genel yapısı belirlendikten sonra bu modele yapısal kırılmaların dahil edilip edilmeyeceğinin belirlenmesi gerekmektedir. Çalışmada, bu amaçla Bai ve Perron (1998, 2003) testi ile ICSS algoritmasından yararlanılmıştır. Bai ve Perron (1998, 2003) testine ait sonuçlar Tablo 4'te sunulmuştur. Sonuçlar incelendiğinde WDMax ve UDMax test istatistiklerinin % 5 anlamlılık düzeyinde getiri serisinde yapısal kırılmaların söz konusu olmadığı fakat volatilitenin serisinde en az bir adet yapısal kırılmanın söz konusu olduğu sonucuna işaret ettiği anlaşılmaktadır. Volatilitedeki yapısal kırılma sayısını belirlemek amacıyla literatürdeki benzer çalışmalarla uyumlu olacak şekilde **SEQF** test istatistiği ile BIC kriterinden yararlanılmıştır. Bu kapsamda elde edilen bulgular incelendiğinde her iki yaklaşımın da 10 Mayıs 2006 ile 11 Mayıs 2009 tarihlerinde olmak üzere Dolar-TL kurunun volatilitesinde iki adet yapısal kırılma olduğu sonucuna işaret ettiği anlaşılmaktadır. ICSS algoritmasına bağlı olarak hesaplanan κ_2 test istatistiğinin ise sırasıyla 26 Temmuz 2007, 21 Mayıs 2009, 9 Ekim 2012 ve 10 Mayıs 2013 tarihlerinde olmak üzere 4 adet yapısal kırılmanın söz konusu olduğu sonucuna işaret ettiği anlaşılmaktadır². Her iki yaklaşım tarafından tespit edilen yapısal kırılmalar Şekil 1'de gösterilmiştir. Şekil 1 incelendiğinde ICSS algoritmasının volatilitedeki yapısal kırılmaların belirlenmesinde Bai ve Perron (1998, 2003) testine göre daha hassas bir yaklaşım sergilediği ifade edilebilir. Çünkü, ICSS algoritmasının volatilitedeki küçük değişimleri bile yakalayabildiği anlaşılmaktadır (Örneğin, Şekil 1'deki 4. rejim bölgesi gibi). Bu bulgular kapsamında çalışmanın bundan sonraki aşamasında AR(1)-FIGARCH(1,d,1) modeli hem yapısal kırılmaları dikkate almadan ($m=0$) hem de 2 ($m=2$) ve 4 ($m=4$) yapısal kırılmayı dikkate alacak şekilde tahmin edilerek volatilitedeki çoklu yapısal kırılmaların volatilitenin öngörü performansı ile piyasa riski ölçüm performansı üzerindeki etkisi analiz edilmiştir.

2 **IT** ve κ_1 test istatistikleri ise incelenen dönem için Dolar-TL volatilitesinde sırasıyla 33 ve 16 adet yapısal kırılma olduğu sonucuna işaret etmiştir. Fakat, daha önce de belirtildiği gibi Dolar-TL getirisinin leptokurtik bir dağılım özelliği sergilemesi ve değişen varyans sorunu içermesi nedeniyle Sansó, Aragón ve Carrion-i Silvestre (2004:49) tarafından tavsiye edildiği gibi yapısal kırılma sayısının belirlenmesinde κ_2 test istatistiğinden yararlanılmıştır.

Tablo 4: Bai ve Perron (1998, 2003) Yapısal Kırılma Testi Sonuları

	UDmax	WDmax
Dolar-TL getiri	6.24718	6.24718
Dolar-TLvolatilite	22.8136*	30.1544*

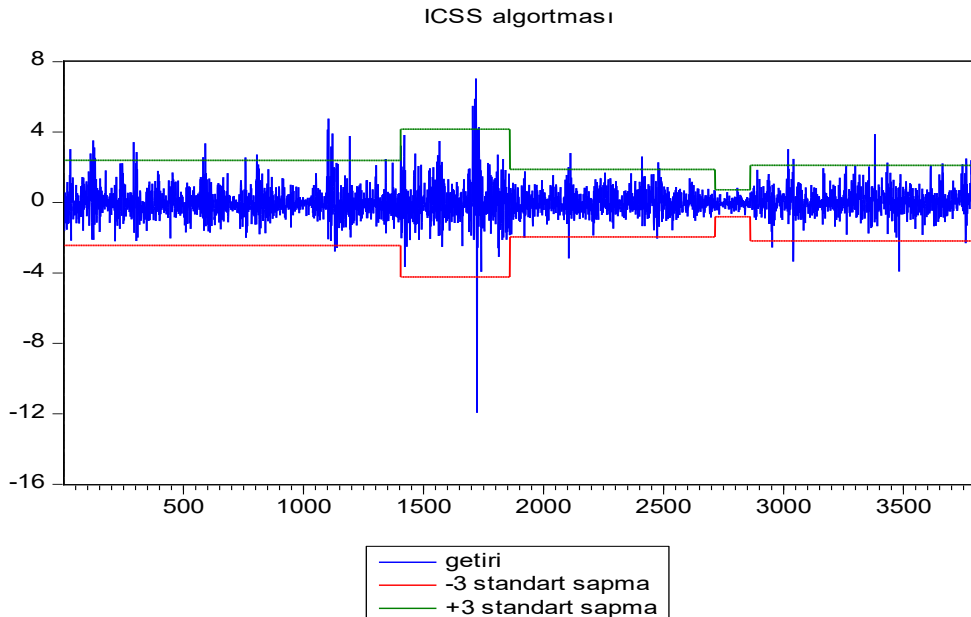
SEQF testi sonuları

Hipotezler	Test istatistiđi	Kritik tablo deđerleri (%5)	Belirlenen kırılma sayısı	Kırılma tarihleri
SubF(1 I 2)	14.1558*	10.13	2	10.05.2006
SubF(2 I 3)	11.0836	11.14		11.05.2009
SubF(3 I 4)	0.00000	11.83		
SubF(4 I 5)	0.00000	12.25		

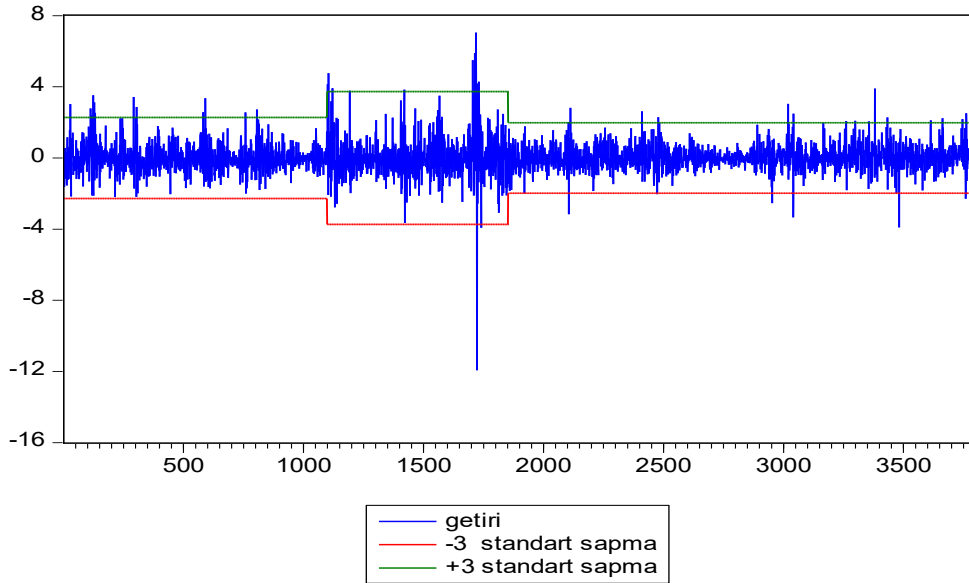
BIC sonuları

kırılma sayıları	Log-L	Schwarz Kriteri	Belirlenen kırılma sayısı	Kırılma tarihleri
0	-9446.641	2.157239	2	10.05.2006
1	-9430.929	2.153289		11.05.2009
2	-9406.104	2.144523		
3	-9405.170	2.148384		
4	-9404.727	2.152504		
5	-9405.172	2.157093		

*, %5 anlamlılık düzeyini göstermektedir. Triminaj 0.15 , maksimum yapısal kırılma sayısı ise 5 alınmıřtır. Hata teriminin dađılı-
mının yapısal kırılmalar arasında deđişmesine izin verilmiřtir. UDmax ve WDmax test istatistiklerinin %5 anlamlılık düzeyindeki
kritik tablo deđerleri sırasıyla 8.88 ve 9.91'dir. İtalık ve altı çizili deđerler BIC kriterlerinin aldıđı minimum deđerini göstermektedir.

řekil 1: ICSS Algoritması ve Bai ve Perron (1998, 2003) Testi ile Belirlenen Yapısal Kırılmalar

Bai ve Perron (1998, 2003) testi



Alternatif AR(1)-FIGARCH (1,d,1) modellerine ait tahmin sonuçları Tablo 5’te sunulmuştur. Sonuçlar incelendiğinde AR(1) parametresinin her durumda pozitif ve istatistiki olarak anlamlı olduğu anlaşılmaktadır. Bu da döviz kuru getirisindeki bir gün önceki değişimin cari dönemdeki döviz kuru getirisi üzerinde etkili olduğu anlamına gelmektedir. Varyans denkleminde bakıldığında beklendiği gibi ARCH ve GARCH parametrelerinin her durumda pozitif ve istatistiki olarak anlamlı olduğu anlaşılmaktadır. Uzun hafıza parametresinin de $m=0, 2$ ve 4 olması durumuna göre sırasıyla $0.5804, 0.5825$ ve 0.4972 değerlerini aldığı gözlemlenmektedir. Ayrıca, volatilitedeki çoklu yapısal kırılmaların dikkate alınması durumunda bile uzun hafıza parametresinin değerinde önemli bir değişimin söz konusu olmadığı anlaşılmaktadır. Bu bulgu da uzun hafıza özelliğinin Dolar-TL kurunun volatilitésinin temel özelliklerinden biri olduğu anlamına gelmektedir. Diagnostik test sonuçlarına gelince alternatif gecikme uzunlukları dikkate alınarak model kalıntıları uygulanan Ljung-Box- $Q(k)$ otokorelasyon testi sonuçları her üç model için de her durumda otokorelasyon sorununun giderildiğini göstermektedir. Alternatif gecikme uzunlukları dikkate alınarak uygulanan RBD (Residual-based diagnostics, Tse, 2002), ARCH (Engle, 1982) ve Ljung-Box- $Q^2(k)$ testleri de her durumda değişen varyans sorununun giderildiğini göstermektedir.

Yapısal kırılmaları temsilen kullanılan kukla değişkenlere gelince $m=2$ durumunda her iki kukla değişkenin de istatistiki olarak anlamlı değerler aldığı anlaşılmaktadır. Bunlardan, d_1 kukla değişkeni pozitif bir değer alırken d_2 kukla değişkeni negatif bir değer almaktadır. Bu bulgu volatilitede gözlemlenen birinci yapısal kırılmanın Dolar-TL volatilitésinde bir artışa ikinci yapısal kırılmanın ise Dolar-TL volatilitésinde bir azalışa yol açtığı anlamına gelmektedir. $m=4$ durumunda elde edilen bulgular incelendiğinde ise dört kukla değişkenden sadece birinin %5 anlamlılık düzeyinde istatistiki olarak anlamlı olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 5: Alternatif FIGARCH Modellerinin Tahmin Sonuları

Dolar-TL	FIGARCH, m=0	FIGARCH, m=2	FIGARCH, m=4
Getiri denklemi			
μ (sabit terim)	0.0003[0.9809]	-0.0006[0.9558]	-0.0036[0.7348]
AR(1)	0.0598*[0.0014]	0.0586*[0.0015]	0.0597*[0.0009]
Varyans denklemi			
ω_0 (sabit terim)	0.0167*[0.0029]	0.0134[0.1101]	0.0188*[0.0830]
d (uzun hafıza)	0.5804*[0.0000]	0.5825*[0.0000]	0.4972*[0.0002]
φ_1 (ARCH)	0.1815*[0.0030]	0.1664*[0.0099]	0.1664*[0.0205]
β_1 (GARCH)	0.6068*[0.0000]	0.5889*[0.0000]	0.5042*[0.0004]
d_1 (Yapısal kırılma)	-	0.0565*[0.0700]	0.0954[0.1785]
d_2 (Yapısal kırılma)	-	-0.0539*[0.0730]	-0.1035[0.1583]
d_3 (Yapısal kırılma)	-	-	-0.0152[0.1575]
d_4 (Yapısal kırılma)	-	-	0.0563*[0.0190]
Log Likelihood	-4097.84	-4090.760	-4076.610
AIC	2.169049	2.166364	2.159942
SIC	2.178941	2.179553	2.176428
HQ	2.172565	2.171052	2.165802
Otokorelasyon testi			
Q (5)	4.1144[0.3907]	4.8171[0.3065]	4.4195[0.3522]
Q (10)	10.913[0.2816]	12.075[0.2091]	11.280[0.2570]
Q (20)	18.3664[0.498]	19.133[0.4484]	19.551[0.4221]
Q (50)	35.228[0.9304]	35.821[0.9199]	35.976[0.9170]
Deęiřen varyans testleri			
Q ² (5)	3.3129[0.3458]	3.2145[0.3596]	2.8578[0.4140]
Q ² (10)	5.7354[0.6768]	5.3802[0.7163]	4.8550[0.7730]
Q ² (20)	16.142[0.5826]	14.339[0.7068]	14.266[0.7116]
Q ² (50)	50.159[0.3878]	51.765[0.3291]	51.159[0.3507]
RBD (2)	0.2303[0.8912]	0.9247[0.6297]	3.0908[0.2132]
RBD (10)	6.8203[0.7423]	6.5162[0.7702]	6.7860[0.7455]
ARCH (2)	0.1150[0.891]	0.2050[0.8146]	0.3186[0.7272]
ARCH (5)	0.6724[0.644]	0.6468[0.6639]	0.5736[0.7203]
ARCH (10)	0.5894[0.824]	0.5489[0.8560]	0.4904[0.8974]

*,** sırasıyla %5 ve %10 anlamlılık dzeyini gstermektedir. Křeli parantez ierisindeki deęerler olasılık deęerleridir. Modeller normal daęılmamaya karřı direnli standart hatalar elde etmek amacıyla Bollerslev ve Wooldridge (1992) tarafından tavsiye edilen sanki en ok olabilirlik (Quasi maximum likelihood estimation) yntemi ile tahmin edilmiřtir. "m" yapısal kırılma sayısını gstermektedir. AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modeli iin Bollerslev ve Mikkelsen (1996) tarafından belirtilen pozitiflik kořulunun da saęlandıęı gzlemlenmektedir [$0.0263512 < 0.1815 < 0.473168$ ve $-0.0164005 < 0.0941514$]. AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=2 ile AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=4 modellerinin ise varyans denklemlerinde dıřal deęiřkenler (kukla deęiřkenler) bulunduęundan ilgili pozitiflik kořulu hesaplanmamaktadır.

Bu bulgu, ICSS algoritması tarafından tespit edilen 4 yapısal kırılmanın topluca FIGARCH modeline dahil edilmesinin gerekli olup olmadığı sorusunu gündeme getirmektedir. Bu nedenle ilgili dört kukla değişkenin toplu olarak anlamlı olup olmadığının sınanması gerekmektedir. Literatürde, bu amaçla LR (Likelihood ratio) test istatistiğinden yararlanılmaktadır. LR test istatistiği Denklem (22)'de gösterildiği gibi hesaplanmaktadır:

$$LR = 2 * [\text{Loglikelihood}_{m=4} - \text{Loglikelihood}_{m=0}] \quad (22)$$

Burada, *Loglikelihood*_{m=4} 4 yapısal kırılma dikkate alınarak tahmin edilen AR(1)-FIGARCH (1,d,1) modelinin Loglikelihood değerini gösterirken; *Loglikelihood*_{m=0} yapısal kırılmalar dikkate alınmadan tahmin edilen AR(1)-FIGARCH (1,d,1) modelinin Loglikelihood değerini göstermektedir.

LR testi sonuçları Tablo 6'da sunulmuştur. Sonuçlar incelendiğinde dört kukla değişkenin (d1, d2, d3 ve d4) topluca sıfıra eşit olduğunu ifade eden Ho hipotezinin %5 anlamlılık düzeyinde reddedildiği anlaşılmaktadır. Bu bulgu da 4 yapısal kırılmalı FIGARCH modelinin bu çalışma kapsamındaki analizlerde kullanılabileceği anlamına gelmektedir.

Tablo 6: LR Test İstatistiği Sonuçları

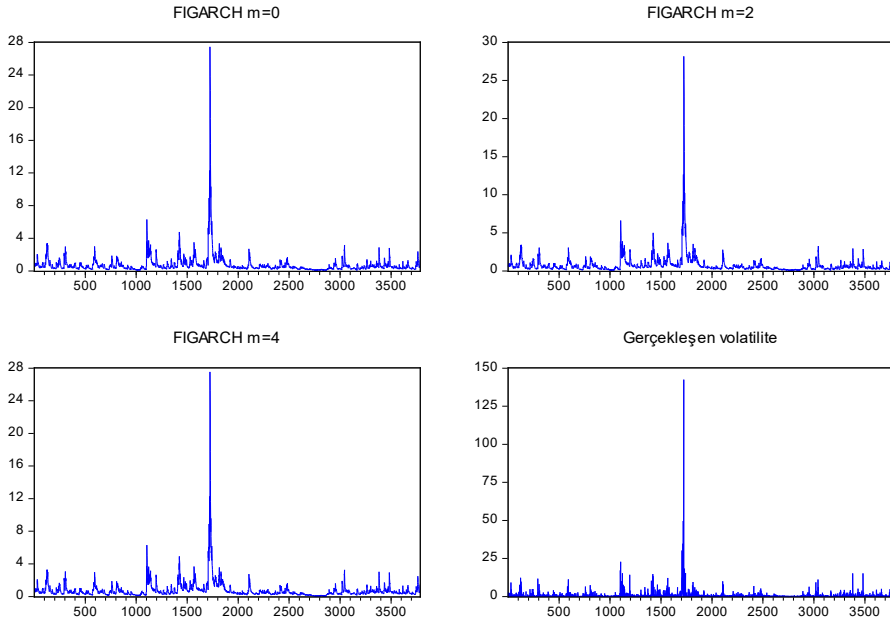
Ho hipotezi	LR test istatistiği	Olasılık değeri	Kritik tablo değeri
Ho:FIGARCH,m=0 & FIGARCH,m=4 [Ho: d1=d2=d3=d4=0]	42.4600	1.3393e-08*	9.4877

*, %5 anlamlılık düzeyini göstermektedir.

2.1. Alternatif Modellerin Volatilité Öngörü Performanslarının Karşılaştırılması

Çalışmanın bu aşamasında ilgili 3 alternatif model kullanılarak 2 Ocak 2002 ile 12 Ocak 2017 dönemi için volatilité tahmininde bulunulmuş ve tahmin edilen bu volatilité değerleri gerçekleşen volatilité değerleri ile karşılaştırılmıştır. Alternatif modellerin sunduğu volatilité değerleri Şekil 2'de sunulmuştur.

řekil 2: Alternatif Modellerin Volatilite ngrleri



İlgili modellerin volatilite ngr performanslarını deęerlendirmek amacıyla basit dzeyde bilgi vermesi amacıyla ncelikle alternatif modeller tarafından tahmin edilen volatilite deęerleri ile gerekleřen volatilite deęerleri arasındaki korelasyon deęerlerine bakılmıřtır (Tablo 7). Bu kapsamda elde edilen bulgular deęerlendirildięinde gerekleřen volatilite ile en yksek korelasyona sahip olan volatilite serisinin AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modeli tarafından tahmin edilen volatilite serisi olduęu anlařılmaktadır. İkinci sırada ise AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=2 modelinin geldięi ifade edilebilir. Dolayısıyla, bu nsel analizin volatilitedeki yapısal kırılmaların AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modeline dahil edilmesinin bu modelin performansını arttırmadıęı sonucuna iřaret ettięi anlařılmaktadır.

Tablo 7: Korelasyon Matrisi

	FIGARCH, m=0	FIGARCH, m=2	FIGARCH, m=4	RVOL
FIGARCH, m=0	1	0.998991	0.996831	0.262269
FIGARCH, m=2	0.998991	1	0.998093	0.261847
FIGARCH, m=4	0.996831	0.998093	1	0.257371
RVOL	0.262269	0.261847	0.257371	1

RVOL gerekleřen volatiliteyi temsil etmektedir.

alıřmada ikinci olarak Mincer-Zarnowitz (1969) regresyonundan yararlanılmıřtır. Bu kapsamda elde edilen bulgular Tablo 8'de sunulmuřtur. Bulgular incelendięinde en yksek R^2 deęerine AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modelinin sahip olduęu ardından ise AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=2 modelinin geldięi anlařılmaktadır. Dolayısıyla, bir nceki analizde olduęu gibi, bu analizde de

yapısal kırılmaların dikkate alınmasının AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=0 modelinin volatilité öngörü performansını arttırmadığı anlaşılmaktadır.

Tablo 8: Mincer-Zarnowitz (1969) Regresyonuna Dayalı Sonuçlar

Bağımlı değişken	Bağımsız değişken	c	γ	R ²
Rvol	FIGARCH, m=0	0.2104*[0.0364]	0.6729*[0.000]	0.0688
Rvol	FIGARCH, m=2	0.2127*[0.0302]	0.6509*[0.000]	0.0686
Rvol	FIGARCH, m=4	0.2035*[0.0369]	0.6637*[0.000]	0.0662

*, %5 anlamlılık düzeyini göstermektedir. Rvol gerçekleşen volatilitéyi temsil etmektedir. Çalışmada her üç durum için de regresyon denkleminde elde edilen hata terimlerine otokorelasyon ve değişen varyans testleri uygulanmıştır. Bulgular her üç durumda da hata terimlerinde hem otokorelasyon hem de değişen varyans sorunu olduğuna işaret ettiğinden regresyon denklemleri Newey-West (1987) tahmincisi ile tahmin edilmiştir.

Çalışmada üçüncü olarak MAE ve MSE kayıp fonksiyonları dikkate alınmıştır. Bu kapsamda elde edilen bulgular Tablo 9'da sunulmuştur. Bulgular incelendiğinde hem MAE hem de MSE kayıp fonksiyonuna göre en iyi performansı sergileyen modelin AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=0 modeli olduğu ardından ise AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=4 modelinin geldiği anlaşılmaktadır. Çünkü, en küçük MAE ve MSE değerlerini sırasıyla AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=0 ile AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=4 modelleri sunmaktadır. Dolayısıyla, bulgular yine yapısal kırılmaların dikkate alınmasının AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=0 modelinin volatilité öngörü performansını pozitif yönde etkilemediği sonucuna işaret etmektedir.

Tablo 9: MAE ve MSE Kayıp Fonksiyonlarına Dayalı Sonuçlar

Model	MAE	MSE
FIGARCH, m=0	0.7726	8.176
FIGARCH, m=2	0.7825	8.209
FIGARCH, m=4	0.7811	8.206

m, yapısal kırılma sayısını göstermektedir.

Fakat, daha teknik bir analiz yapılabilmesi açısından farklı modellerin MAE ve MSE değerlerinin istatistiki olarak birbirinden farklı olup olmadığının sınanması daha doğru bir yaklaşım olabilmektedir. Bu nedenle çalışmanın bu aşamasında DM testinden yararlanılmış ve bu kapsamda elde edilen bulgular Tablo 10'da sunulmuştur. Öncelikle MAE kayıp fonksiyonu tarafından sunulan değerler dikkate alınarak uygulanan DM testinden elde edilen sonuçlar incelendiğinde AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=0 modelinin MAE değerinin AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=2 modelinin MAE değerine eşit olduğunu ifade eden Ho hipotezinin %5 anlamlılık düzeyinde reddedildiği anlaşılmaktadır. Benzer bir durumun AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=0 modelinin MAE değeri ile AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=4 modelinin MAE değeri için de geçerli olduğu anlaşılmaktadır. Dolayısıyla, DM testi sonuçlarının AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=0 modelinin MAE değerinin diğer modellerin MAE değerinden istatistiki olarak farklı olduğu sonucuna işaret ettiği anlaşılmaktadır. Bu da istatistiki olarak gerçekleşen volatilitéye en yakın volatilité tahminini AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=0 modelinin sunduğunu

destekleyen bir bulgudur. Dolayısıyla, daha önceki analizlerde olduđu bu aşamadaki analizler sonucunda da volatilitedeki çoklu yapısal kırılmaların dikkate alınmasının AR(1)-FIGARCH(1,d,1) m=0 modelinin volatilitte öngörü performansını arttırmadığı sonucuna ulařılmaktadır.

İkinci olarak, MSE kayıp fonksiyonu tarafından sunulan deđerler dikkate alınarak uygulanan DM testi sonuçları incelendiğinde her üç modelin MSE deđerlerinin istatistiki olarak birbirinden farklı olmadığı anlaşılmaktadır. Çünkü, her üç durumda da modellerin MSE deđerleri arasındaki farkın istatistiki olarak birbirinden farklı olmadığını ifade eden Ho hipotezi reddedilememektedir. Dolayısıyla, bu kapsamda elde edilen bulgular her üç modelin volatilitte öngörü performansının birbiri ile benzer olduđu sonucuna işaret etmektedir. Bu bulgu her ne kadar en uygun modelin AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modeli olduđu sonucuna işaret etmese de açık bir şekilde çoklu yapısal kırılmaların dikkate alınmasının AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modelinin volatilitte öngörü performansına istatistiki olarak anlamlı bir katkı sağlamadığına işaret etmektedir.

Tablo 10: Diebold ve Mariano (1995) Testi Sonuçları

Modeller	MAE	MSE
FIGARCH, m=0	0.7726	8.176
FIGARCH, m=2	0.7825	8.209
FIGARCH, m=4	0.7811	8.206
DM testi		
Ho:FIGARCH, m=0 & FIGARCH,m=2	-3.936*[0.0001]	-1.195[0.2321]
Ho:FIGARCH, m=0 & FIGARCH,m=4	-2.984*[0.0028]	-0.8202 [0.4121]

*, %5 anlamlılık düzeyini göstermektedir. Köşeli parantez içerisindeki deđerler olasılık deđerleridir.

2.2. Alternatif Modellerin Piyasa Riski Ölçüm Performanslarının İncelenmesi

Çalışmanın bu aşamasında AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0, AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=2 ve AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=4 modellerinin 2 Ocak 2002-12 Ocak 2017 dönemi için öngördüğü (in-sample forecasting) VaR deđerleri gerçekleşen VaR deđerleri ile karşılaştırılmıştır. Literatürün geneli ile uyumlu olacak şekilde gerçekleşen VaR deđerini temsilen 2 Ocak 2002-12 Ocak 2017 dönemi için gerçek Dolar-TL getirileri kullanılmıştır. Analizlerde hem aşağı hem de yukarı yönlü piyasa riski dikkate alınmış ve modellerin performanslarının analizinde DQ test istatistiğinden yararlanılmıştır. Bu kapsamda elde edilen bulgular Tablo 11 ve Tablo 12'de sunulmuştur. Öncelikle aşağı yönlü piyasa riski için elde edilen sonuçlar incelendiğinde %5 anlamlılık düzeyinde DQ test istatistiği sonuçlarına göre her üç modelin de 2'şer aşım sayısına sahip olduđu anlaşılmaktadır. Dolayısıyla, DQ test istatistiği sonuçlarına göre ilgili modellerin aşağı yönlü piyasa riski ölçüm performansları birbirine benzerdir. Yukarı yönlü piyasa riski için elde edilen sonuçlar incelendiğinde de % 5 anlamlılık düzeyinde DQ test istatistiği sonuçlarına göre her üç modelin de 5'er aşım sayısına sahip olduđu anlaşılmaktadır. Dolayısıyla, DQ test istatistiği sonuçlarına göre ilgili modellerin yukarı yönlü piyasa riski ölçüm performansları da birbirine benzerdir. Bu kapsamda, kısaca ifade etmek gerekirse her ne kadar en iyi VaR performansını sergileyen model AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modeli olmasa da volatilitedeki çoklu yapısal kırılmaların dikkate alınmasının da AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modelinin piyasa

riski ölçüm performansını arttırmadığı anlaşılmaktadır. Ayrıca, aşım sayılarına bakıldığında her üç modelin de aşağı yönlü piyasa riski ölçüm performansının yukarı yönlü piyasa riski ölçüm performansından belirgin bir şekilde daha iyi olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 11: Alternatif Modellerin Aşağı Yönlü Piyasa Riski Ölçüm Performansları (Dolar-TL'de Taşınan Uzun Pozisyonların Riski)

Kantil (α)	f/n (aşım oranı)	DQ Olasılık
FIGARCH, m=0		
0.0500	0.0322	42.195* [1.68E-07]
0.0250	0.0164	23.601* [0.00062]
0.0100	0.0089	4.5841 [0.59815]
0.0050	0.0042	0.8829 [0.98966]
0.0025	0.0037	1.7430 [0.94176]
FIGARCH, m=2		
0.0500	0.0312	45.265* [4.15E-08]
0.0250	0.0153	31.378* [2.14E-05]
0.0100	0.0089	4.5841 [0.59815]
0.0050	0.0048	0.4887 [0.99797]
0.0025	0.0037	1.7430 [0.94176]
FIGARCH, m=4		
0.0500	0.0309	48.530* [9.26E-09]
0.0250	0.0142	35.444* [3.53E-06]
0.0100	0.0068	9.9615 [0.12628]
0.0050	0.0042	0.8829 [0.98966]
0.0025	0.0037	1.7430 [0.94176]

*, % 5 anlamlılık düzeyini göstermektedir. Köşeli parantez içerisindeki değerler olasılık değerleridir.

Tablo 12: Alternatif Modellerin Yukarı Yönlü Piyasa Riski Ölçüm Performansları (Dolar-TL'de Taşınan Kısa Pozisyonların Riski)

Kantil ($1-\alpha$)	1-f/n (1 - aşım oranı)	DQ Olasılık
FIGARCH, m=0		
0.9500	0.9439	16.702* [0.01045]
0.9750	0.9614	33.941* [6.90E-06]
0.9900	0.9786	35.328* [3.72E-06]
0.9950	0.9847	49.417* [6.15E-09]
0.9975	0.9910	24.796* [0.00037]
FIGARCH, m=2		
0.9500	0.9439	11.634* [0.07065]
0.9750	0.9622	26.758* [0.00016]
0.9900	0.9791	32.558* [1.28E-05]
0.9950	0.9857	40.501* [3.63E-07]

0.9975	0.9915	24.461* [0.00043]
FIGARCH, m=4		
0.9500	0.9464	15.933* [0.01412]
0.9750	0.9635	21.947* [0.00124]
0.9900	0.9799	31.577* [1.96E-05]
0.9950	0.9862	40.762* [3.22E-07]
0.9975	0.9915	22.762* [0.00088]

% 5 anlamlılık dzeyini gstermektedir. Křeli parantez ierisindeki deęerler olasılık deęerleridir.

alıřmada son olarak alternatif modeller tarafından hesaplanan ES deęerleri analiz edilmiřtir. ünkü, gncel literatrde ve uygulamada ES deęerlerine dayalı analizlerin nemi giderek artmaktadır. rneęin, bankaların piyasa riski lmnde kullanılabilecekleri modeller konusunda referans alınan kurum olan BIS (Bank for International Settlement, BIS) 2015 yılında yayınladıęı raporunda piyasa riski lmnde ES ynteminin nemini vurgulamıřtır⁸. Bu nedenle alıřmanın bu ařamasında yatırımcılar ve finansal kuruluşlarca tařınan farklı pozisyonların piyasa riskinin analizinde kullanılabileceęi dřncesiyle Tablo 13'te her  modele ait ES deęerlerine yer verilmiřtir. ES deęerleri, VaR analizlerinde kullanılan gven dzeylerinin tekabl ettięi hata oranlarının gerekleřmesi durumunda Dolar-TL kurunda meydana gelebilecek fiyat hareketleri sonrasında bir gn sonraki maksimum kayıp oranlarının hangi seviyelere ulařabileceęi konusunda bir l sunmaktadır. rneęin, %99 gven dzeyinde ařaęı ynl piyasa riski iin %1'lik hata payının gerekleřmesi durumunda bir gn sonraki maksimum kayıp oranının AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modeli iin %2.1183; AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=2 modeli iin %2.0783 ve AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=4 modeli iin %2.2013 seviyesine ıkılabileceęi ifade edilebilir. Benzer analizler farklı gven dzeyleri ve yukarı ynl piyasa riski iin hesaplanan ES deęerleri dikkate alınarak da yapılabilir. Fakat, burada řu nokta nemlidir: Tablo 13'teki bulgular incelendięinde yukarı ynl piyasa riski iin hesaplanan ES deęerlerinin ařaęı ynl piyasa riski iin hesaplanan ES deęerlerden farklı olduęu anlařılmaktadır. Bu bulgu da Dolar-TL'de tařınabilecek kısa ve uzun pozisyonların piyasa riskinin birbirinden farklı olduęu bu nedenle de analizlerde daha doęru sonulara ulařılabilmesi iin finansal varlıklarda tařınan pozisyonlar arasındaki bu tr farklılıkların dikkate alınmasının olduka nemli olduęu anlamına gelmektedir.

Tablo 13: Alternatif Modeller Tarafından Hesaplanan ES Deęerleri

Kantil / uzun pozisyon	ES (%)	Kantil / Kısa pozisyon	ES (%)
FIGARCH, m=0		FIGARCH, m=0	
0.0500	-1.6301	0.9500	1.7670
0.0250	-1.8044	0.9750	1.9612
0.0100	-2.1183	0.9900	2.3374
0.0050	-2.8125	0.9950	2.5287
0.0025	-2.9447	0.9975	2.6667
FIGARCH, m=2		FIGARCH, m=2	
0.0500	-1.6110	0.9500	1.7407
0.0250	-1.8193	0.9750	1.9691
0.0100	-2.0783	0.9900	2.3278

0.0050	-2.6091	0.9950	2.5317
0.0025	-2.9447	0.9975	2.5274
FIGARCH, m=4		FIGARCH, m=4	
0.0500	-1.6224	0.9500	1.7734
0.0250	-1.8870	0.9750	1.9988
0.0100	-2.2013	0.9900	2.3840
0.0050	-2.6597	0.9950	2.5406
0.0025	-2.9016	0.9975	2.6756

Değerlendirme ve Sonuç

Türkiye gibi gelişen piyasa ekonomilerinin finansal piyasalarında sert fiyat hareketleri gelişmiş ülke ekonomilerine nazaran daha sık gözlemlenen bir durumdur. Bu nedenle, Türkiye gibi gelişen piyasa ekonomilerinde finansal risk yönetim modellerinin etkin bir şekilde kullanılmasının finansal piyasalarda yaşanabilecek çeşitli şokların negatif etkilerinin minimize edilebilmesi açısından oldukça önemli olduğu ifade edilebilir. Bu çalışmada, Dolar-TL kurunun volatilitesindeki çoklu yapısal kırılmaların Dolar-TL kurunun finansal riskinin yönetilmesinde kullanılan modellerin performansı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Çalışmada bir finansal varlık olarak Dolar-TL volatilitesi üzerinde durulmasının temel nedeni döviz kurlarındaki fiyat hareketlerinin Türkiye gibi gelişen piyasa ekonomileri üzerinde hem makroekonomik hem de makro finansal açıdan oldukça önemli negatif etkilerinin olabilmesinden kaynaklanmaktadır.

Çalışmada zamanla değişen volatilité değerleri AR(1)-FIGARCH (1,d,1) modeli ile tahmin edilmiştir. Volatilitédeki çoklu yapısal kırılmaların belirlenmesinde ise ICSS algoritması ile Bai ve Perron (1998, 2003) testinden yararlanılmıştır. Ardından, yapısal kırılmaların çalışma kapsamında kullanılan modellerin volatilité öngörü performansları ile piyasa riski ölçüm performansları üzerindeki etkileri incelenmiştir. Alternatif modellerin volatilité öngörü performansları değerlendirilirken korelasyon analizi, Mincer-Zarnowitz (1969) regresyonu, MAE ve MSE kayıp fonksiyonları ile Diebold ve Mariano (1995) testi tarafından sunulan bulgulardan yararlanılmıştır. Alternatif modellerin piyasa riski ölçüm performansları değerlendirilirken ise finansal piyasalarda taşınabilecek farklı pozisyonları da dikkate alabilmek amacıyla hem kısa hem de uzun pozisyonlar için VaR değerleri hesaplanmıştır. Alternatif VaR modellerinin performanslarının analizinde ise DQ test istatistiğinden yararlanılmıştır.

Çalışma bulguları Dolar-TL kurunun volatilitesinde çoklu yapısal kırılmaların söz konusu olduğunu göstermektedir. ICSS algoritması 4 yapısal kırılma olduğuna işaret ederken Bai ve Perron (1998,2003) testi 2 yapısal kırılma olduğu sonucuna işaret etmektedir. Bu nedenle m yapısal kırılma sayısını gösterecek şekilde çalışmada volatilité öngörüsünde ve piyasa riski analizinde AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0, AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=2 ve AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=4 modellerinin performansları karşılaştırılmıştır. Volatilité öngörüsüne dayalı bulgular bir çok durumda gerçekleşen volatilitéye en yakın volatilité tahminini AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modelinin sunduğunu göstermektedir. Piyasa riski analizine dayalı bulgular ise her üç modelin de hem aşağı hem de yukarı yönlü piyasa riski ölçüm performanslarının birbirine benzer olduğunu bu nedenle öne çıkan tek bir

modelin bulunmadığını göstermektedir. Dolayısıyla, bu bulgular volatilitedeki oklu yapısal kırılmaların dikkate alınmasının finansal risk ynetiminde kullanılan modellerin performansı zerinde herhangi bir pozitif etkisi olmadıđı anlamına gelmektedir. ünkü, hibir durumda AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=2 ve / veya AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=4 modeli AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modelinden daha iyi bir performans sergileyememektedir.

alıřma bulgularının zellikle bireysel yatırımcılar ve finansal kuruluşlar aısından nemli olduđu dřnlmektedir. ünkü, daha nce ifade edildiđi gibi, portfy optimizasyonu ve opsiyonların fiyatlanması gibi bir ok nemli finansal analizde bir volatilitte parametresine ihtiya duyulmaktadır. Bu noktada hangi model tarafından retilen volatilitte deđerlerinin daha gvenilir olduđunun belirlenmesinin ilgili finansal analizlerin etkinliđi aısından olduka nemli olduđu dřnlmektedir. Bulgular bu kapsamda deđerlendirildiđinde ilgili alternatif modeller arasında bir ok durumda en uygun volatilitte ngrsnde bulunan modelin AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modeli olduđu anlařılmaktadır. Dolayısıyla, opsiyonların fiyatlanması gibi eřitli finansal analizlerde daha dođru sonulara ulařılabilmesi iin bireysel yatırımcılar ile finansal kuruluşların Dolar-TL kurundaki pozisyonlarının bir sonucu olarak AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0 modeli tarafından retilen volatilitte deđerlerinden yararlanabilecekleri ifade edilebilir. Piyasa riski aısından bakıldıđında ise Basel dzenlemeleri erevesinde bankaların piyasa riskini dengelemek amacıyla belli oranda sermaye ayırmaları gerekmektedir. Bu nedenle, bu alıřmada alternatif modeller tarafından piyasa riski lmne dnk olarak sunulan bulguların da nemli olduđu dřnlmektedir. Ayrıca, gncel bir geliřme olarak piyasa riski lmnde ES deđerlerinin kullanılmasına dnk nemli geliřmelerin sz konusu olduđu bilinmektedir. Bu nedenle alıřmada AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=0, AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=2 ve AR(1)-FIGARCH (1,d,1) m=4 modelleri tarafından alternatif pozisyonlar (uzun ve kısa pozisyon) ve alternatif kantil deđerleri (uzun pozisyonlar iin $\alpha = 0.05; 0.025; 0.01; 0.005$ ve 0.0025 kantil deđerleri; kısa pozisyonlar iinse $1 - \alpha = 0.95; 0.975; 0.99; 0.995$ ve 0.9975 kantil deđerleri) dikkate alınarak ES deđerlerinin hesaplanmış olmasının da gerek yatırımcılar gerekse bankalar aısından Dolar-TL kurunda tařınabilecek pozisyonların risk dzeyelerinin daha etkin bir şekilde analiz edilebilmesi aısından olduka nemli bilgiler ierdiđi dřnlmektedir.

Bu alıřmadaki analizler Dolar-TL kuru esas alınarak yapılmıřtır. Bundan sonraki alıřmalarda benzer analizlerin Trk finansal piyasaları aısından nemli olan diđer finansal varlıklar iin de yapılabilceđi dřnlmektedir.

Kaynaka

- ALOUİ, Chaker ve HAMIDA, Hela ben. (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.
- BAI, Jushan ve PERRON, Pierre. (1998). Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes. *Econometrica*, 66 (1), 47-78.
- BAI, Jushan ve PERRON, Pierre. (2003). Computation and Analysis of Multiple Structural Change Models. *Journal of Applied Econometrics*, 18 (1), 1-22.
- BAILLIE, Richard T., BOLLERSLEV, Tim ve MIKKELSEN, Hans Ole. (1996). Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 74, 13-30.

- BELKHOUSA, Mustapha ve BOUTAHARY, Mohamed. (2011). Modeling Volatility with Time-Varying FIGARCH Models. *Economic Modelling*, 28 (3), 1106-1116.
- BENTES, Sonia R. (2015). Forecasting Volatility in Gold Returns under the GARCH, IGARCH and FIGARCH Frameworks: New Evidence. *Physica A*, 438: 355-364.
- BOLLERSLEV, Tim ve MIKKELSEN, Hans Ole. (1996). Modeling and Pricing Long Memory in Stock Market Volatility. *Journal of Econometrics*, 73 (1), 151-184.
- BOLLERSLEV, Tim ve WOOLDRIDGE, Jeffrey M. (1992). Quasi Maximum Likelihood Estimation and Inference in Dynamic Models with Time Varying Covariances. *Econometric Reviews* 11 (2), 143-172.
- BÜBERKÖKÜ, Onder ve KIZILDERE, Celal. (2017). BİST100 Endeksinin Volatilité Dinamiklerinin İncelenmesi. V Anadolu International Conference in Economics.11-13 Mayıs, Eskişehir,Türkiye. https://www.researchgate.net/publication/337007633_BIST100_Endeksinin_Volatilité_Ozelliklerinin_Incelenmesi
- CHARFEDDINE, Lanouar ve GUÉGAN, Dominique. (2012). Breaks or Long Memory Behavior: An Empirical Investigation. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391 (22), 5712-5726.
- CHARFEDDINE, Lanouar. (2014). True or Spurious Long Memory in Volatility: Further Evidence on the Energy Futures Markets. *Energy Policy*,71, 76-93.
- CUARESMA, Jesu's Crespo, HLOUSKOVA, Jaroslava, KOSSMEIER Stephan ve OBERSTEINER, Michael. (2004). Forecasting Electricity Spot-Prices Using Linear Univariate Time Series. *Aplied Energy*, 77 (1), 87-106.
- ÇEVİK, Emrah İsmail ve TOPALOĞLU, Gültekin. (2014). Volatilitéde Uzun Hafıza ve Yapısal Kırılma: Borsa İstanbul Örneği. *Balkan Sosyal Bilimler Dergisi*, 3(6), 40-55.
- DICKEY, David. A. ve FULLER, Wayne A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74, 427-431.
- DIEBOLD, Francis X. ve MARIANO, Robert S. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, 253-63.
- ENGLE, Robert F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1007.
- ENGLE, Robert F. ve MANGANELLI, Simone (2004). CAViaR: Conditional Autoregressive Value-at-Risk By Regression Quantiles. *Journal of Business & Economic Statistics*, 22 (4), 367-381.
- EWING, Bradley T. ve MALIK, Farooq. (2013). Volatility Transmission Between Gold and Oil Futures Under Structural Breaks. *International Review of Economics & Finance*, 25,113-121.
- GEWEKE, John ve PORTER-HUDAK, Susan. (1983). The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models. *Journal of Time Series Analysis* 4, 4, 221-238, (1983).
- HENDRICKS, Darryll. (1996). Evaluation of Value-at-Risk Modeling Using Historical Data. *Economics Policy Review*, 2(1), 39-70.
- HWANG, Soosung, SATCHELL, Steve E. ve PEREIRA, Pedro L. Valls. (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.
- INCLÁN, Carla ve TIAO, George C. (1994). Use of Cumulative Sums of Squares for Retrospective Detection Of Changes of Variance. *Journal of The American Statistical Association*, 89 (427) , 913-923.
- JENSEN, Mark J. ve MAHEU, John M.(2014). Estimating A Semiparametric Asymmetric Stochastic Volatility Model with a Dirichlet Process Mixture. *Journal of Econometrics*, 178, 523-538.
- JUNG, Robert C. ve MADERITSCH, R. (2014). Structural Breaks in Volatility Spillovers Between International Financial Markets : Contagion or Mere Interdependence ?. *Journal of Banking and Finance*, 47, 331-342.

- KAECK, Andreas ve ALEXANDER, Carol.(2012).Volatility Dynamics for the S&P 500: Further Evidence from Non-Affine, Multi-Factor Jump Diffusions. *Journal of Banking & Finance*, 36, 3110–3121.
- KANG, Sang Hoon, CHO, Hwan-Gue ve YOON, Seong-Min. (2009). Modeling Sudden Volatility Changes: Evidence from Japanese And Korean Stock Markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388 (17), 3543–3550
- KANG, Sang Hoon, KANG, Sang-Mok ve YOON, Seong-Min. (2009). Forecasting Volatility of Crude Oil Markets. *Energy Economics*, 31, 119–125.
- LARSSON, Karl ve NOSSMAN, Marcus. (2011). Jumps And Stochastic Volatility in Oil Prices: Time Series Evidence. *Energy Economics*, 33(3), 504-514.
- LO, Andrew, W. (1991). Long Term Memory in Stock Market Prices. *Econometrica*, 59, 1279–1313.
- LOUZIS, Dimitrios P., XANTHOPOULOS-SISINIS, Spyros ve REFENES, Apostolos P. (2014). Realized Volatility Models and Alternative Value-at-Risk Prediction Strategies. *Economic Modelling*, 40, 101–116.
- LUX, Thomas, SEGNON, Mawuli ve GUPTA, Rangan. (2016). Forecasting Crude Oil Price Volatility and Value-at-Risk: Evidence From Historical and Recent Data. *Energy Economics*, 56: 117–133.
- MENSI, Walid, HAMMOUDEH, Shawkat ve KANG, Sang Hoon. (2015). Precious Metals, Cereal, Oil and Stock Market Linkages and Portfolio Risk Management: Evidence from Saudi Arabia. *Economic Modelling*, 51, 340-358.
- MENSI, Walid, HAMMOUDEH, Shawkat ve YOON, Seong-Min (2014). Structural Breaks and Long Memory in Modeling and Forecasting Volatility of Foreign Exchange Markets of Oil Exporters: The Importance of Scheduled and Unscheduled News Annoucements. *International Review of Economics and Finance*, 30, 101-119.
- MINCER, Jacob ve ZARNOWITZ, Victor. (1969). “The Evaluation of Economic Forecasts,” in J. Mincer, ed., *Economic Forecasts and Expectations* (New York: National Bureau of Economic Research).
- ÖZDEMİR, Arife, VERGİLİ, Gizem ve ELİK, İsmail. (2018). Döviz Piyasalarının Etkinliđi Üzerinde Uzun Hafızanın Rolü: Türk Döviz Piyasasında Ampirik Bir Arařtırma. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar*, 12 (1), 87-107.
- PHILLIPS, Peter C.B. ve PERRON, Pierre. (1988). Testing for a Unit Root in Time Series Regression. *Biometrika*, 75 (2), 335–346.
- POOTER, Michiel ve DIJK, Dick.(2004).Testing for Changes in Volatility in Heteroskedastic Time Series – A Further Examination. *Econometric Institute Report EI 2004-38*, 1-39. file:///C:/Users/asus/Downloads/ei200438.pdf.
- SANSÓ, Andreu, ARAGÓ, Vicent ve CARRION-I SILVESTRE, Josep Lluís. (2004). Testing for Change in the Unconditional Variance of Financial Time Series. *Revista de Economía Financiera*, 4, 32–53.
- SHIROTA, Shinichiro, HIZU, Takayuki ve OMORI, Yasuhiro. (2014). Realized Stochastic Volatility with Leverage and Long Memory. *Computational Statistics and Data Analysis*, 76, 618–641.
- TSE, Yiu Kuen. (2002). Residual-based Diagnostics for Conditional Heteroscedasticity Models. *The Econometrics Journal*, 5 (2), 358–374.
- URAL, Mert ve KÜÇÜKÖZMEN, C. Cořkun. (2011). Analyzing the Dual Long Memory in Stock Market Returns. *Ege Academic Review*, 11, 19-28.
- WANG, Ping. (2011). Pricing Currency Options with Support Vector Regression and Stochastic Volatility Model with Jumps. *Expert Systems with Applications*, 38(1), 1-7.
- WANG, Ping. (2011). Pricing Currency Options with Support Vector Regression and Stochastic Volatility Model with Jumps. *Expert Systems with Applications*, 38, 1–7.

YOUSSEF, Manel, BELKACEM, Lotfi ve MOKNI, Khaled. (2015). Value-at-Risk Estimation of Energy Commodities: A Long-Memory GARCH-EVT Approach. *Energy Economics*, 51, 99–110.