18. BÖLÜM / CHAPTER 18

BİST BANKA ENDEKSİ İÇİNDE FAALİYET GÖSTEREN MEVDUAT BANKALARININ ENDEKS VOLATİLİTESİNİN MARKOV REJİM DEĞİŞİM MODELLERİYLE İNCELENMESİ

INVESTIGATION OF THE INDEX VOLATILITY OF DEPOSIT BANKS OPERATING IN THE BIST BANK INDEX USING MARKOV REGIME SWITCHING MODELS

Selahattin GÜRİŞ*, Nazan ŞAK**

*Prof. Dr., Marmara Üniversitesi, İktisat Fakültesi, Ekonometri Bölümü, İstanbul, Türkiye
E-mail: sguris@marmara.edu.tr

**Dr. Öğr. Üyesi, Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi,
Ekonometri Bölümü, Osmaniye, Türkiye
E-mail: nazansak@osmaniye.edu.tr

DOI: 10.26650/B/SS10.2021.013.18

ÖZ

Bu çalışmada Türk bankacılık sistemi içinde faaliyet gösteren ve BİST banka içinde yer alan 9 mevduat bankasının endeks getiri değerlerindeki volatilitiyi modelleyebilmek ve finansal piyasalardaki hareketlerini öngörebilmek amacıyla 02.01.2008-07.06.2018 tarihleri arasındaki günlük kapanış fiyatlarından yararlanılarak logaritmik getiriler hesaplanmış, bu serilerden hareketle 9 mevduat bankasına ait serilerin volatilité yapısı koşullu değişen varyans modelleri (GARCH, EGARCH) ve Markov Switching koşullu değişen varyans modelleriyle (MSGARCH, MS-EGARCH) incelenmiştir. Yapılan bu incelemeyle, bankacılık sisteminde kazandıran kaybettiren dönemlerin dikkate alındığı rejim değişim modelleriyle, rejim değişimlerini dikkate almadan elde edilecek modellerin sonuçları karşılaştırılarak BİST Banka endeksi içinde faaliyet gösteren 9 mevduat bankasının endeksindeki volatilitenin rejimsel değişimlerden etkilenip etkilenmediği incelenmek istenmiştir. Bu amaçla, serilerin farklı dağılımsal özellikleri modele katılarak, iki ve üç rejimli modeller tahmin edilmiş; tahmin edilen koşullu değişen varyans modellerinden en uygun model belirlenmeye çalışılmıştır. Tahmin sırasında Ardia, Bluteau,

Boudt, Catania, Peterson, ve Trottier (2018)'in MSGARCH modülü kullanılmıştır. Analiz sırasında, volatilitiyi açıklamak için en çok olabilirlik (ML) tahmin yöntemi ile uyum iyiliği ölçülerinden yararlanılarak elde edilen model tahmin sonuçları sunulmuştur. Çalışmanın bulguları, genel olarak getiri serilerinin asimetri ve rejim değişim etkileri taşıdığını göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Mevduat bankaları, Volatilité, GARCH Modelleri, Markov Switching GARCH, Markov Switching EGARCH

Extended Abstract

Purpose

As an indicator of volatility in stock prices, the identification of model volatility is important for predicting movements in financial markets and making successful investment decisions. This study determined autoregressive conditional heteroskedasticity models to explain the volatility structure of nine deposit banks in the BIST Bank Index.

Data

Within the scope of the study, models were estimated using the stock index return values of Akbank, Denizbank, Garanti Bank, Halkbank, İşbank, QNB Finansbank, Şekerbank, Vakıfbank, and Yapı Kredi Bank. For this purpose, logarithmic returns were calculated by using daily closing prices between 02.01.2008 and 07.06.2018.

Methodology

The model that best describes the volatility in the stock return values of the banks was estimated using single and multi-regime models. The symmetrical generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (GARCH) model was developed by Bollerslev (1986), and the asymmetric exponential generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (EGARCH) model was introduced by Nelson (1991). Markov switching conditional variance models, which add different regime states to the model, can be formed in both symmetric and asymmetric structures. This study used the MSGARCH module developed by Ardia, Bluteau, Boudt, Catania, Peterson, and Trottier (2018). During the estimation, both single- and multi-regime models were estimated using the maximum likelihood estimation method considering the different distribution characteristics specific to financial time series.

Results

The analysis revealed that the daily average return of the nine banks in the BIST Bank Index is very close to zero, and standard deviations are between 2,277182 and 3,252496.

İşbank had the lowest standard deviation, and Denizbank had the highest standard deviation. Before modeling the volatility in the return series using GARCH models, an ARCH test was used to determine whether the series had heteroskedasticity. For this purpose, mean equations were estimated using an autoregressive moving average model structure, and the ARCH test was applied. The null hypothesis suggesting that there is no ARCH effect in the return series was rejected at a 1% significance level based on the ARCH-LM test results. In this case, the volatility in the series can be examined with conditional variance models. Parameter and information criteria values were also used in the estimation of the model.

Conclusion

This study determined the models that best explain volatility. These models include the ged distributed MSEGARCH model for Akbank; the skewed ged distributed MSGARCH model for Denizbank; the t distributed EGARCH (1,1,1) model for Garanti bank; the t distributed GARCH (1,1) model for Halkbank; the ged distributed MSEGARCH model for İşbank; the skewed ged distributed MSGARCH model for QNB Finansbank; the normal distributed MSEGARCH model for Yapı Kredi Bank; the ged distributed MSEGARCH model for Şekerbank; and the t distributed EGARCH (1,1,1) model for Vakıfbank.

This analysis determined that the return series of banks other than Halkbank have an asymmetric effect or regime switching. When the predicted models are examined, the series generally implies a regime switching effect. Therefore, if different regime features are ignored during estimation, the estimation results may be biased. As a result of the analysis, it has been determined that the return series of the banks have similar characteristics, although they do not have exactly the same model structures. It can be said that these different results in the modeling between banks are due to the policies implemented by the banks or their structural characteristics.

Keywords: Deposit banks, Volatility, GARCH Models, Markov Switching GARCH, Markov Switching EGARCH

1. Giriş

Güçlü bir bankacılık sisteminin olması, ekonomik istikrarın sağlanmasında ve piyasaların etkin bir şekilde işleminde ulusal ve uluslararası bir öneme sahiptir. Bu sebeple, ekonomide veya finansal piyasalarda oluşabilecek bir riskin bankacılık sistemi içinde yer alan bankaların performansından bağımsız olarak ortaya çıkabileceği düşünülemez. Oluşabilecek riskin doğru yönetilmesi hem ekonomilerin genel seviyesini hem de sistem içinde faaliyet gösteren bankaların yapısını, performanslarını ve hisse senedi piyasasındaki fiyat hareketlerini doğrudan etkileyecektir. Hisse senedi fiyatlarındaki oynaklığın bir göstergesi olan volatilitiyi modelleyebilmek, finansal piyasalardaki hareketleri öngörebilmek, oluşabilecek riski kazanca dönüştürebilmek ve doğru yatırım aracı ile doğru yatırım kararını verebilmek açısından yatırımcılara önemli bilgiler sunacaktır.

Finansal piyasalardaki hareketleri ve hisse senedi fiyatlarındaki volatilitiyi modelleyebilmek için literatürde birçok farklı ekonometrik yöntem kullanılmaktadır. Bu yöntemler içerisinde serilerdeki koşullu değişen varyans yapısını dikkate alan modeller, yatırımcılara önemli bilgiler sunacak şekilde geliştirilmiştir.

Çalışmada BİST banka endeksi içinde yer alan 9 mevduat bankasının hisse senedi fiyatları kullanılarak endekslerin volatilitiyel yapıları, koşullu değişen varyans modelleriyle incelenecektir. Bu amaçla, GARCH ve EGARCH modelleriyle birlikte kazandıran kaybettiren dönemler gibi rejim değişimi dönemlerini dikkate alan Markov Switching GARCH ve Markov Switching EGARCH modelleri tahmin edilecektir. Bu sayede, bankacılık sistemi içinde faaliyet gösteren 9 Mevduat bankasının (Akbank, Denizbank, Garanti Bankası, Halkbank, İş bankası, QNB Finansbank, Şekerbank, Vakıfbank ve Yapı kredi bankası) hisse senedi getirilerinin rejim değişimlerinden etkilenip etkilenmediği belirlenecektir.

Aynı ülkede faaliyet gösteren bankalar aynı iktisadi koşullarda faaliyet gösterdiklerinden volatilitiyel modelleri tahmin edildiğinde modellerin benzer olması beklenir. Tahmin edilen volatilitiyel modelleri farklı olursa, bu farklılığın bankaların uyguladıkları politikalardan veya bankaların yapısal özelliklerinden kaynaklandığı söylenebilir.

Bu çalışmada Ardia, Bluteau, Boudt, Catania, Peterson ve Trottier (2018) tarafından geliştirilen MSGARCH modülü kullanılmıştır. Yapılan çalışma, hem 9 mevduat bankasının getiri serilerine ait volatilitiyel ayrı ayrı incelemesi hem de kullanılan ekonometrik yöntem ve modül açısından literatüre farklılık katmaktadır. Bu yönüyle çalışmanın bankacılık sistemi üzerine araştırma yapan araştırmacılara ve banka endekslerine yatırım yapmayı düşünen yatırımcılara yararlı olacağı düşünülmektedir.

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, Türk bankacılık sisteminde faaliyet gösteren bankaların hisse senedi getirilerinin volatilitelerini modellemeye yönelik yapılan çalışmaların çok sınırlı sayıda olduğu görülmektedir. Bu çalışmalardan Demirelli(2010)'da 5 bankanın Ocak 2000 ve Ekim 2009 dönemleri arasındaki hisse senedi getirileri kullanılarak, Türk bankalarının endeks değerlerindeki oynaklık ve kırılmalılık yapısı GARCH modelleri ve ICSS yöntemi (Yinelenen birikimli kareler metodu) ile incelenmiştir. Çalışmada banka endekslerinin siyasi ve ekonomik olaylardan etkilendiği belirlenmiştir. Derindere Köseoğlu (2010), çalışmasında Türk bankacılık sisteminde faaliyet gösteren 11 banka, İMKB banka ve İMKB 100 endeks getirilerine ait 1997.04- 2010.04 dönemindeki aylık verileri kullanarak ARCH ve GARCH modelleri ile bankacılık sektöründeki sistematik ve sistematik olmayan riskleri belirlemeye çalışmıştır. Bulgulara göre, bankalara ait hisse senetlerinin ayrı ayrı toplam riskinin İMKB banka endeksi riskinden yüksek; İMKB banka endeksinin riskinin de İMKB 100 endeksinin toplam riskinden fazla olduğu bulunmuştur. Karahanoğlu ve Ercan (2015), çalışmalarında BNK10 endeksinin 04.01.2010-26.05.2015 dönemi verilerini kullanarak endeksin volatilitelerini ARCH ve GARCH modelleriyle incelemiş; BNK10 endeks volatilitelerinin kaldıraç etkisine sahip olduğunu ve ilgili dönemdeki volatilitenin en iyi TGARCH modeliyle modellendiğini belirlemişlerdir. Chakroun ve Gallali (2016), yüksek riskli krizlerde geleneksel ve İslami bankacılık sistemleri arasında bulaşıcılığın varlığını test etmek için GJR DCC GARCH ve VAR modelini kullanmıştır. Çalışmada Türkiye'nin de içinde yer aldığı 6 ülkede faaliyet gösteren 51 bankanın 04.09.2006-04.12.2013 dönemi verileri kullanılarak, bulaşıcılık etkisi incelenmiş; bankalar arasında bulaşıcılık etkisinin varlığını destekler sonuçlara ulaşılmıştır. Kula ve Baykut (2017), 02.01.1997-31.12.2016 dönemi BİST banka endeksi değerlerini kullanarak, endeksin volatiliteler yapısını MSGARCH modeliyle incelemişler; XBANK endeksinin yüksek ve düşük riskli olmak üzere 2 rejimli bir yapısı olduğunu belirlemişlerdir. Sonuçlara göre endeks, yüksek riskli rejimden düşük riskli rejime geçme eğilimindedir. Gümrak ve Konuk(2018), Aralık 2001-Şubat 2017 dönemleri arasında BİST'de faaliyet gösteren 12 bankanın verilerini kullanarak Sermaye Varlıkları Fiyatlama Modelindeki beta katsayılarının değişim durumunu incelemişlerdir. Bu amaçla, çok değişkenli GARCH BEKK yöntemini kullanmışlar ve beta katsayılarının zamanla değiştiğine dair bulgulara ulaşmışlardır. Büberkökü (2018) çalışmasında 9 mevduat bankasının Ocak 2002-Şubat 2015 dönemi arasındaki günlük verilerini kullanarak, 2008 finansal krizinin zamanla değişen sistematik risk düzeyine etkisini AR(p)-DCC-FIGARCH (p,d,q) ve asimetrik AR(p)-DBEKK-GARCH (p,q) modelleri ile incelemiştir. Çalışma sonunda hem büyük ölçekli bankaların ikisinde hem de iki küçük ve orta ölçekli bankada sistematik risk düzeyinin kriz döneminde artışı belirlenmiştir. Çelik(2019), Türk bankalarının hisse senedi getirilerine

faiz oranı, döviz kuru ve kredi riski faktörlerinin etkisini 10 ticari banka için üssel GARCH ortalama modeli (EGARCH-M) ile incelemiştir. Bu amaçla, 1 Ocak 2002- 4 Nisan 2019 dönemi verileri kullanılmış; inceleme sonunda farklı bankaların farklı tür risklere yatkın olduğu ve kredi riski, faiz, döviz kurunun hisse senedi getirileri üzerinde negatif etkiye sahip olduğu bulunmuştur.

Türk bankacılık sektöründe faaliyet gösteren bankaların zaman içindeki seyri ve volatilité yapısının incelendiği çalışmamızda, 9 mevduat bankasının hisse senedi getirilerinin volatilitesi simetrik ve asimetrik GARCH modellerinin yanı sıra rejim etkisini dikkate alan Markov Switching GARCH modelleriyle de incelenmiştir. Bu yönüyle çalışmanın mevduat bankaları ve bankacılık sistemi hakkında araştırma yapan araştırmacılara ve yatırımcılara faydalı olması beklenmektedir.

2. Metodoloji

Finansal zaman serilerindeki volatilitéyi modelleyebilmek için farklı yapıda modeller geliştirilmiştir. Genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans modelleri (GARCH), Bollerslev(1986) tarafından ARCH modellerinin geliştirilmesiyle literatüre kazandırılmıştır. GARCH modelleri, simetrik koşullu değişen varyans modelleri olarak bilinir. GARCH (p,q) modeli,

$$y_t = \alpha + b'x_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t/\Psi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (1)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} \quad (2)$$

olarak tanımlanmaktadır. p ve q, gecikme uzunluklarıdır. 1 numaralı model, koşullu ortalama modelidir. 2. Model, koşullu varyans modeli olarak adlandırılır ve ortalama denkleminin hata terimleri ve varyansından yararlanılarak oluşturulur. GARCH(p,q) modelinin geçerli olabilmesi için α_0 , α_i ve β_j parametrelerinin sıfırdan büyük, istatistiksel olarak anlamlı ve aynı zamanda α_i ve β_j toplamının da 1'den küçük olması gerekir. α_i ve β_j , koşullu varyans modelinde ARCH ve GARCH etkilerini gösteren parametrelerdir. Simetrik GARCH modelleri zamanla asimetrik etkilerin modellenmesine de imkân sağlayacak şekilde geliştirilmiş ve EGARCH modelleri adıyla Nelson (1991) tarafından literatüre kazandırılmıştır. EGARCH modeli,

$$\log(h_t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \frac{|\varepsilon_{t-i}|}{\sqrt{h_{t-i}}} + \sum_{i=1}^q \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} + \sum_{j=1}^p \beta_j \log(h_{t-j}) \quad (3)$$
$$\varepsilon_t/\Psi_{t-1} \sim N(0, h_t)$$

biçiminde tanımlanmaktadır. Modelde tüm parametrelerin pozitif olma kısıtı yoktur. EGARCH modelinde asimetrik etki, γ_i parametresiyle modele katılır ve kaldıraç etkisi olarak bilinir. γ_i parametresinin sıfırdan küçük olması, olumsuz haberlerin yani negatif

şokların pozitif şoklardan daha fazla finansal varlıkların volatilitesi üzerinde etkili olduğunu ifade etmektedir (Çil Yavuz, 2014: 462). Modelin durağanlık koşulunu sağlayabilmesi için $\sum \beta_j < 1$ olmalıdır.

GARCH modellerinin rejim değişikliklerini modele katacak şekilde Markov Switching modelleriyle birleştirilmesi sonucu, Markov Switching koşullu değişen varyans modelleri (MSGARCH) geliştirilmiştir. s, en az iki farklı rejim durumunu gösteren durum değişkeniyken MSGARCH(1,1) modelinin koşullu ortalama denklemi,

$$y_t = \mu_t^{(s)} + \varepsilon_t \quad (4)$$

olarak tanımlandığında koşullu varyans denklemi,

$$h_t^{(s)} = \alpha_0^{(s)} + \alpha_1^{(s)} \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1^{(s)} h_{t-1} \quad (5)$$

biçiminde oluşturulur. n_t , 0 ortalama birim varyans süreci; h_t , koşullu varyansken hata terimi $\varepsilon_t = \eta_t \sqrt{h_t}$ olarak elde edilir (Marcucci, 2005: 6). Asimetrik etkiyi dikkate alarak oluşturulan MS-EGARCH (p,q) modeli ise,

$$\log(h_t^{(s)}) = \alpha_0^{(s)} + \sum_{i=1}^q \alpha_i^{(s)} \frac{|\varepsilon_{t-i}|}{\sqrt{h_{t-i}}} + \sum_{i=1}^q \gamma_i^{(s)} \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sqrt{h_{t-i}}} + \sum_{j=1}^p \beta_j^{(s)} \log(h_{t-j}) \quad (6)$$

olarak tahmin edilir. MSGARCH ve MS-EGARCH modellerinin tahminlerinde Maksimum Likelihood ve Markov Chain Monte Carlo(MCMC) yöntemleri kullanılır. Rejim değişim modellerinde bir rejimden diğer rejime geçme veya mevcut rejimde kalma olasılığı, geçiş olasılıkları matrisiyle bulunur. Sürecin iki rejimli olması durumunda i. rejimden j. rejime geçiş olasılığı,

$$P_{ij} = (s_t = j / s_{t-1} = i) \quad (7)$$

olarak tanımlanırken, geçiş olasılıkları matrisi,

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{bmatrix} \quad (8)$$

biçiminde gösterilir. P_{11} ve P_{22} olasılıkları, sırasıyla süreç 1. ve 2. rejimdeyken yine aynı rejimde kalma olasılığıdır. P_{12} , sürecin birinci rejimdeyken ikinci rejime geçme; P_{21} ise, ikinci rejimdeyken birinci rejime geçme olasılığıdır. Olasılıklar arasında,

$$P_{12} = 1 - P_{11} \quad (9)$$

ve

$$P_{21} = 1 - P_{22} \quad (10)$$

ilişkisi vardır. Çalışmada 9 mevduat bankasına ait logaritmik getiri değerleri ile tek ve çok rejimli koşullu varyans modellerinin tahmininde en çok benzerlik (ML) tahmin yöntemi kullanılacak, bankalar için volatilitiyi açıklayan en uygun model belirlenmeye çalışılacaktır.

3. Veri

Çalışmada BİST Banka içinde faaliyet gösteren 9 mevduat bankasının hisse senedi fiyatlarındaki volatilitiyi modelleyebilmek için 02.01.2008-07.06.2018 dönemleri arasındaki günlük kapanış fiyatları kullanılarak logaritmik getiriler hesaplanmıştır. Araştırmada kullanılan veriler, Finnet Teknik Analist veri tabanından elde edilmiştir.

3.1. Araştırmanın Bulguları

Çalışmada kullanılan 9 mevduat bankasının logaritmik getiri serilerine ilişkin zaman serisi grafikleri Şekil 1’de ve tanımlayıcı istatistikleri Tablo 1’de verilmiştir. Şekil 1 incelendiğinde, serilerin sıfır ortalama etrafında dağılım gösterdiği görülmektedir. Tüm bankalara ait getiri serilerinde küresel krizin yaşandığı 2008-2009 arası dönemde oynaklığın fazla olduğu gözlenmektedir. Genel olarak 2013 yılında da serilerin volatilitesinde artış olmuştur.

Şekil 1. BİST Banka Endeksindeki 9 Mevduat Bankasının Getiri Serilerine İlişkin Zaman Serisi Grafikleri

Tablo 1
BİST Banka Endeksindeki 9 Mevduat Bankasının Getiri Serilerine İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler

	AKBANK	DENİZBANK	GARANTİ BANKASI	HALKBANK	İSBANKASI	QNBFINANSBANK	SEKERBANK	VAKIFBANK	YAPIKREDİ
Ortalama	0.015752	0.039603	0.020522	-0.007654	0.023260	0.024612	-0.020252	0.013196	0.007127
Medyan	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Maksimum	18.95275	20.93513	15.90633	18.55524	16.03389	22.70547	18.23216	16.49583	11.03522
Minimum	-12.08357	-22.31441	-14.15164	-15.38714	-11.24102	-15.56133	-12.56894	-11.58331	-16.06829
Std. Sapma	2.431558	3.252496	2.477254	2.643758	2.277182	2.854779	2.361530	2.504041	2.395854
Eğiklik	0.226655	1.260516	0.009200	-0.071235	-0.038878	1.921310	0.157347	-0.060729	-0.196688
Basklılık	6.397644	15.43207	5.807029	6.932384	6.053592	15.92597	8.379941	5.462303	6.199098
Jarque-Bera Normallik Testi	1286.567 (0.000)	17619.86 (0.000)	862.8329 (0.000)	1695.492 (0.000)	1021.687 (0.000)	19912.20 (0.000)	3180.186 (0.000)	665.5069 (0.000)	1137.593 (0.000)
Q(5)^a	0.6945 (0.983)	3.3047 (0.508)	4.3207 (0.504)	5.6211 (0.345)	4.4012 (0.493)	22.065 (0.001)	13.354 (0.020)	8.7306 (0.120)	3.2417 (0.663)
Q(10)	13.029 (0.222)	11.039 (0.273)	31.400 (0.001)	17.495 (0.064)	12.941 (0.227)	24.164 (0.007)	15.364 (0.119)	22.926 (0.011)	17.675 (0.061)
Q2 (5)^b	342.30 (0.000)	715.69 (0.000)	254.08 (0.000)	189.69 (0.000)	298.60 (0.000)	420.53 (0.000)	248.85 (0.000)	267.34 (0.000)	432.23 (0.000)
Q2(10)	598.77 (0.000)	830.52 (0.000)	523.01 (0.000)	344.65 (0.000)	490.15 (0.000)	478.97 (0.000)	380.15 (0.000)	390.22 (0.000)	690.95 (0.000)
ADF	-51.00926 (0.000)	-43.80276 (0.000)	-52.49712 (0.000)	-49.85002 (0.000)	-51.57678 (0.000)	-37.87654 (0.000)	-48.64742 (0.000)	-48.92401 (0.000)	-50.01681 (0.000)
PP	-51.22073 (0.000)	-43.77523 (0.000)	-52.60109 (0.000)	-49.83773 (0.000)	-51.59247 (0.000)	-49.18205 (0.000)	-48.68115 (0.000)	-48.94627 (0.000)	-50.01492 (0.000)

^a, a, b, Q(1) ve Q²(1) değerleri, Ljung-Box Q istatistikleridir.

^b, Parantez içindeki değerler olasılık (Prob.) değerleridir.

Tablo 1’de yer alan bilgiler incelendiğinde, BİST Banka endeksi içinde faaliyet gösteren 9 bankanın günlük ortalama getirisinin sıfıra çok yakın olduğu, standart sapmalarının ise, 2.277182 ve 3.252496 arasında değerler aldığı görülmektedir. En düşük standart sapma İşbankası’na en yüksek standart sapma ise, Denizbank’a aittir. Eğiklik katsayısı incelendiğinde, Akbank, Denizbank, Garanti bankası, QNB Finansbank ve Şekerbank’a ait değerler, dağılımın sağa asimetrik olduğunu; İş bankası, Vakıfbank, Yapı kredi bankası ve Halk bankasına ait değerler ise dağılımın sola asimetrik olduğunu göstermektedir. Banka endeksleri getiri serileri için hesaplanan Jarque-Bera normal dağılım test sonucuna göre serilerin normal dağıldığını ifade eden sıfır hipotezi reddedilmektedir.

Analize konu olan bankalar incelendiğinde Akbank’a ait getirinin minimum % -12.08357 ve maksimum % 18.95275 olduğu belirlenmiştir. Denizbank’a ait getiri, minimum % -22.31441 ve maksimum % 20.93513 olmuştur ve standart sapması en yüksek banka endeksidir. Garanti bankasının getirisi, minimum % -14.15164 ve maksimum % 15.90633 arasında değişmektedir. Halk bankasına ait getiri minimum % -15.38714 ve maksimum % 18.55524 olmuştur. İş bankasına ait getiri, minimum % -11.24102 ve maksimum % 16.03389 arasında değişim göstermiştir. İş bankası, bankalar arasında standart sapması en düşük banka endeksidir. QNB Finansbank’a ait getiri minimum % -15.56133 ve maksimum % 22.70547 olmuştur. Şekerbank’a ait getiri, minimum % -12.56894 ve maksimum % 18.23216 iken Vakıfbank’a ait minimum getiri % -11.58331 ve maksimum % 16.49583 olarak belirlenmiştir. Yapı kredi bankasına ait en düşük getiri ise, minimum % -16.06829 ve maksimum % 11.03522 olmuştur. Tablo 1’deki ADF ve Phillips Perron birim kök testi sonuçları serilerin durağan olduğunu göstermektedir.

BİST banka içerisinde yer alan 9 bankanın getiri serilerindeki volatiliteyi GARCH modellerini kullanarak modelleyebilmek için öncelikle serilerin değişen varyans yapısına sahip olup olmadığının ARCH testi ile incelenmesi gerekir. Bu amaçla, ARMA model yapısından yararlanarak ortalama denklemleri tahmin edilmiştir. Tahmin edilen ortalama denklemleri kullanılarak serilerin koşullu değişen varyans model yapısına uygun olup olmadığı ARCH testi ile incelenmiştir. Tablo 2’deki banka getiri serilerine ait 5., 10. ve 15. gecikmedeki ARCH-LM testi sonuçları incelendiğinde, %1 anlamlılık seviyesinde BİST Banka getiri serilerinde ARCH etkisinin olmadığını öne süren sıfır hipotezi reddedilir. Bu durumda koşullu değişen varyansı modellemeye olanak tanıyan GARCH Modelleriyle volatilite modellemesi yapılabilecektir. Tablo 3’de, 9 mevduat bankası için parametre değerlerinin taşınması gereken özellikler, istatistiksel anlamlılıklar, minimum AIC ve BIC bilgi kriterleri değerlerine göre belirlenen en çok olabilirlik (ML) tahmin yöntemiyle elde edilmiş en uygun tek rejimli GARCH ve EGARCH modelleri sunulmuştur.

Tablo 3

BİST Banka Endeksindeki 9 Mevduat Bankasının Getiri Serilerine İlişkin Koşullu Değişen Varyans Modelleri b

		α_0	α_1	γ_1	β_1	AIC	BIC
AK BANK	GARCH (1,1) Ged	0.0828*	0.0650**		0.921*	11628.4099	11651.9058
	EGARCH (1,1,1) t	0.0197**	0.1121*	-0.0487*	0.9882*	11616.5333	11645.9032
DENİZBANK	GARCH (1,1) Ged	0.7929*	0.4049**		0.5765*	10991.6107	11015.1066
	GARCH (1,1) N	0.0606**	0.0457***		0.9451*	11845.8348	11863.4568
GARANTİ BANKASI	EGARCH(1,1,1) t	0.0219*	0.0997*	-0.0356*	0.9874*	11767.9671	11797.337
	GARCH (1,1) t	0.1764*	0.0628**		0.9136*	12039.474	12062.9592
HALKBANK	EGARCH (1,1,1) t	0.0415*	0.1260*	-0.0307*	0.9775*	12043.0992	12072.4557
	GARCH (1,1) t	0.1230**	0.0654***		0.9113*	11373.7743	11397.2702
İŞBANK ASI	EGARCH (1,1,1) t	0.0477*	0.1437*	-0.0443*	0.9691*	11366.559	11395.9289
	GARCH (1,1) Ged	0.7670*	0.3856*		0.5679*	10517.1724	10540.6683
QNB FİNANSBANK	EGARCH (1,1,1) Skewed N	0.4055*	0.3738*	0.0351**	0.8072*	12041.1573	12070.5272
	GARCH (1,1) t	0.4214*	0.2054**		0.7516*	11116.7286	11140.2245
ŞEKERBANK	EGARCH (1,1,1) N	0.2210*	0.3407*	0.0280**	0.8771*	11487.3109	11510.8069
	GARCH (1,1) t	0.1534*	0.0657**		0.9109*	11918.2097	11941.7056
VAKIFBANK	EGARCH (1,1,1) t	0.0449*	0.1301*	-0.0395*	0.9744*	11914.5973	11943.9672
	GARCH (1,1) t	0.1422**	0.0707***		0.9045*	11544.5595	11568.0554
YAPIKREDİ	EGARCH (1,1,1) t	0.0403*	0.1361*	-0.0499*	0.9751*	11535.8921	11565.262

a. **** sırasıyla %1,%5 ve %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir.

b. Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir.

Banka endekslerinin logaritmik getiri değerlerinin volatiliteleri için yapılan tek rejimli GARCH ve EGARCH model incelemeleri sonucunda Denizbank dışında diğer 8 bankaya ait hem GARCH hem de EGARCH modelleri tahmin edilmiştir. Denizbank için volatilitedeki asimetrik etkiyi açıklayan istatistiksel olarak anlamlı bir EGARCH modeli elde edilememiştir. Bankalar için AIC ve BIC kriterlerine göre en uygun modellerin incelenen modeller içinde, Akbank için ged dağılımlı GARCH (1,1) ve t dağılımlı EGARCH(1,1,1) modelleri, Denizbank için ged dağılımlı GARCH(1,1) modeli, Garanti bankası için normal dağılımlı GARCH(1,1) ve t dağılımlı EGARCH(1,1,1) modelleri, Halk bankası için t dağılımlı GARCH(1,1) ve EGARCH(1,1,1) modelleri, İş bankası için t dağılımlı GARCH(1,1) ve EGARCH(1,1,1) modelleri, QNB Finansbank için ged dağılımlı GARCH(1,1) ve skewed normal dağılımlı EGARCH(1,1,1) modelleri, Şekerbank için t dağılımlı GARCH(1,1) ve normal dağılımlı EGARCH(1,1,1) modelleri, Vakıfbank için t dağılımlı GARCH(1,1) ve EGARCH(1,1,1) modelleri ve Yapı kredi bankası için t dağılımlı GARCH(1,1) ve EGARCH(1,1,1) modelleri olduğu belirlenmiştir.

GARCH modellerine ait α_1 ve β_1 parametrelerinin toplamının 1'den küçük olması modellerin durağanlık koşulunu sağladığını, toplamlarının 1'e yakın olması ise volatilitenin kalıcılığının yüksek olduğunu göstermektedir. EGARCH modellerinde kaldıraç etkisini gösteren γ_1 parametresinin Akbank, Garanti bankası, Halkbank, İş bankası, Vakıfbank ve Yapı kredi bankasında negatif olarak bulunduğu görülmektedir. γ_1 parametresinin negatif değer alması, negatif şokların pozitif şoklara göre koşullu varyansı daha fazla etkilediğini belirtmektedir.

GARCH ve EGARCH modelleri, simetrik ve asimetrik etkiyi dikkate alırken, herhangi bir rejim değişikliğini modele katmamaktadır. MSGARCH modelleri ise, kazandıran kaybettiren dönemler gibi farklı rejim durumlarında volatilitenin seyri hakkında bilgi verebilmektedir. Çalışmada 9 mevduat bankasının volatilitelerinin rejimsel değişimlerden etkilenip etkilenmediği incelenmek istenmiştir. Bu amaçla, getiri serilerine ait volatiliteler iki ve üç rejimli Markov Switching GARCH ve Markov Switching E-GARCH modelleriyle tahmin edilmiştir. Tahmin sırasında finansal zaman serilerine özgü farklı dağılım etkileri de modele katılarak; Ardia, Blueau, Boudt, Catania, Peterson ve Trottier (2018)'in MSGARCH modülü ile modeller tahmin edilmiştir. Bu modül, Haas (2004) vd. tarafından literatüre kazandırılan MSGARCH yöntemi üzerine temellenerek, geliştirilmiştir. İnceleme sonucu tahmin edilen modellerin minimum AIC ve BIC kriterlerine dayanılarak en uygun MSGARCH ve MS-EGARCH model sonuçları aşağıdaki tablolarda sunulmuştur.

Tablo 4

Akbank için Markov Switching EGARCH Modeli (MSEGARCH-GED-3R)^b

MSEGARCH-GED-3R		Katsayı	t ist.	Prob.
Rejim 1	α_0	0.0139*	9.53E+05	0.000
	α_1	0.0212*	4.94E+05	0.000
	γ_1	-0.1457*	-5.38E+06	0.000
	β_1	0.983*	2.76E+09	0.000
Rejim 2	α_0	0.1155*	5.43E+06	0.000
	α_1	0.1344*	6.31E+06	0.000
	γ_1	-0.037*	-1.74E+06	0.000
	β_1	0.925*	6.03E+08	0.000
Rejim 3	α_0	0.4103*	1.93E+07	0.000
	α_1	0.1816*	8.53E+06	0.000
	γ_1	-0.1337*	-6.28E+06	0.000
	β_1	0.8567*	3.03E+08	0.000
Markov Geçiş Olasılıkları Matrisi		$t+1 i=1$	$t+1 i=2$	$t+1 i=3$
	$t i=1$	0.9351	0.0649	0.0000
	$t i=2$	0.0385	0.9606	0.0009
	$t i=3$	0.0000	0.0052	0.9948
Stabil Olasılıklar		0.3354	0.5653	0.0993
AIC: 11611.2011				
BIC: 11734.5546				
a. *, %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir.				
b. Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir.				

Tablo 4, Akbank’a ait rejim değişim modeli sonucunu göstermektedir. Model incelendiğinde, GED dağılımına sahip, üç rejimli Markov Switching E-GARCH modelinin bilgi kriterlerine ve istatistiksel anlamlılığa göre Akbank’a ait hisse senedi getirilerindeki volatilitiyi açıklamak için en uygun model olduğu bulunmuştur. Birbirinden farklı üç rejim düşük, orta ve yüksek rejim olarak adlandırılabilir. Geçiş olasılıkları matrisine göre, süreç birinci rejimdeyken bir sonraki dönemde yine birinci rejimde kalma olasılığı 0.9351’dir. Süreç, yaklaşık olarak 15 gün sürmektedir. Sürecin ikinci rejimdeyken tekrar ikinci rejimde kalma olasılığı 0.9606’dır ve ikinci rejimde yaklaşık 25 gün kalmaktadır. Üçüncü rejimde kalma olasılığı ise, 0.9948’dir. Süreç üçüncü rejimde 192 gün kalmaktadır. Birinci rejimden ikinci rejime geçme olasılığı, 0.0649; üçüncü rejimden ikinci rejime geçme olasılığı ise, 0.0052 olarak bulunmuştur. İkinci rejimden ise hem birinci rejime (0.0385 olasılıkla) hem de üçüncü rejime (0.0009 olasılıkla) geçiş mümkündür. Rejimlerin uzun dönemde değişmeyecek rejimde kalma olasılıkları koşulsuz stabil olasılıklarla hesaplanmaktadır. Akbank’a ait stabil

olasılıklar birinci rejim için 0.3354, ikinci rejim için 0.5653 ve üçüncü rejim için ise 0.0993 olarak bulunmuştur. Üç rejim için de kaldıraç parametresi (γ) negatif hesaplanmıştır. Buna göre her bir rejimde meydana gelebilecek negatif şoklar, koşullu varyansı pozitif şoklardan daha fazla etkilemektedir.

Tablo 5

Denizbank için Markov Switching GARCH Modeli (MSGARCH-SGED-2R)b

MSGARCH-SGED-2R		Katsayı	t ist.	Prob.
Rejim 1	α_0	0.3174*	44.5521	0.000
	α_1	0.4588*	60.7268	0.000
	β_1	0.4948*	516.5488	0.000
Rejim 2	α_0	1.3231*	2.35E+01	0.000
	α_1	0.1719*	1.67E+01	0.000
	β_1	0.8141*	2.28E+03	0.000
Markov Geçiş Olasılıkları Matrisi		$t+1 i=1$	$t+1 i=2$	
	$t i=1$	0.7497	0.2503	
	$t i=2$	0.6406	0.3594	
Stabil Olasılıklar		0.7191	0.2809	
AIC: 10904.3209				
BIC: 10974.8086				
a, *, %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir.				
b, Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir.				

Tablo 5, Denizbank için tahmin edilmiş iki rejimli Skewed GED dağılımlı Markov Switching GARCH model sonucunu göstermektedir. Sürecin parametreleri pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Birinci rejimdeyken sürecin bir sonraki dönemde tekrar birinci rejimde kalma olasılığı, 0.7497 olarak; ikinci rejimdeyken tekrar ikinci rejimde kalma olasılığı ise, 0.3594 olarak bulunmuştur. İkinci rejimdeyken birinci rejime geçme olasılığı 0.6406; birinci rejimden ikinci rejime geçme olasılığı ise, 0.2503 olarak tahmin edilmiştir.

Tablo 6

Garanti bankası için Markov Switching EGARCH Modeli (MS-EGARCH-GED-2R)^b

MSEGARCH-GED-2R		Katsayı	t ist.	Prob.
Rejim 1	α_0	0.0165**	1.826	0.034
	α_1	0.0485***	1.6364	0.051
	γ_1	-0.0563*	-2.6988	0.003
	β_1	0.9824*	125.225	0.000
Rejim 2	α_0	0.021**	2.1072	0.017
	α_1	0.0468***	1.5623	0.059
	γ_1	-0.0372**	-1.9809	0.024
	β_1	0.9932*	290.4472	0.000
Markov Geçiş Olasılıkları Matrisi		$t+1 i=1$	$t+1 i=2$	
	$t i=1$	0.9491	0.0509	
	$t i=2$	0.0816	0.9184	
Stabil Olasılıklar		0.6157	0.3843	
AIC: 11769.9824				
BIC: 11840.4701				
a, *, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir. b, Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir.				

Tablo 6, Garanti bankası için en uygun model olarak tahmin edilen iki rejimli GED dağılımlı Markov Switching E-GARCH model sonucunu göstermektedir. Bu modelde de kaldıraç etkisini gösteren parametre negatif işaretli bulunmuştur. Negatif şoklar pozitif şoklardan daha fazla koşullu varyans üzerinde etki yapmaktadır. Garanti bankası için sürecin birinci rejimdeyken bir sonraki dönemde yine birinci rejimde kalma olasılığı 0.9491 yani yaklaşık 20 gündür. İkinci rejimdeyken tekrar ikinci rejimde kalma olasılığı, 0.9184 yani yaklaşık olarak 12 gündür. Sürecin aynı rejimde kalma olasılıkları yüksektir.

Tablo 7

Halkbank için Markov Switching EGARCH Modeli (MS-EGARCH-GED-3R)b

MSEGARCH-GED-3R		Katsayı	t ist.	Prob.
Rejim 1	α_0	0.7494*	1.88E+20	0.000
	α_1	0.1703*	2.38E+19	0.000
	γ_1	-0.0663*	-6.09E+18	0.000
	β_1	0.4263*	8.80E+20	0.000
Rejim 2	α_0	0.1238*	2.89E+19	0.000
	α_1	0.1498*	1.58E+19	0.000
	γ_1	-0.0236*	-1.07E+20	0.000
	β_1	0.9455*	3.32E+21	0.000
Rejim 3	α_0	0.3175*	1.59E+07	0.000
	α_1	-0.1909*	-4.43E+18	0.000
	γ_1	-0.2962*	-2.96E+07	0.000
	β_1	0.885*	8.17E+08	0.000
Markov Geçiş Olasılıkları Matrisi		$t+1 i=1$	$t+1 i=2$	$t+1 i=3$
	$t i=1$	0.9867	0.0000	0.0133
	$t i=2$	0.0053	0.9867	0.0080
	$t i=3$	0.2242	0.1299	0.6459
Stabil Olasılıklar		0.6594	0.3089	0.0317
AIC: 12057.6874				
BIC: 12180.9849				
a. *, %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir.				
b. Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir				

Tablo 7’de Halkbank için tahmin edilen 3 rejimli skewed GED dağılımlı Markov Switching EGARCH modeli sonucu görülmektedir. Halkbank için hesaplanan MS-EGARCH modelinde kaldıraç parametresi negatif işaretli bulunmuştur. Buradan hareketle, negatif şokların koşullu varyansı pozitif şoklardan daha fazla etkilediği söylenebilir. Geçiş olasılıkları matrisi incelendiğinde, sürecin birinci rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar birinci rejimde kalma olasılığının 0.9867 olduğu görülmektedir. Sürecin ikinci rejimdeyken tekrar ikinci rejimde kalma olasılığı, 0.9867 ve üçüncü rejimdeyken tekrar üçüncü rejimde kalma olasılığı ise 0.6459 olarak belirlenmiştir. Rejimlerin uzun dönemde değişmeyecek sabit rejimde kalma olasılıkları ise, birinci rejim için 0.6594, ikinci rejim için 0.3089 ve üçüncü rejim için ise 0.0317 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 8, İş bankası için sürecin iki rejimli GED dağılımına sahip MS-EGARCH süreci olduğunu göstermektedir. Geçiş olasılıkları matrisine göre, süreç birinci rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar birinci rejimde olma olasılığı, 0.9759 olarak bulunmuştur. İkinci

rejimdeyken bir sonraki dönemde yine ikinci rejimde olma olasılığı ise 0.9454'tür. Birinci rejimden ikinci rejime geçme olasılığı, 0.0241; ikinci rejimdeyken birinci rejime geçme olasılığı ise, 0.0546 olarak bulunmuştur. İki rejime ait kaldıraç parametresi de negatif işaretli olarak elde edilmiştir. Kaldıraç parametresinin negatif bulunması, koşullu varyans üzerinde negatif şokların daha fazla etkili olduğunu göstermektedir.

Tablo 8

İş bankası için Markov Switching EGARCH Modeli (MSEGARCH-GED-2R)^b

MSEGARCH-GED-2R		Katsayı	t ist.	Prob.
Rejim 1	α_0	0.0032*	4.6012	0.000
	α_1	0.0124*	2.6002	0.004
	γ_1	-0.0215*	-3.5461	0.000
	β_1	0.9959*	2067.725	0.000
Rejim 2	α_0	0.0813**	2.2403	0.012
	α_1	0.0612***	1.422	0.077
	γ_1	-0.0793*	-2.6558	0.009
	β_1	0.9663*	58.5549	0.000
Markov Geçiş Olasılıkları Matrisi		$t+1 j=1$	$t+1 j=2$	
	$t j=1$	0.9759	0.0241	
	$t j=2$	0.0546	0.9454	
Stabil Olasılıklar		0.6935	0.3065	
AIC: 11366.0327				
BIC: 11436.5204				
a. *, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir.				
b. Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir.				

QNB Finansbank için tahmin edilmiş Markov Switching GARCH modeli, iki rejimli Skewed GED dağılımlı MSGARCH sürecidir. MSGARCH modelinin geçiş olasılıkları matrisi incelendiğinde, sürecin birinci rejimdeyken bir sonraki dönemde yine birinci rejimde olma olasılığı 0.5011; ikinci rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar ikinci rejimde kalma olasılığı ise, 0.3526 bulunmuştur. Birinci rejimdeyken ikinci rejime geçme olasılığı, 0.4989; ikinci rejimdeyken birinci rejime geçme olasılığı ise, 0.6474 olarak hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar, bir rejimden diğer rejime geçme olasılığının yüksek olduğunu göstermektedir.

Tablo 9

QNB Finansbank için Markov Switching GARCH Modeli (MSGARCH-SGED-2R)b

MSGARCH-SGED-2R		Katsayı	t ist.	Prob.
Rejim 1	α_0	0.0000*	39.8766	0.000
	α_1	0.5692*	65.5820	0.000
	β_1	0.4302*	37818.4299	0.000
Rejim 2	α_0	3.5592*	16.7475	0.000
	α_1	0.5077*	33.8237	0.000
	β_1	0.4032*	252.5657	0.000
Markov Geçiş Olasılıkları Matrisi		$t+1 i=1$	$t+1 i=2$	
	$t i=1$	0.5011	0.4989	
	$t i=2$	0.6474	0.3526	
Stabil Olasılıklar		0.5647	0.4353	
AIC: 10312.4717				
BIC: 10382.9594				
a, *, %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir.				
b, Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir				

Şekerbank'a ait tahmin edilen model sonucu, Tablo 10'da sunulmuştur. Model sonuçları incelendiğinde, birinci rejimde kaldıraç parametresinin (γ) pozitif, ikinci rejimde ise negatif olduğu görülmektedir. Bu sonuca göre, asimetrik etkinin modele yansımaları rejimler arasında farklılık arz etmektedir. Sürecin birinci rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar birinci rejimde olma olasılığı 0.9831; ikinci rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar ikinci rejimde olması olasılığı ise, 0.7463 olarak bulunmuştur. İkinci rejimdeyken birinci rejime geçme olasılığı ise, 0.2537 olarak belirlenmiştir. Sürecin birinci rejime geçme eğiliminde olduğu görülmektedir. Uzun dönem olasılıkları incelendiğinde, sürecin 0.9374 olasılıkla birinci rejimde; 0.0626 olasılıkla ikinci rejimde kalma yönünde hareket edeceği görülmektedir.

Tablo 10

Şekerbank için Markov Switching EGARCH Modeli (MSEGARCH-GED-2R)^b

MSEGARCH-GED-2R		Katsayı	t ist.	Prob.
Rejim 1	α_0	0.2443*	10073587	0.000
	α_1	0.3904*	16095906	0.000
	γ_1	0.0481*	1984751	0.000
	β_1	0.8659*	2.86E+08	0.000
Rejim 2	α_0	0.4319*	8704990	0.000
	α_1	-0.0391*	-787569	0.000
	γ_1	-0.2533*	-7599720	0.000
	β_1	0.8122*	1.43E+08	0.000
Markov Geçiş Olasılıkları Matrisi		$t+1 i=1$	$t+1 i=2$	
	$t i=1$	0.9831	0.0169	
	$t i=2$	0.2537	0.7463	
Stabil Olasılıklar		0.9374	0.0626	
AIC: 11041.5647				
BIC: 11112.0525				
a, *, %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir.				
b, Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir				

Vakıfbank’a ait Markov Switching GARCH modeli sonucu, Tablo 11’de verilmiştir. Üç rejimli GED dağılımına sahip MSGARCH modeline göre, sürecin birinci rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar birinci rejimde olma olasılığı 0.8196, ikinci rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar ikinci rejimde olma olasılığı 0.9371, üçüncü rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar üçüncü rejimde olma olasılığı ise, 0.7906 olarak bulunmuştur. Uzun dönemli kalıcı stabil olasılıklar incelendiğinde, rejimin birinci rejimde kalma olasılığı 0.1027, ikinci rejimde kalma olasılığı 0.6905 ve üçüncü rejimde kalma olasılığı ise 0.2068 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 11

Vakıfbank için Markov Switching GARCH Modeli (MSGARCH-GED-3R)b

MSGARCH-GED-3R		Katsayı	t ist.	Prob.
Rejim 1	α_0	0.2838*	1.00E+08	0.000
	α_1	0.1327*	1.79E+08	0.000
	β_1	0.5578*	2.80E+08	0.000
Rejim 2	α_0	0.1065*	2.70E+23	0.000
	α_1	0.0444*	6.88E+22	0.000
	β_1	0.9302*	1.35E+24	0.000
Rejim 3	α_0	0.0195*	1.30E+22	0.000
	α_1	0.0052*	4.09E+21	0.000
	β_1	0.9943*	5.00E+26	0.000
Markov Geçiş Olasılıkları Matrisi		$t+1 i=1$	$t+1 i=2$	$t+1 i=3$
	$t i=1$	0.8196	0.0009	0.1795
	$t i=2$	0.0268	0.9371	0.0360
	$t i=3$	0.0000	0.2094	0.7906
Stabil Olasılıklar		0.1027	0.6905	0.2068
AIC: 11915.6803 BIC: 12021.4119				
a, *, %1 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir. b, Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir				

Yapı kredi bankasına ait tahmin edilen rejim değişim modeli, iki rejimli normal dağılıma sahip MS-EGARCH modelidir. Model sonuçları, Tablo 12’de gösterilmektedir. Model sonuçları incelendiğinde, her iki rejimde de kaldıraç parametresinin negatif değer aldığı görülmektedir. Negatif şoklar, koşullu varyans üzerinde pozitif şoklardan daha fazla etkili olmaktadır. MS-EGARCH modelinin geçiş olasılıkları matrisine göre, rejim birinci rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar birinci rejimde olma olasılığı 0.9741; ikinci rejimdeyken bir sonraki dönemde tekrar ikinci rejimde olma olasılığı 0.8572 olarak bulunmuştur. İkinci rejimden birinci rejime geçme olasılığı 0.1428; birinci rejimden ikinci rejime geçme olasılığı ise, 0.0259 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 12

Yapı kredi bankası için Markov Switching EGARCH Modeli (MSEGARCH-NORM-2R)b

MSEGARCH-NORM-2R		Katsayı	t ist.	Prob.
Rejim 1	α_0	0.0062	1.7316**	0.042
	α_1	0.0296	3.281*	0.000
	γ_1	-0.0213	-2.9808*	0.001
	β_1	0.9928	343.7967*	0.000
Rejim 2	α_0	0.0439	8.7031*	0.000
	α_1	0.0211	1.2907***	0.098
	γ_1	-0.0754	-3.2887*	0.000
	β_1	0.9862	885.9717*	0.000
Markov Geçiş Olasılıkları Matrisi		$t+1 i=1$	$t+1 i=2$	
	$t i=1$	0.9741	0.0259	
	$t i=2$	0.1428	0.8572	
Stabil Olasılıklar		0.8463	0.1537	
AIC: 11534.2779				
BIC: 11593.0177				
a, *, **, *** sırasıyla %1, %5 ve %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel anlamlılığı göstermektedir. b, Modeller, ML Tahmin yöntemiyle tahmin edilmiştir.				

4. Sonuç

Çalışmada, BİST banka endeksi içinde yer alan 9 mevduat bankasının endeks değerlerindeki volatilitiyi modelleyebilmek amacıyla 02.01.2008-07.06.2018 dönemleri arasındaki günlük kapanış fiyatları verileri kullanılarak koşullu değişen varyans modelleri tahmin edilmiştir. Bu amaçla, 9 banka için simetrik GARCH, asimetrik etkiyi modele katan EGARCH, farklı rejimsel etkileri modele katan Markov Switching GARCH ve Markov Switching EGARCH modelleri en çok olabilirlik (ML) tahmin yöntemi kullanılarak tahmin edilmiştir. Bu modellerin tahmini sırasında finansal serilerin dağılımsal özellikleri modele katılmış; Ardia, Bluteau, Boudt, Catania, Peterson, ve Trottier (2018)'in MSGARCH modülü ile modeller elde edilmiştir.

Model seçiminde koşulu değişen varyans modellerinin genel özellikleri dikkate alınmış ve uyum iyiliği ölçütleriyle modeller karşılaştırılarak bankalar için volatilitiyi açıklayan en uygun modeller belirlenmiştir. Yapılan inceleme sonucunda, Akbank için ged dağılımına sahip üç rejimli MSEGARCH modelinin, Denizbank için çarpık(skewed) ged dağılımına sahip iki rejimli MSGARCH modelinin, Garanti bankası için t dağılımlı EGARCH (1,1,1) modelinin, Halk bankası için t dağılımlı GARCH (1,1) modelinin, İş bankası için ged dağılımına sahip iki rejimli MSEGARCH modelinin, QNB Finansbank için çarpık(skewed) ged dağılımına

sahip iki rejimli MSGARCH modelinin, Yapı kredi bankası için normal dağılıma sahip iki rejimli MSEGARCH modelinin, Şekerbank için ged dağılıma sahip iki rejimli MSEGARCH modelinin ve Vakıfbank için t dağılımlı EGARCH (1,1,1) modelinin volatilitiyi modellemede en iyi modeller olduğu belirlenmiştir.

Çalışma kapsamındaki mevduat bankaları için yapılan inceleme sonucunda Halk bankası hariç, diğer bankaların getiri serilerinin koşullu varyans modellerinin asimetrik etki barındırdığı belirlenmiştir. Tahmin edilen modeller incelendiğinde genel olarak serilerin rejim değişim etkisi taşıdığı ve bu sebeple, tahmin sırasında farklı rejimsel özelliklerin gözardı edilmesi durumunda elde edilecek tahmin sonuçlarının sapmalı olabileceği görülmektedir. Yapılan analiz sonucunda tamamen aynı model yapıları olmamasına rağmen, bankaların getiri serilerinin benzer özellik taşıdığı belirlenmiştir. Bankalar arasında ortaya çıkan modellemedeki bu farklı sonuçların bankaların uyguladıkları politikalardan veya yapısal özelliklerinden kaynaklandığı söylenebilir. Çalışmanın 9 mevduat bankasının genel özelliklerini ortaya koyması açısından bu alanda çalışmakta olan araştırmacılara, yatırımcılara faydalı olması beklenmekte ve literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Kaynakça/References

- Ardia, D., Bluteau, K., Boudt, K., Catania, L., Peterson, B., & Trottier D.A. (2018). Markov Switching GARCH models in R: The MSGARCH package, 1-39. https://www.researchgate.net/publication/325359792_Markov-Switching_GARCH_Models_in_R_The_MSGARCH_Package
- Ardia, D., Bluteau, K., Boudt, K., Catania, L., Peterson, B., & Trottier D.A. (2018). Package MSGARCH, 1-32. <https://cran.r-project.org/web/packages/MSGARCH/MSGARCH.pdf>.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307–27.
- Büberkökü, Ö. (2018). Küresel Finans Krizinin Mevduat Bankalarının Sistemik Risk Düzeyi Üzerindeki Etkisinin İncelenmesi: AR(p)-DCC-FIGARCH (p,d,q) ve Asimetrik AR(p)-DBEKK-GARCH (p,q) Modellerine Dayalı Bir Analiz. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 33(1), 39–73.
- Chakroun, M.A. & Gallali, M. I. (2016). Contagion between Islamic and Conventional Banking: A GJR DCC-GARCH and VAR Analysis. *International Business Research*, 9(10), 115–126.
- Çelik, İ. E. (2019). Assessing The Impact Of Bank Risk Factors On Turkish Bank's Stock Returns Using The Egarch-M Model. *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 54(2), 811–827.
- Çil Yavuz, N. (2014). Finansal Ekonometri. Der Yayınevi: İstanbul.
- Demirelli, E. (2010). Finansal kırılganlıklar: Türk bankacılık sektörü üzerine uygulama. *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi*, 9(33), 122–140.
- Derindere Köseoğlu, S. (2010). 1997-2010 dönemi Türk bankacılık sektörü risk analizi. *Niğde Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 3(2), 119–134.
- Dickey, D., & Fuller, W. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with A Unit Root. *Journal of The American Statistical Association*, 74, 427–431.
- Fernandez, C., & Steel, M. F. J. (1998). On bayesian modeling of fat tails and skewness. *Journal of the American Statistical Association*, 93, 359–371. doi:10.1080/01621459.1998.10474117.

- Gümrah, Ü. ve Konuk, S. (2018). Zamanla değişen beta: Borsa İstanbul bankacılık sektörü uygulaması. *Ekonomik ve Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 14(1), 51–66.
- Haas, M., Mittnik, S., & Paoletta, M. S. (2004). A new approach to Markov-switching GARCH models. *Journal of Financial Econometrics*, 2, 493-530. <http://doi.org/10.1093/jjfinec/nbh020>.
- Karahanoğlu, İ. ve Ercan, H. (2015). BNK10 endeksindeki kaldıraç etkisinin geliştirilmiş otoregresif koşullu varyans modeli ile analiz edilmesi. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 7(3), 169–181.
- Kula, V. ve Baykut, E. (2017). BIST banka endeksi'nin (XBANK) volatilité yapısının Markov rejim değişimi GARCH modeli (MSGARCH) ile analizi. *Bankacılar Dergisi*, 102, 89–110.
- Marcucci, J. (2005). Forecasting Stock Market Volatility with Regime-Switching GARCH Models. *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, 9(4), 1–42.
- Nelson, B. D. (1991). Conditional heteroscedasticity in asset return: A new approach. *Econometrica*, 59, 347–370.
- Phillips, P. C., & Perron, P. (1988). Testing for a Unit Root in Time Series Regression. *Biometrika*, 75, 335–346.