

Bazı Sürdürülebilirlik Endekslerinin Volatilite Modelleriyle İncelenmesi

Analyzing Some Sustainability Indices with Volatility Models

Hatice Başkaya*
Abdullah Özdemir**

ÖZ

Finansal piyasalarda volatilite, sermaye piyasası dinamiklerini şekillendiren en önemli unsurlardan biridir. Ani fiyat dalgalanmaları, makroekonomik göstergelerden politika belirsizliklerine kadar birçok faktörün etkisiyle oluşmaktadır. Bu çalışmada, Türkiye'deki BIST Sürdürülebilirlik Endeksi (XUSRD) ile küresel ölçekteki S&P Dow Jones Sürdürülebilirlik Endeksi (DJSI) arasındaki volatilite yayılımı analiz edilmiştir. Çalışmada, iki endeksin 05.11.2014-29.08.2024 dönemine ait 2463 günlük kapanış fiyatları ARCH, GARCH, EGARCH, TGARCH gibi volatilite modelleriyle değerlendirilmiştir. Ayrıca, endeksler arasındaki dinamik koşullu korelasyonlar DCC-GARCH modeli kullanılarak analiz edilmiştir.

Araştırmanın bulguları, her iki endekste de yoğun volatilite kümelenmeleri ve negatif şokların volatilite üzerindeki etkisinin pozitif şoklara kıyasla daha büyük olduğunu ortaya koymaktadır. EGARCH modeli, iki endeksin volatilite dinamiklerini en iyi açıklayan model olarak tespit edilmiştir. DCC-GARCH modeli sonuçları, DJSI'de meydana gelen volatilite şoklarının XUSRD'nin volatilitelerini %0.14 oranında azalttığını göstermektedir. Bu bulgu, küresel piyasalardaki belirsizliklerin, yerel piyasalara sermaye akışını artırarak volatilitiyi sınırlayıcı bir etki yaratabileceğini göstermektedir.

ANAHTAR KELİMELELER

BIST Sürdürülebilirlik Endeksi, Volatilite, ARCH-GARCH ve DCC-GARCH Modelleri

ABSTRACT

Volatility in financial markets is among the most crucial elements that shape capital market dynamics. Sudden price fluctuations are triggered by multiple factors, such as macroeconomic indicators and policy uncertainties. This paper attempts a detailed analysis of the volatility spillover between Turkey's BIST Sustainability Index—XUSRD—and the global S&P Dow Jones Sustainability Index—DJSI. Based on 2,463 daily closing prices in the period 05.11.2014 - 29.08.2024, the data were analyzed by volatility models like ARCH, GARCH, EGARCH, and TGARCH. Furthermore, the dynamic conditional correlations between the indices were examined by the DCC-GARCH model.

The results show strong volatility clustering for both indices. Moreover, negative shocks have a more significant effect on volatility than positive shocks. The EGARCH model was found to be the most appropriate in explaining the volatility dynamics of the two indices. DCC-GARCH model results indicate that a volatility shock in the DJSI decreases the volatility of XUSRD by 0.14%. This finding indicates that uncertainty in global markets can enhance capital inflows into local markets, thereby exerting a stabilizing effect on volatility.

KEYWORDS

BIST Sustainability Index, Volatility, ARCH-GARCH and DCC-GARCH Models.

Makale Geliş Tarihi / Submission Date 14.01.2025		Makale Kabul Tarihi / Date of Acceptance 28.02.2025
Atf		
	Başkaya, H. ve Özdemir, A. (2025). Bazı Sürdürülebilirlik Endekslerinin Volatilite Modelleriyle İncelenmesi. <i>Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu Dergisi</i> , 28 (1), 60-77.	

* Dr., Aydın Adnan Menderes Üniversitesi, Nazilli Meslek Yüksekokulu, Yönetim ve Organizasyon, hbaskaya@adu.edu.tr, ORCID: 0000-0002-6098-3999

** Prof. Dr., Aydın Adnan Menderes Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İktisat, aozdemir@adu.edu.tr, ORCID: 0000-0002-7506-3431

GİRİŞ

Finansal piyasalar, yatırımcıların karar alma süreçlerinde risk ve belirsizlik kavramlarının belirleyici olduğu dinamik yapılardır. Özellikle son yıllarda küreselleşmenin hız kazanması ve finansal entegrasyonun daha da artması, piyasalarda volatilité dinamiklerinin anlaşılmasını her zamankinden daha önemli bir hale getirmiştir. Volatilité, piyasalardaki fiyat dalgalanmalarının şiddetini ve sıklığını ifade eden bir kavramdır ve yatırımcılar için risk ve belirsizlik düzeyinin ölçülmesinde önemli bir role sahiptir. Kavramın doğru bir şekilde ölçülmesi ve modellenmesi, yatırımcıların risk yönetim süreçlerinde kritik bir araç olarak ön plana çıkmaktadır.

Sürdürülebilirlik endeksleri, şirketlerin çevresel, sosyal ve yönetim (ESG) kriterlerindeki performanslarını değerlendiren önemli finansal araçlardır. Bu endeksler, hem yatırımcılara sürdürülebilirlik temelli yatırımları teşvik eden bir rehber sunmakta hem de şirketlerin sürdürülebilirlik projelerini geliştirmelerini teşvik etmektedir. Türkiye'de Borsa İstanbul Sürdürülebilirlik Endeksi (XUSRD) ve küresel ölçekte S&P Dow Jones Sürdürülebilirlik Endeksi (DJSI), bu alanda öne çıkan iki önemli gösterge konumundadır. Ancak, bu endekslerin volatilité dinamikleri ve birbirleriyle olan etkileşimleri üzerine yapılan çalışmalar daha sınırlı durumdadır. Bu nedenle, sürdürülebilirlik endekslerinin piyasa risklerini nasıl yansıttığı ve bu risklerin yatırımcı davranışlarını nasıl etkilediği konusunda daha fazla bilgiye ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu çalışma, XUSRD ile DJSI arasındaki volatilité yayılımını ve bu yayılımın piyasa dinamiklerine etkisini araştırmayı amaçlamaktadır. Çalışmanın temel çıkış noktası, bu iki endeksin volatilité kümelenmeleri, asimetrik etkiler ve volatilité kalıcılığı gibi özelliklerini ortaya koymak ve bu endeksler arasındaki volatilité etkileşimlerini incelemektir. Bu kapsamda, ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), EGARCH (Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), TGARCH (Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) ve DCC-GARCH (Dynamic Conditional Correlation Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) gibi finansal zaman serisi analizlerinde sıkça tercih edilen modeller uygulanmıştır. Literatürde, finansal zaman serilerinde volatilitenin kalıcı etkileri ve asimetrik yapıları geniş bir şekilde ele alınmış olmakla birlikte, sürdürülebilirlik endeksleri arasındaki etkileşimlerin dinamik koşullu korelasyonlar üzerinden analiz edilmesine yönelik çalışmalar daha sınırlıdır. Bu nedenle çalışmada, sürdürülebilirlik temelli yatırımların piyasa belirsizliklerine nasıl tepki verdiği analiz edilmiştir.

Çalışma, giriş bölümü ile dört ana bölümden oluşmaktadır. Giriş bölümünü takiben ikinci bölümde, özellikle sürdürülebilirlik endeksleri üzerine yapılan volatilité modellemesiyle ilgili ulusal ve uluslararası literatürün kapsamlı bir şekilde incelendiği bir literatür taraması sunulmaktadır. Üçüncü bölümde, araştırmanın kapsamı, kullanılan veri seti ve yöntem detaylı bir şekilde açıklanarak, analizin sağlam bir metodolojik temele oturtulması hedeflenmiştir. Dördüncü bölümde ise, gerçekleştirilen analizlerden elde edilen bulgular sistematik bir biçimde sunulmuş ve sonuçlar ayrıntılı olarak raporlanmıştır. Son olarak, sonuç bölümünde, çalışmadan elde edilen bulgular tartışılarak finansal piyasalara ve literatüre sağladığı katkılar değerlendirilmiştir.

1. SEÇİLİ LİTERATÜR

Zaman serilerinin varyansının zaman içinde değişkenlik gösterebileceği olasılığı, finans literatüründe önemli bir tartışma konusu olarak ortaya çıkmıştır. Bu bağlamda, Engle (1982) tarafından literatüre kazandırılan ARCH modelleri, finansal piyasalardaki volatilitéyi modellemek için bir dönüm noktası teşkil etmiştir. Bu yaklaşım, özellikle finansal zaman serilerindeki dalgalanmaların dinamik yapısını anlamada ve tahmin etmede önemli bir değişme sağlamıştır (Bollerslev, 1986: 307). Finansal piyasalarda volatilitenin modellenmesi ve risk yönetimi alanında önemli bir araç olan bu modeller, Türkiye'de de geniş bir uygulama alanı bulmaktadır. Türkiye'de volatilité modelleme çalışmaları 2000'li yıllardan itibaren yaygınlık kazanmış, BIST'de işlem gören endekslerin volatilité yapılarının ARCH ve GARCH modelleri ile analiz edildiği çalışmalar, finansal piyasalardaki artan veri erişimi ve modelleme tekniklerindeki gelişmelerle birlikte hızla artış göstermiştir. Bu çalışmalar, Türkiye finans piyasalarının gelişmesiyle volatilité modellerin de gelişmesine katkı yaratmıştır. Konu ile ilgili yurtiçi-yurtdışı piyasalarda yapılan akademik çalışmalar Tablo 1'de özet halde sunulmaktadır.

Tablo 1: Literatür Özeti

Yazar Adı-Soyadı	Araştırma Yöntemi	Kullanılan Değişkenler	Araştırma Sonucu
Yu, J. (2002)	ARCH-GARCH	Yeni Zelanda Borsası NSZE 40 Endeksi	GARCH(3,2) modelinin performansı, en iyi model olduğunu tespit etmiştir.
Pederzoli (2006)	GARCH-EGARCH	FTSE 100 Endeksi Londra Borsası	EGARCH Modelinin en iyi performansı sergilediğini tespit etmiştir.
Özden (2008)	ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH	İMKB Bileşik 100 Endeks	En iyi model TGARCH olduğu saptanmıştır.
Goudarzi & Ramanarayanan (2010).	ARCH-GARCH	BSE-500 Endeksi	En iyi volatilite modelinin GARCH olduğunu belirtmiştir.
Atakan (2009)	ARCH-GARCH	BIST 100 Endeksi	En iyi volatilite modelinin GARCH olduğunu saptamıştır.
Yong ve diğ. (2011).	BEKK-GARCH	Japon döviz piyasası, Japon ve ABD hisse senedi piyasaları	Volatilite analizlerinde BEKK yaklaşımın daha iyi sonuç verdiğini belirtmiştir.
Başcı (2011).	GARCH-TGARCH	İMKB Mali ve Sınai endeksleri	TGARCH modeli, serinin oynaklığını tahmin etmede başarılı olduğunu tespit etmiştir.
Gabriel (2012)	GARCH-TGARCH	BET Endeksi Bükreş Menkul Kıymetler Borsası	Serinin oynaklığının açıklanmasında en uygun modelin TGARCH model olduğu saptamıştır.
Şahin ve diğ. (2015).	ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH	BIST Kurumsal Yönetim-BIST100 Endeksi	Seriye en uygun olan GARCH modeline göre, BIST Kurumsal Yönetim Endeksi oynaklığının BIST 100 Endeksi oynaklığından daha az olduğunu saptamıştır.
Hepsağ ve Akçalı, B. Y. (2016).	DCC-GARCH Modeli	NewYork Borsası, Borsa İstanbul	New York Borsasında oluşan volatilitenin Borsa İstanbul'da işlem gören bankaların volatilitesi üzerinde etkisinin olduğu sonucuna ulaşılmıştır.
Koy ve Dertli (2016).	GARCH-EGARCH-TARCH	BIST Hizmetler, BIST Sınai ve BIST Ticaret endeksleri	Endekslerin volatilitelerinin EGARCH modeli ile daha anlamlı olduğunu gözlemlemiştir.
Kuzu (2018)	ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH	BIST100 Endeksi	BIST 100 getiri volatilitelerini en iyi açıklayan modelin TGARCH modeli olduğu sonucuna ulaşılmıştır.
Kula ve Baykut. (2018).	ARCH, GARCH, EGARCH, TGARCH, PARCH	BIST Şehir Endeksleri	BIST Şehir endekslerinin tamamında GARCH modeli en uygun model olarak tespit edilmiştir
Konak ve Duman (2018).	GARCH	BIST-100 Endeksi	GARCH(1,1) Modeli ile Yeniay'ın ve Dolunay'ın istatistiksel olarak anlamlı etkileri ölçümlenmiştir.
Ege ve Topaloğlu (2019).	GARCH-APGARCH	BIST Mali Endeksi BIST Sınai Endeksi	BIST Mali endeksi için en uygun modelin GARCH (1,1), BIST Sınai endeksi için ise, APGARCH(1,1) olduğu sonucuna varılmıştır.
Joldes (2019)	TGARCH ve PARCH Model	BET, BETC, BETPlus and ROTX endeksleri	Romanya hisse senedi piyasasının volatilitesi en uygun TGARCH (1,1,1) ve PARCH (1,2,1) modelleriyle açıklanmıştır

Ngo Thai (2019).	EGARCH	Orta ve Doğu Avrupa ülkeleri (Macaristan, Polonya, Çek Cumhuriyeti, Romanya ve Hırvatistan) hisse senedi piyasası ve döviz piyasası	Volatilite kalıcılığı tüm piyasalarda ve tüm dönemlerde kalıcılığı olduğu EGARCH modeli ile tespit edilmiştir.
Ertuğrul, M. (2019).	ARCH, GARCH, EGARCH, TGARCH	Bitcoin ve Ripple Kripto Para Getiri Oranları	Analize en uygun model TGARCH modeli olduğu gözlemlenmiştir.
Yıldırım ve Sakarya (2019)	ARCH, GARCH ve TGARCH	Katılım 30 Endeksi ve BIST-30 Endeksi	Endekslerin volatil yapılarını açıklayan en uygun model GARCH(1,1) modeli olduğu saptanmıştır.
Kayral (2020)	GARCH (1,1), EGARCH (1,1), TGARCH (1,1), APARCH (1,1), CGARCH (1,1) ve ACGARCH (1,1)	Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH) ve Ripple (XRP)	BTC ve ETH için en iyi model EGARCH (1,1), XRP için ise APARCH(1,1) modeli olduğu gözlemlenmiştir.
Rashid ve diğ. (2020).	EGARCH (1, 1), APARCH (1, 1), GJR-GARCH (1, 1)	Pakistan PSX (KSE-100 Endeksi)	EGARCH modeli diğer tüm değişkenlerden daha iyi performans sergilediğini belirtmiştir.
Bayçelebi ve Ertuğrul (2020).	GARCH, EGARCH, TGARCH	BIST Banka Endeksi (XBANK)	Endeks volatilitelerini en iyi açıklayan modelin GARCH(1,1) modeli olduğunu saptamıştır.
Gülşah ve Musa (2020).	ARCH, GARCH, EGARCH ve TGARCH	BIST Banka Endeksi (XBANK)	BIST Banka endeksinin oynaklığın tespitinde EGARCH ve TGARCH modellerinin başarılı olduğunu belirtmiştir.
Yamana & Korkmaz (2020).	VECH-GARCH	Türkiye döviz kurları (USD, EUR, JPY ve GBP), Rusya Para Birimi (RUB) ile BIST XTRZM endeksi	İlgili kurlar ile turizm endeksi getirileri arasında istatistiki volatilitte yayılımı olduğunu belirtmiştir.
Kılıç & Ayriçay (2020).	GARCH- E-GARCH GRJ-GARCH GARCH-M	XGIDA, XKMYA, XMESY, XKAGT XTAST, XTEKS endeksleri	Endekslere ait volatilitte tahminlerinden en uygun modeller, GARCH modelleriyle açıklanmıştır.
Topaloğlu (2020).	ARCH, GARCH, EGARCH, PARCH, TARCH ve MGARCH	XUSIN, XUMALI endeksleri	Endeksler GARCH modelleriyle açıklanmış, endeksten sınai endeksine doğru pozitif volatilitte yayılımı tespit edilmiştir.
Gajurel (2021).	GARCH- E-GARCH TGARCH- PGARCH GARCH-M	Nepal Menkul Kıymetler Borsası endeksi (NEPSE)	Simetrik modellerin tam örnekleme dönemine daha iyi uyum sağladığını saptamıştır.
Çelik (2021).	E-GARCH	BIST-100 Endeksi	EGARCH (3,3) modelinin en iyi performans gösteren model olduğu tespit edilmiştir.
Lakshmanasamy. (2021).	ARCH-GARCH	BSE SENSEX getirileri, ABD doları/rupî döviz kurları, İngiliz	Döviz kuru volatilitesinin borsa getirisi üzerindeki etkisini ARCH ve GARCH modelleriyle tahmin edilmiştir.

		Pound/rupi, Euro/rupi	
Ustalar & Şanlısoy (2021).	E-GARCH	CAC, DAX, FTSE, MSCI, NIKKEI, NYSE TSX ve XU100	COVID-19'un Fransa, Japonya, Kanada ve Türkiye hisse senedi piyasalarında oynaklığı arttırdığı tespit edilmiştir.
Akkaya ve Küçükpınar, (2023).	E-GARCH ve GARCH	BIST100, BOVES DAX, DOW NIFTY ŞANGAY, SP500 TOKYO	EGARCH modeli volatilite tahmininde GARCH modeline göre daha başarılı olduğu saptanmıştır.
Yaman ve Bayık (2023)	ARCH, GARCH, EGARCH, TARCH	BIST100, S&P500, Bitcoin, USD/TRY döviz kuru, altın vadeli işlemler ve mevduat faizi	BIST100 endeksi için EGARCH, S&P500 endeksi için TGARCH modeli en uygun model olarak belirtilmiştir.
Koçoğlu (2024)	GARCH (1,1), TGARCH ve EGARCH	ERIX (European Renewable Energy Index)	Çalışmada kullanılan tüm modeller volatilite tahmininde etkin bir rol oynadığı tespit edilmiştir.
Öndeş & Levent (2024).	ARCH, GARCH, EGARCH, TGARCH ve PARCH	Katılım 30 Katılım 50 endeksleri	Her iki endeks için de uygun olan volatilite modelinin EGARCH (1,1) olduğu saptanmıştır.
Bulut (2024).	GARCH	Borsa İstanbul Sektör Endeksleri	Farklı sektörler arasında volatilite modelleri açısından belirgin farklılıklar tespit edilmiştir.
Delice ve Tuncay (2024)	ARCH, ARCH-M, GARCH, GARCH-M, EGARCH-TGARCH	Dow Jones Global Index (WIDOW) ile Dow Jones Islamic Market World Index (DJIM)	Her iki endeks için en uygun model EGARCH modeli olduğu saptanmıştır.

İlgili literatür incelendiğinde, yapılan çalışmaların, farklı finansal piyasalar ve varlıklar için volatilite modellemesinde ARCH, GARCH ve türev modellerin etkinliğini ortaya koyduğu görülmektedir. Genel olarak, EGARCH ve TGARCH modellerinin asimetrik volatiliteyi daha iyi açıklama eğiliminde olduğu, ancak piyasa ve endekse bağlı olarak değişen sonuçlar elde edildiği sonucuna ulaşılmaktadır. Bu çalışmada, XUSRD ve DJSI arasındaki volatilite yayılımını detaylı bir şekilde inceleyerek literatüre katkı sağlamaktadır. Bu kapsamda ARCH, GARCH, EGARCH, TGARCH ve DCC-GARCH modelleri kullanılarak bu iki endeksin volatilite dinamikleri karşılaştırılmış ve özellikle küresel piyasalardaki volatilite şoklarının yerel piyasa oynaklığı üzerindeki etkisi analiz edilmiştir. Çalışma, sürdürülebilirlik temelli finansal varlıkların volatilite yapısını ve bu yapının yatırımcı davranışlarına etkisini ortaya koyarak bu alandaki literatüre bir bakış açısı sunmaktadır.

2. VERİ SERİ VE EKONOMETRİK YÖNTEM

2.1. Veri Seti

Bu çalışmada, XUSRD ile DJSI'ne ait toplam 2463 günlük kapanış değeri incelenmiştir. Örneklem dönemi, BIST Sürdürülebilirlik Endeksi'nin Türkiye'de faaliyete başladığı tarih olan 4 Kasım 2014'ü takip eden 5 Kasım 2014 ile 29 Ağustos 2024 tarihleri arasını kapsamaktadır. BIST Sürdürülebilirlik Endeksi verileri "Investing" veri tabanından, Dow Jones Sürdürülebilirlik Endeksi verileri ise "S&P Global" veri tabanından elde edilmiştir. Analiz sürecinde, *EViews-11* ve *WinRATS* paket programları kullanılarak istatistiksel ve ekonometrik analizler gerçekleştirilmiştir.

2.2. Ekonometrik Yöntem

Çalışmada analize konu tüm değişkenler, finansal zaman serileri olması sebebiyle getiri oranları dikkate alınarak logaritması alınmıştır. Getiri oranı, yatırım araçlarının performansını ölçmek, risk-getiri analizleri

yapmak ve portföy optimizasyonu gibi finansal analizlerde önemli bir rol oynamaktadır. Getiri oranı, farklı varlıkların performansını karşılaştırmada da standart bir ölçüt sağlamaktadır. Finansal serilerde getiri oranı, yatırım performansını ölçmek, farklı varlıkları karşılaştırmak ve risk-getiri analizleri yapmak için tercih edilmektedir. Fiyat değişimleri yerine getirilerin kullanılması, varlıklar arasındaki farklılıkları azaltarak kıyaslama yapmayı kolaylaştırır ve seriler arasında daha sağlıklı bir karşılaştırma olanağı sunmaktadır. Finansal zaman serilerinde getiri oranlarının doğal logaritmasının alınması ise hem teorik gerekçeler hem de istatistiksel faydalar nedeniyle yaygın ve rasyonel bir uygulamadır. Logaritmik dönüşüm, fiyat seviyelerindeki mutlak değişimlerin yerine yüzde değişimlerini ifade ederek getirilerin daha anlamlı bir şekilde analiz edilmesine olanak tanır ve farklı ölçeklerdeki serilerin karşılaştırılabilir hale gelmesini sağlamaktadır (Campbell vd., 1997). Ayrıca, doğal logaritma uygulaması, serilerde genellikle gözlemlenen pozitif çarpıklığı azaltarak, dağılımın normaliteye daha yakın bir yapı kazanmasını ve ARCH/GARCH gibi modellerin varsayımlarına daha iyi uyum gösteren bir veri seti sunmaktadır (Cont, 2001).

Analizde öncelikli olarak, endekslerin getiri oranlarının durağanlık özellikleri incelenmiştir. Bu doğrultuda, serilerin birim kök içerip içermediğini tespit etmek amacıyla Augmented Dickey-Fuller (ADF) (Dickey ve Fuller, 1981) ve Phillips-Perron (PP) (Phillips ve Perron, 1988) testleri uygulanmıştır. Durağanlık testleri sonucunda serilerin özellikleri belirlendikten sonra, ortalama denklemin tahmin edilmesi amacıyla Box-Jenkins metodolojisi çerçevesinde alternatif ARMA (Otokorelasyon Hareketli Ortalama) modelleri değerlendirilmiştir. Uygulanan modeller arasından en uygun ARMA yapısı belirlenmiş ve bu yapının doğruluğu test edilmiştir. Seçilen ARMA modelinde varyansın sabit olup olmadığını test etmek için ise ARCH etkisinin varlığı, Engle (1982) tarafından önerilen ARCH-LM testi ile analiz edilmiştir.

2.2.1. Volatilite Modelleri

Volatilite modelleri, özellikle finansal piyasalardaki oynaklığı tahmin etmek amacıyla kullanılan farklı yaklaşımlardır. Simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri olarak iki grupta incelenmekte olup volatilitenin gelecekteki değerlerini tahmin etmek amacıyla kullanılmaktadır. Modellerin temel farklılıkları, bir finansal seride zaman içerisinde medyada gelen pozitif ve negatif şokların volatilite üzerindeki etkilerinin nasıl ele alınmasıyla ilgilidir. Simetrik koşullu değişen varyans modelleri, pozitif ve negatif fiyat şoklarının volatilite üzerindeki etkilerinin eşit veya aynı olduğunu varsayarak volatilitenin piyasalardaki fiyat değişimlerinin yönünden bağımsız olarak artması veya azalmasını beklenmektedir. Başka bir ifadeyle, fiyatların aşağı ya da yukarı yönlü hareketi, seride yine aynı büyüklükte ve simetrik bir yapıda oynaklık yaratmaktadır. Bu modeldeki temel varsayım, piyasalardaki pozitif ve negatif şokların veya haberlerin oynaklık üzerindeki etkilerinin aynı olması yönündedir. Simetrik volatilitiyi açıklayan ve en yaygın kullanılan modeller; ARCH, ARCH-M, GARCH ve GARCH-M modelleridir.

2.2.1.1. Simetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri

ARCH ve ARCH(M) Modeli

Bir finansal serinin karakteristik özelliği koşullu varyansın zamana göre değişiklik göstermesidir. Bu nedenle, bir zaman serisinin geçmiş dönemdeki hata terimlerine bağlı olarak şekillenen volatilitiyi hesaplamak amacıyla otoregresif koşullu değişen varyans (ARCH Model) modelini önermiştir. ARCH modeli, koşullu varyansın ya da volatilitenin geçmiş şoklara veya haberlere dayalı olduğunu öne sürmekte ve şu şekilde formüle edilmektedir (Engle, 1982):

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + v_t$$

Bu modelin uygulanması için model kısıtları $\alpha_0 > 0$ ve $\alpha_1 \geq 0$ şeklindedir.

Engle, Lilien ve Robins (1987) Tarafından geliştirilen ARCH-M modelinde ise, koşullu varyansın doğrudan ortalama getiriye dahil edildiği bir durum söz konusudur. ARCH modelinde yalnızca volatilitiy tahmin edilirken, ARCH-M modelinde getiri üzerinde volatilitenin doğrudan etkisi dikkate alınmaktadır. Başka bir ifade ile modelde beklenen getiri ve risk arasındaki ilişki ölçümlenir. Dolayısıyla bu modelde risk primi kavramı da ortaya çıkmaktadır. ARCH-M modeli şu şekilde formülize edilmektedir (Engle ve diğ., 1987):

$$y_t = \phi y_{t-1} + \delta h_t + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha \varepsilon_{t-1}^2$$

Bu modelin uygulanması için model kısıtları $\alpha_0 > 0$, $\alpha \geq 0$ şeklindedir.

GARCH ve GARCH-M Modeli

Genelleştirilmiş ARCH Model (GARCH) ARCH modelinin bir uzantısı olup koşullu varyans yapısının hem geçmiş şoklara hem de geçmiş dönem koşullu varyanslarla açıklamasıdır. Model şu şekilde formüle edilmektedir (Bollerslev, 1986):

$$y_t = \theta y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}$$

Bu modelin uygulanması için $\alpha_0 > 0$, $\alpha \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$ ve $\alpha + \beta < 1$ ve $\alpha + \beta < 1$ olmalıdır.

GARCH-M modeli, Bollerslev, Engle ve Wooldridge (1988) tarafından geliştirilmiş volatilitenin getirilere doğrudan etkisini ölçerken volatilitenin sadece geçmiş şoklara değil, aynı zamanda geçmiş volatiliteye de bağlı olduğunu; koşullu varyansın ortalama sürecinde modele dahil edilmesiyle ölçümlenir ve buna ilişkin katsayı risk primi olarak ifade edilmektedir. Model şu şekilde formülize edilmektedir (Bollerslev ve diğ., 1988):

$$y_t = \theta y_{t-1} + \delta h_t + \varepsilon_t$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta h_{t-1}$$

Bu modelin uygulanması için $\alpha_0 > 0$, $\alpha_1 \geq 0$, $\beta_1 \geq 0$ ve $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ olmalıdır.

2.2.1.2. Asimetrik Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Finansal piyasada yer alan varlıkların oynaklık yapılarındaki farklılıkları daha gerçekçi bir şekilde modellemek amacıyla asimetrik volatilite modelleri oluşturulmuştur. Bu modeller, özellikle zaman serisi içerisinde yer alan pozitif ve negatif fiyat şoklarının ya da haberlerin volatilite üzerinde farklı büyüklüklerde bir etki yaratabileceğini savunmaktadır. Simetrik volatilite modellerinde, zaman serisi içerisinde yer alan şokların (haberlerin) yönüne bakılmaksızın volatilite üzerindeki etkisinin aynı olurken, asimetrik volatilite modellerinde ise kötü haberler, fiyat düşüşleri gibi negatif fiyat şoklarının iyi haberler, fiyat artışları gibi volatilitiyi etkileyen pozitif şoklardan daha fazla arttırma eğilimindedir. Bu duruma finans literatüründe kaldıraç etkisi olarak ifade edilmektedir. Bir finansal seride varlık fiyatlarının düşmesi halinde volatilitenin artması anlamına gelen kaldıraç etkisi kavramı risk yönetimi, portföy ve yatırım stratejilerini belirlemede önemli bir husustur. Asimetrik volatilite modelleri E-GARCH ve TARCH yöntemleri ile incelenebilmektedir.

E-GARCH Modeli

Finansal zaman serilerin tahmin edilmesinde GARCH modelinin zayıf yönlerini tespit eden Nelson (1991) yılında EGARCH modeli geliştirilmiştir. Bu model özellikle asimetrik volatilite modeller içerisinde sıklıkla uygulanmaktadır. EGARCH modeli, finansal piyasalarda meydana gelen fiyat hareketlerinin varlığın gelecekteki volatilitelerinin tahmin edilebilmesi açısından aynı etkiye sahip olmadığını tespit ederek kaldıraç etkisini belirtmiştir. Piyasaya gelen kötü veya olumsuz bir haberin, olumlu veya iyi bir habere göre finansal varlıkların volatilitesi üzerinden daha fazla etkili olduğunu savunmaktadır. Bu model özellikle bir finansal varlığın kaldıraç etkisi hakkında bilgi vermesi sebebiyle yatırımcılar tarafından tercih edilmektedir. Model şu şekilde formülize edilmektedir (Nelson, 1991):

$$\ln h_t = \alpha_0 + \beta_1 \ln h_{t-1} + \gamma \frac{e_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \gamma \left| \frac{e_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| \quad (9)$$

Modelin en büyük avantajı, negatif ve pozitif şokların volatilite üzerindeki farklı etkilerini tespit edebilmesidir. Bu modelde piyasadaki olumsuz haberler veya negatif şokların veya oynaklık üzerindeki etkisi daha fazla görülebilmektedir. Formülde yer alan γ parametresinin istatistiksel olarak anlamlı olması asimetrik volatilitenin varlığıyla ilgilidir. $\gamma = 0$ ise, pozitif veya negatif bir şokların volatilite üzerinde aynı etkiye sahiptir. $-1 < \gamma < 0$ arasında bir değer alıyorsa, finansal zaman serinin volatilitesindeki pozitif bir şok, negatif bir şoktan daha az arttığını ifade etmektedir. $\gamma < -1$ ise piyasada meydana gelen negatif şoklar büyük volatilite artışına

neden olmakta, pozitif şoklar ise volatilitiyi azaltmaktadır. Formülde yer alan β_1 parametresi ise, volatilitenin zamana yayılma derecesi, geçmiş volatilitenin bugünkü volatilité üzerindeki etkisini ve volatilitenin ne kadar kalıcı olduğunu ve volatilité kümelenmesinin kalıcı olduğunu belirtmektedir.

TARCH Modeli

Finansal varlıkların oynaklığını test eden diğer bir model ise TARCH Modelidir. Glosten vd. (1993) tarafından önerilen modelde olumsuz veya olumlu haberlerin volatilité üzerinde asimetric etkiye sahip olduğu varsayılmaktadır. Bu model, finansal zaman serisi üzerinde meydana gelen olumsuz şokların (haberlerin) volatilité üzerinde olumlu şoklardan ya da iyi haberlerden daha büyük bir etkisi olduğunu varsaymaktadır. Tarch modelinde eşik değér söz konusudur. Belirli bir eşğin altında gerçekleşen büyük negatif şokların volatilité üzerinde güçlü etkisinin olduğunu savunmaktadır. Model, şu şekilde formülize edilmektedir (Glosten vd., 1993):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 * D_{t-1}$$

$$(D_{t-1}) = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$$

Bu modelin uygulanması için $\gamma_1 < 0$ ve $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ olmalıdır.

DCC-GARCH Modeli

Çok değışkenli Garch modelleri ile her bir değışkenin kendi volatil yapısını modelleyebilir hem de finansla varlıkların arasındaki volatilité etkileşimi de ölçümlenebilmektedir. Bu modellerden biri de DCC_GARCH modelidir. Engle (2002) ile Tse ve Tsui (2002) çalışmalarında, zaman bağılı değışen koşullu korelasyon matrisini kullanarak DCC-GARCH modelini geliştirmişlerdir. DCC-GARCH, finansal ekonometride birden çok zaman serileri arasındaki değışen korelasyonları tahmin etmek için kullanılan ve genellikle varlık getirilerine uygulanabilen ve tercih edilen bir modeldir. GARCH modelini çok değışkenli bir ortama genişleterek varlıklar arasında dinamik korelasyonlara izin vermektedir. Özellikle portföy yönetimi, riske maruz değerin belirlenmesi ve varlık(opsiyon) fiyatlaması gibi konularda sıklıkla kullanılmaktadır. Model şu şekilde formülize edilmektedir (Engle, 2002) ve (Tse ve Tsui , 2002):

$$y_{A,t} = \sqrt{h_{A,t}} \varepsilon_{A,t}$$

$$y_{B,t} = \sqrt{h_{B,t}} \varepsilon_{B,t}$$

$$\rho_t = \text{cov}(\varepsilon_{A,t}, \varepsilon_{B,t}) = (1 - \theta_1 - \theta_2)\rho + \theta_1 p_{t-1} + \theta_2 \psi_{t-1}$$

$$\begin{bmatrix} h_{A,t} \\ h_{B,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} y_{A,t-1}^2 \\ y_{B,t-1}^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{A,t-1} \\ h_{B,t-1} \end{bmatrix}$$

Bu modelde A finansal varlığının volatilitésinin kalıcılığını belirleyen parametreler a_{11} ve b_{11} 'dir. B finansal varlığının oynaklığının kalıcılığını ölçen parametreler ise a_{22} ve b_{22} şeklindedir. Modelin uygulanması için parametrelerin tamamının istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif değér alması gerekmektedir. a_{11} ve b_{11} parametrelerin toplamının 1'e yakın olması, birinci finansal varlığın volatilité kümelerine sahip olduğu ve bu oynaklığın kalıcı olduğunu göstermektedir. Aynı şekilde, a_{22} ve b_{22} parametrelerin toplamının 1'e yakın olması, ikinci finansal varlığın oynaklığının kalıcı etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Formülde yer alan a_{12} , b_{12} , a_{21} , b_{21} parametreleri değışkenler arasındaki oynaklığın aktarımını veya yönünü göstermektedir. a_{12} , b_{12} parametreleri ikinci finansal varlığın volatilitésinden birinci finansal varlığın volatilitésine doğru aktarımını; a_{21} ve b_{21} parametreleri ise, birinci finansal varlığın volatilitésinden ikinci finansla varlığın volatilitésine doğru bir etkileşimi göstermektedir. Değışkenler arasındaki dinamik korelasyon ilişkisini θ_1 ve θ_2 parametreleriyle ifade edilmektedir. Bu parametreler ne kadar 1'e yakınsa zamana bağılı değışen, pozitif yönlü ve güçlü bir ilişkinin varlığından bahsedilebilmektedir.

3. ARAŞTIRMA BULGULARI

3.1. Değişkenlerin Deterministik Özellikleri

Değişkenlere ait serilerin temel özelliklerini ve dağılımsal yapısını ortaya koyan tanımlayıcı istatistikler, Tablo 2’de yer almaktadır. Söz konusu istatistikler, her bir serinin ortalama, medyan, maksimum, minimum, standart sapma, çarpıklık (skewness), basıklık (kurtosis) gibi temel ölçümlerini içermektedir. Bu istatistikler, serilerin dağılım özelliklerini ve değişkenlerin dinamik yapılarına ilişkin ipuçları sağlamaktadır. Ayrıca, serilerin normal dağılım varsayımına uygunluğunu değerlendirmek amacıyla Jarque-Bera test istatistiği de tabloda yer almaktadır.

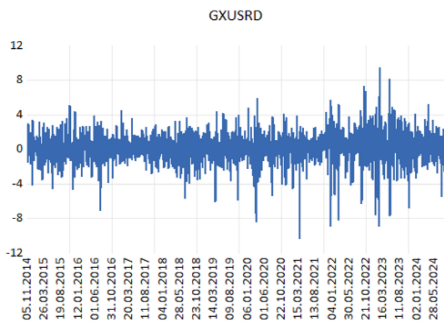
Tablo 2: Değişkenlerin Deterministik Özellikleri

	XUSR D Getiri Oranı	DJSI Getiri Oranı
Ortalama	0.10705	0.02721
Maksimum	9.39057	7.69394
Minimum	-10.28551	-10.60515
Standart Sapma	1.63524	0.93320
Eğiklik	-0.50372	-1.11743
Basıklık	7.31085	18.88232
Jarque-Bera Testi	2011.327	26418.82

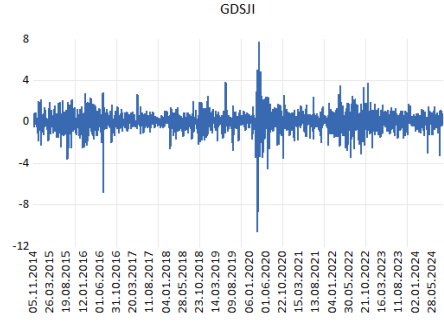
Tablo 2’de iki farklı sürdürülebilirlik endeksinin (XUSR D ve DJSI) getiri oranlarına ilişkin bazı istatistiksel özetler yer almaktadır. XUSR D endeksinin ortalama getirisi (0.10705) ve standart sapması (1.63524) ve DJSI endeksinin ortalama getirisi (0.02721) ve DJSI standart sapması (0.93320) olup her iki seride de standart sapma değerlerinin ortalama getiri değerlerinden daha büyük olduğu görülmektedir. Getiri serilerinin basıklık değerleri incelendiğinde normal dağılıma göre, daha dik bir seriyi oluşturmaktadır. Jarque-Bera testi sonuçları incelendiğinde, her iki endekse ait değerlerin normal dağılıma sahip olmadığı da anlaşılmaktadır. Genel olarak değerlendirildiğinde, çalışmaya konu getiri değerlerinin riskli ve volatilitésinin yüksek olması sebebiyle tipik bir finansal zaman serisi özellikleri taşıdığı belirtilebilir.

Değişkenlere ait serilerin tanımlayıcı istatistiklerin grafikleri Şekil 1 ve Şekil 2’de yer almaktadır.

Şekil 1: XUSR D Getiri Oranı Grafiği



Şekil 2: GDJSI Getiri Oranı Grafiği



Şekil 1 ve Şekil 2’de görüleceği üzere, XUSD ve DJSI getiri oranlarında önemli volatilité kümelenmeleri görülmektedir. Volatilité kümelenmesi, finansal zaman serilerinde oldukça sık karşılaşılan bir durum olup, serilere ait varyansın zaman içerisinde değişiklik gösterdiği bir durumu ifade etmektedir (Engle, 1982). XUSR D getiri oranları grafiği, 5 Kasım 2014- 29 Ağustos 2024 dönemi boyunca yüksek volatilitéye sahip bir yapıyı işaret etmektedir. Özellikle 2020 yılı sonrası dönemde dalgalanmaların arttığı hem pozitif hem de negatif uç değerlerin sıkça görüldüğü dikkat çekmektedir. Söz konusu durum, küresel piyasalardaki belirsizlikler, pandemi etkileri ve ekonomik toparlanma süreçleriyle açıklanabilir. Grafik genel olarak belirgin bir trend göstermemekle birlikte, rastlantısal dalgalanmalar piyasanın dinamik yapısını ve dışsal şokların etkilerini yansıtmaktadır. Bu tür bir yapı, yatırımcılar için hem risk hem de fırsat alanları sunmaktadır. GDJSI getiri oranları grafiği, oldukça istikrarlı bir volatilité yapısı sergilemektedir. Genel olarak küçük ölçekli dalgalanmalar hakimken, 2020 yılı başlarında dikkat çeken ani ve büyük dalgalanmalar bulunmaktadır. Bu dönem, muhtemelen COVID-19 pandemisinin küresel piyasalarda yarattığı belirsizlik ve şoklarla ifade edilebilir. 2020 yılı sonrası dönemde dalgalanmaların tekrar normale dönerek düşük volatiliteli bir yapıya

ulaştığı gözlemlenmektedir. Genel anlamda, GDJSI getirilerinin uzun dönemde istikrarlı bir yapıya sahip olduğu ancak belirli dönemlerde dışsal faktörlerden kaynaklanan ani sapmalara açık olduğu ifade edilebilir. Söz konusu yapı, yatırımcılar için öngörülebilirliği yüksek bir yapı sunarken, kriz dönemlerinde önemli risklerin oluşabileceğine de işaret etmektedir.

Belirli bir zaman içerisinde ortaya çıkan haberlerin ya da şokların finansal varlık serilerine etkisini ölçümlemek ya da varyans dinamiklerini gözlemleyebilmek amacıyla özellikle volatilitenin yüksek olduğu dönemlerde finansal analizlerde volatilité modellerin kullanılması gerekmektedir (Bollerslev, 1986).

3.2. Birim Kök Testi

Ekonometrik zaman serileri analizlerinde, serilerin durağan olup olmadığını tespit etmek önemli bir aşamadır. Bir finansal serinin ortalama, varyans ve kovaryans gibi istatistiksel özelliklerinin zaman içinde sabit kalması anlamına gelen durağanlık kavramı ile veriler tahmin edilebilir bir yapıya dönüşmektedir. Bu da bir serinin geçmişteki değerinin gelecekteki değerle benzer bir dağılıma sahip olacağını da göstermektedir. Bu yüzden zaman serilerinin analizi sırasında yapılması gereken ilk aşama serilerin durağan olup olmadığını belirlemektir.

Ekonomik modellerde durağan olmayan seriler sahte regresyon sorunuyla karşı karşıya kalmakta ve bu durum değişkenler arasındaki gerçek ilişkinin de yansıtılmamasına sebep olabilmektedir Granger ve Newbold (1974)'un yaptıkları çalışmalarda zaman serisi analizlerinde, durağanlığı birim kök testi ile incelemenin analiz sonuçların güvenilirliğini arttıracaklarını da belirtmiştir. Bu konuda, en yaygın kullanılan testlerden biri Augmented Dickey-Fuller (ADF) testidir. ADF testi, Dickey-Fuller testinin bir genişletilmiş versiyonu olup serinin otoregresif bir model AR(p) ile incelenmesine olanak tanımaktadır. Dickey ve Fuller(1981) hata terimleri arasındaki otokorelasyonu ortadan kaldırmak amacıyla denklemlerin sağ tarafına bağımlı değişkenin gecikmeli değerlerinin eklenmesini önermektedir.

ADF testinin üç farklı versiyonu bulunmaktadır: sabitsiz-trendsiz model, sabitli model ve sabitli ve trendli model. Bu modeller şu şekilde ifade edilir (Çil, 2018: 294).

$$\text{Sabitsiz ve trendsiz model: } \Delta Y_t = \theta y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\text{Sabitli Model: } \Delta Y_t = \mu + \theta y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\text{Trendli Model: } \Delta Y_t = \mu + \beta_t + \theta y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Phillips-Perron (PP) testi, ADF testine ek olarak geliştirilen, zaman serilerinin durağanlığını test etmek kullanılan diğer bir yöntemdir. Phillips ve Perron (1988) tarafından geliştirilen bu test, ADF testini geliştirerek hata terimlerin dağılımları üzerinde düzeltmeler yapılmasına olanak tanımakta ve otokorelasyonu dikkate almaktadır. PP testinde de, ADF testindeki gibi üç farklı model türü (sabitsiz-trendsiz, sabitli ve sabitli-trendli) kullanılmaktadır ve temel denklemi şu şekildedir

$$\Delta Y_t = \mu + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Yöntem, hata teriminin beklenen değerinin sıfır ($E(\varepsilon_t) = 0$) olduğu varsayımına dayanmaktadır. Veriyi yaratan süreçte $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$ temel hipotez altında μ ve α katsayılarına ait hipotezleri test ederek dağılımları oluşturmuşlardır.

ADF ve PP testleri, zaman serisi analizleri serilerin durağan olup olmamasına bağlı olarak model seçimi yaparak başlangıç aşamasında kritik bir rol oynamakta ve uzun vadeli tahminlerde önemli değişiklikler gözlenebilmektedir. ADF ve PP testlerinde serilerin durağanlığını kontrol etmek amacıyla oluşturulan hipotezler, H_0 (yokluk) hipotezi ve H_1 alternatif hipotezdir ve aşağıdaki şekilde yorumlanabilmektedir:

$$H_0: p \geq 0 \text{ (Seride birim kök vardır, seri durağan değildir.)}$$

$$H_1: p < 0 \text{ (Seride birim kök yoktur, seri durağandır)}$$

Çalışmadaki değişkenlerin durağanlığı hem ADF hem de PP testiyle hesaplanmış ve birim kök değerleri Tablo 3'te sunulmuştur.

Tablo 3: ADF ve PP Birim Kök Sonuçları

DÜZEY	Değişkenler	ADF		Sonuç	PP		Sonuç
		Sabit	Sabitli ve Trendli		Sabitli	Sabitli ve Trendli	
	GDJSI	-15,73365 (0,000)	-15,74767 (0,000)	I(0)**	-47,63101 (1,000)	-47,62546 (0,9984)	I(0)**
	GXUSRD	-49,29790 (0,000)	-49,42738 (0,000)		-49,34027 (0,000)	-49,45271 (0,000)	

*Parantez içerisindeki değerler t istatistiği olasılık değerleridir.

**Test sonuçları sabitli ve sabitli-trendli model üzerinden tahmin edilerek sonuçlara ulaşılmıştır. Maksimum gecikme sayısı Akaike Info Criterion (AIC) kullanılarak belirlenmiş ve maksimum 4 alınmıştır.

***PP testinde Bartlett Kernel ve Newey West Bandwidth methodları kullanılmıştır.

***ADF ve PP testi için kritik değerler %1, %5 ve %10 anlam düzeyinde sırasıyla sabit için -3.43, -2.86, 2.56, sabit ve trend için -3.91, -3.41 ve -3.12'tir.

Tablo 3'ten de görüleceği üzere, söz konusu değişkenlerin birim kök içerip içermediğini analiz etmek amacıyla ADF ve PP testleri uygulanmış her iki testte de aynı sonuca ulaşılmıştır. Tüm değişkenler düzeyde %1, %5 ve %10 anlamlılık seviyesinde hem sabitli hem de sabit-trendli modellerde, olasılık değerlerinin ($p < 0,05$) olması sebebiyle, H_0 hipotezi reddedilerek alternatif hipotezi (H_1) kabul edilmiştir. Diğer bir ifade ile, seriler düzeyde durağan veya $I(0)$ derecede entegre olduğu tespit edilmiştir.

Bir finansal varlığın getiri oranların zamanla olan varyans değişimini yani yakalamak adına ARCH ve GARCH volatilite modelleri uygulanmaktadır. Finans literatüründe sıklıkla volatilite kümelenmesi gibi olguları test etmek amacıyla dinamik volatilite modelleri veya skolastik volatilite modelleri kullanılmakta, modelin uygulama aşamasında öncelikli olan varyansın değişken olup olduğunu sınamak için ortalama bir denklem kurulmaktadır. Burada önemli olan değişkenlerin bir önceki dönemleriyle istatistiksel olarak anlamlı olup olmaması değil, ARCH etkisinin varlığını açıklayan “heteroskedastisite” testinin sonucudur. Çalışmada, serinin koşullu varyansında otokorelasyon olup olmadığını ve varyansın durağanlık gösterip göstermediğini incelemek açısından en uygun ortalama model denklemi ARMA(1,1) kurularak elde edilen kalıntı serileri ile ARCH Heteroskedastisite testi uygulanmıştır. Bu amaçla H_0 : “Hata terimleri rastgele ve birbirinden bağımsızdır” şeklinde kurulan hipotez test edilmiştir. Bu testteki sonuçlar Tablo 4'te sunulmaktadır.

Tablo 4: Minimum Kareler Yöntemi

	Katsayılar	t İstatistik değeri	Olasılık Değeri
c	-0,01134	-1,39124	0,1643
DJSI(-1)	0,04057	2,01432	0,0441
c	0,04648	3,24052	0,0012
XUSRD(-1)	0,00062	0,31011	0,0755
ARCH-H Heteroskedastisite Test	16,83026 (0,0000)		

Tablo 4'teki sonuçlar, her iki endeks serisinin bir önceki dönem değerlerine dayalı regresyon analizinde güçlü bir ARCH etkisinin mevcut olduğunu göstermektedir (p -değeri=0.0000). Bu sonuç, varyansın sabit olmadığını ve zamanla değişkenlik gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bu amaçla, çalışmada öncelikle her bir değişkenin zaman içerisindeki hareketlerini volatilite modelleriyle analiz edilmiş, sonrasında bu iki değişkenin zaman içinde dinamik olarak birbirlerini nasıl etkilediğini ve değişkenlerin korelasyonunu incelenmiştir. Çalışmada, endekslere ait getiri serilerinin zaman içindeki oynaklığını tahmin etmek ve yönetmek volatilite modelleri uygulanmıştır. XUSRD endeks getiri serisi için volatilite modelleri Tablo 5'te yer almaktadır.

Tablo 5: XUSR D Değişkeni için Volatilite Modeli Sonuçları

XUSR D	ARCH(1)*	GARCH (1,1)	ARCH-M	GARCH-M (1,1)	EGARCH (1,1)	TARCH(1,1)
Ortalama Denklemi						
Sabit (c)	0.00110	0.11857	-0.47345	0.00884	0,09915	0.10470
GXUSR D(-1)	0.04237	0.00954	0.01351	0.00934	0.00491	0.01246
GARCH (Ort.)	-	-	0.24162	0.04876	-	-
Varyans Denklemi						
Sabit(c)	2.14520	0.11426	2.14520	0.11684	-	0.16689
$\alpha_1 : (\text{RESID}(-1)^2)$	0.21768	0.07790	0.21768	0.07813	-	0.06501
$\gamma : \text{Resid}(-1)^2 * (\text{RESID}(-1) < 0)$	-	-	-	-	-	0.06510
$\beta_1 : (\text{GARCH}(-1))$	-	0.88000	-	0.87866	-	0.84053
$\delta : C(4)$	-	-	-	-	-0.04963	-
C(5)	-	-	-	-	0.94814	-
Özet İstatistikler						
Log likelihood	-4681.777	-4569.313	-4662.092	4567.812	-4560.566	-4564.109
AIC	3.80648	3.71599	3.79130	3.71552	3.70963	3.71251
SIC	3,81591	3.72021	3.80309	3.72965	3.72379	3.72667

XUSR D değişkeni için ARCH(1) modeli incelendiğinde; varyans denkleminde yer alan sabit terim ve ARCH parametrelerinin pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Bu bulgu, değişkenin volatilite modellenmesine uygun olduğunu göstermektedir.

GARCH(1,1) modelinde yer alan varyans denkleminde hem ARCH(α) hem GARCH(β) etkisi pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır olup $\alpha + \beta$ parametrelerin toplamı (0.9579) olup 1’den küçük olması sebebiyle model kısıtına da uymaktadır. Buna göre, XUSR D getiri serisinde yoğun volatilite kümelenmesi olduğunu; volatiliteye gelen şokların kalıcı ve sürekli etkilere sahip olduğunu göstermektedir.

ARCH-M modeli için ortalama denkleminde yer alan GARCH parametresi (0.2416) istatistiksel olarak anlamlı olup, değişkenin risk primini göstermektedir. GARCH-M modelinin ortalama denkleminde yer alan GARCH parametresi (0.0487) istatistiksel olarak anlamlı olup, değişken için hesaplanan risk primini göstermektedir. GARCH-M modeli varyans denkleminde yer alan parametrelerinin toplamı (0,9568) da diğer modellerle benzer şekilde serideki yoğun volatilite kümelenmesine işaret etmektedir.

EGARCH modelinde C(4) parametresi (-0.0496) negatif katsayıya sahiptir ve istatistiksel olarak anlamlıdır, dolayısıyla seride asimetrik etkinin varlığından söz edilebilir. Diğer bir deyişle, ilgili seri açısından pozitif ve negatif şoklar, volatilite üzerinde farklı etkileri yaratmaktadır. İlgili parametrenin negatif olması, varlığın kaldıraç etkisine sahip olduğu, yani negatif şokların pozitif olanlara kıyasla volatiliteyi daha fazla arttırdığını göstermektedir. Başka bir ifade ile bu varlığın (XUSR D) parametresine gelen olumsuz haberler olumlu haberlere göre volatiliteyi daha fazla etkilemektedir. C(5) parametresi (0.9481) olup seride yoğun bir volatilite kümelenmesi olduğuna göstermektedir.

TARCH(1,1) modelinde, ARCH(α) ve GARCH(β) parametrelerinin toplamı da (0.9055) olup model kısıtını ($\alpha + \beta < 1$) sağlamakta olup bu seri üzerinde volatilite kümeleniminin yoğun yaşandığını ve şokların kalıcı etkiye sahip olduğu söylenebilir. Aynı zamanda eşik değeri ($\text{Resid}(-1)^2 * (\text{RESID}(-1) < 0)$) istatistiksel olarak pozitif ve anlamlı olması serideki asimetrik etkiyi doğrulamaktadır. Çalışmaya konu tüm modeller içerisinde bilgi kriterleri incelendiğinde hem AIC hem SIC kriterine göre XUSR D endeksi için en uygun model, EGARCH modelidir.

DJSI endeks getiri serisi için volatilite modelleri incelenmiş ve Tablo 6’da sunulmaktadır.

Tablo 6: DJSI Değişkeni için Volatilite Modeli Sonuçları

DJSI	ARCH(1)	GARCH(1,1)	ARCH-M	GARCH-M	EGARCH	TARCH(1,1)
Ortalama Denklemi						
c	0.00063	0.05385	0.07522	0.01362	0.01392	0.02281
GDWJNS(-1)	0.12919	0.12220	0.13809	0.12225	0.13474	0.12045
GARCH	-	-	-0.01895	0.02019	-	-
Varyans Denklemi						
c	0.47445	0.03296	0.47445	0.02015	-	0.01953
A: RESID(-1)^2	0.45046	0.16531	0.45046	0.01697	-	0.01811
Resid(-1)^2*(RESİD(-1)<0)	-	-	-	0.17865	-	0.18061
β: GARCH(-1)	-	0.79781	-	0.86716	-	0.86740
C(4)	-	-	-	-	-0.13883	-
C(5)	-	-	-	-	0.96763	-
Özet İstatistikler						
Log likelihood	-	-2837.798	-3020.893	-2799.82	-2783.151	-2800.147
AIC	2.32586	2.30934	2.458077	2.280097	2.26576	2.279567
SIC	2.55148	2.321137	2.469874	2.296613	2.27991	2.293723

DJSI değişkeni için ARCH(1) modeli incelendiğinde; varyans denkleminde yer alan sabit terim ve ARCH parametrelerinin pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Bu bulgu, değişkenin volatilite modellemesine uygun olduğunu göstermektedir.

GARCH(1,1) modelinde yer alan varyans denkleminde hem ARCH(α) hem GARCH(β) etkisi pozitif ve istatistiksel olarak anlamlıdır olup $\alpha + \beta$ parametrelerin toplamı (0.9631) olup 1'den küçük olması sebebiyle model kısıtına da uymaktadır. Buna göre, DJSI getiri serisinde yoğun volatilite kümelenmesi olduğunu; volatiliteye gelen şokların kalıcı ve sürekli etkilere sahip olduğunu göstermektedir.

ARCH-M modeli için ortalama denkleminde yer alan GARCH parametresi (-0.01895) istatistiksel olarak anlamlı olup, değişkenin risk primini göstermektedir. GARCH-M modelinin ortalama denkleminde yer alan GARCH parametresi (0.0201) istatistiksel olarak anlamlı olup, değişken için hesaplanan risk primini göstermektedir. GARCH-M modeli varyans denkleminde yer alan parametrelerinin toplamı (0.8841) da diğer modellerle benzer şekilde serideki yoğun volatilite kümelenmesine işaret etmektedir.

EGARCH modelinde C(4) parametresi (-0.13883) negatif katsayıya sahiptir ve istatistiksel olarak anlamlıdır, dolayısıyla seride asimetric etkinin varlığından söz edilebilir. Diğer bir deyişle, ilgili seri açısından pozitif ve negatif şoklar, volatilite üzerinde farklı etkileri yaratmaktadır. İlgili parametrenin negatif olması, varlığın kaldıraç etkisine sahip olduğu, yani negatif şokların pozitif olanlara kıyasla volatiliteyi daha fazla arttırdığını göstermektedir. Başka bir ifade ile bu varlığın (XUSRD) parametresine gelen olumsuz haberler olumlu haberlere göre volatiliteyi daha fazla etkilemektedir. C(5) parametresi (0.9676) olup seride yoğun bir volatilite kümelenmesi olduğuna göstermektedir.

TARCH(1,1) modelinde, ARCH(α) ve GARCH(β) parametrelerinin toplamı da (0.8855) olup model kısıtını ($\alpha + \beta < 1$) sağlamakta olup bu seri üzerinde volatilite kümeleniminin yoğun yaşandığını ve şokların kalıcı etkiye sahip olduğu söylenebilir. Aynı zamanda eşik değeri (Resid(-1)^2*(RESİD(-1)<0) istatistiksel olarak pozitif ve anlamlı olması serideki asimetric etkiyi doğrulamaktadır. Çalışmaya konu tüm modeller içerisinde bilgi kriterleri incelendiğinde, hem AIC hem SIC kriterine göre DJSI endeksi için en uygun model, EGARCH modelidir.

XUSRD ve DJSI değişkenlerinin arasındaki volatilite ilişkisi DCC-GARCH yöntemiyle incelenmiş ve Tablo 7'de sunulmaktadır. Çalışmanın analizi iki aşamada gerçekleştirilmiştir. Birinci aşamada, XUSRD ve DJSI getirileri arasında uygun mertebeye sahip Vektör Otoregresif (VAR) modelleri tahmin edilerek modellerin kalıntıları elde edilmiştir. İkinci aşamada ise, bu kalıntılar ile, endeksler arasındaki ilişkiyi daha doğru bir şekilde modelleyebilmek adına DCC-GARCH modelleri tahmin edilmiştir. Bu süreç, endeksler arasındaki volatilite etkileşimlerini ve zamana bağlı korelasyonları daha doğru bir şekilde incelemeyi mümkün kılmaktadır.

Tablo 7: XUSR ve DJSI Endeks Getirilerine Ait DCC-GARCH Modeli Sonuçları

	Katsayılar	Standart Hata	t istatistik değeri	Olasılık değeri
γ_1	0.01891	0.00655	2.88516	0.0003
γ_2	0.00326	0.00183	1.77510	0.0075
a_{11}	0.0768	0.1644	4.67261*	0.0000
b_{11}	0.8873	0.0286	31.0035*	0.0000
a_{22}	0.1432	0.0213	6.71940*	0.0000
b_{22}	0.7423	0.0506	14.6567*	0.0000
a_{12}	0.0209	0.0193	1.08191	0.2792
b_{12}	-0.0171	0.0373	-0.45922	0.6460
a_{21}	-0.0087	0.0104	-0.82714	0.4081
b_{21}	-0.1435	0.0761	-1.88480**	0.0594
θ_1	0.0159	0.0061	2.57110*	0.0100
θ_2	0.9589	0.0169	56.5171*	0.0000

Not: * %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlılığı ifade etmektedir.

** %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel açıdan anlamlılığı ifade etmektedir.

Tablo 7 incelendiğinde, XUSR endeksinin volatilitésinin kalıcılığını temsil eden a_{11} ve b_{11} parametreleri %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuş ve toplamı 0.96 olarak hesaplanmıştır. Bu değerin 1'e yakın olması, piyasada belirli bir düzeyde volatilité kalıcılığının mevcut olduğunu gösterse de uzun vadeli ve sürekli bir etkiye işaret etmemektedir. Matematiksel olarak değerlendirildiğinde, 0.96, volatilitenin yaklaşık 100 gün içerisinde büyük ölçüde sönümlendiğini göstermektedir. Benzer şekilde, DJSI için hesaplanan 0.88 değeri, şokların daha kısa bir sürede etkisini kaybettiğine işaret etmektedir. Buna karşın, uzun vadeli volatilité kalıcılığı, parametre toplamının 0.99 ve üzeri olduğu durumlarda anlam kazanmaktadır. Bu çerçevede, elde edilen parametre değerleri, volatilité şoklarının belirli bir süre devam ettiğini ancak uzun vadede etkisini büyük ölçüde kaybettiğini ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, piyasa volatilitésinde kısa ve orta vadeli kalıcılık söz konusu olmakla birlikte, kalıcı etkilerin varlığı yönündeki yorumların dikkatle ele alınması gerekmektedir.

DCC-GARCH modeli sonuçlarına göre, DJSI volatilitésinden XUSR volatilitésine doğru olan etkileşim incelendiğinde, a_{21} ve b_{21} parametrelerinden yalnızca b_{21} parametresi %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bu bulgu, DJSI endeksinde meydana gelen %1'lik volatilité şokunun XUSR endeksinin volatilitésini %0.14 oranında azalttığını göstermektedir. Yani, küresel bir endeks olan DJSI'deki belirsizlik hâli artışı, yerel bir endeks olan XUSR'de volatilitéyi azaltıcı bir etki yaratmaktadır. Bu sonuç, büyük piyasalardan gelen şokların, küçük ve gelişmekte olan piyasalarda volatilitéyi sınırlayıcı bir etkiye sahip olabileceğini öne süren literatür ile uyumludur (Kearney & Patton, 2000). Bu durumun altında yatan ana nedenlerden biri, küresel piyasalardaki volatilité artışlarının yerel piyasalara olan sermaye akışını artırma eğiliminde olmasıdır. Örneğin, DJSI gibi büyük ve likit piyasalardaki belirsizlikler, küresel yatırımcıların sermayelerini daha küçük ve gelişmekte olan piyasalara yönlendirmelerine yol açabilir. Bu durum, yerel piyasalardaki likiditeyi artırarak volatilitenin azalmasına katkıda bulunabilir. Bu dinamik, özellikle gelişmekte olan piyasalarda, yatırımcı davranışları üzerinde belirgin bir etki yaratır ve riskin farklı piyasa türlerinde asimetrik bir şekilde dağıldığını gösterir. Bir diğer açıklama ise, farklı piyasa yapıları ve yatırımcı profillerine bağlıdır. Küresel piyasalarda volatilité artışı genellikle sistemik risk algısını tetiklerken, yerel piyasalarda bu riskin belirli bir süreliğine sınırlanmasına yol açabilir. DJSI gibi büyük piyasalardaki volatilité şoklarının, daha küçük piyasalara olan etkisinin sınırlı kalması veya bu etkilerin ters yönde ortaya çıkması, küresel yatırımcıların portföy çeşitlendirme stratejilerinden kaynaklanabilir. Özellikle BIST gibi yerel endekslerde, sürdürülebilirlik odaklı yatırımların daha az spekülative davranışlar sergileyen bir yatırımcı kitlesine sahip olduğu düşünülebilir. Son olarak, bu bulgu, küresel finansal şokların zamanla azalan etkileri ile de ilişkili olabilir. Büyük piyasalarda yaşanan volatilité artışları, yerel piyasalarda başlangıçta bir etki yaratsa da zamanla bu etkinin azalması ve hatta tersine dönmesi olasıdır. Küresel piyasalardaki yatırımcıların, riskten kaçış dönemlerinde daha az entegre piyasalara yönelme eğiliminde olduğu, literatürde sıkça vurgulanmıştır (Bekaert ve Harvey, 1997; Engle & Susmel, 1993). Bu bağlamda, DJSI'nin volatilité şoklarının XUSR üzerinde negatif bir etkisinin bulunması hem piyasa yapılarındaki farklılıklar hem de yatırımcı davranışları çerçevesinde değerlendirilmelidir. Bu bulgu, küresel ve yerel piyasa dinamiklerinin nasıl etkileştiğine dair önemli bir içgörü sunmaktadır ve gelecekteki araştırmalar için potansiyel bir odak noktası oluşturabilir.

Küresel finansal piyasalardaki likidite fazlalığı ve daha büyük yatırımcı tabanı, volatilite şoklarının etkisini yayarak, küçük piyasalardaki volatiliteyi düşürebilir. Bu bulgu, özellikle küresel ve yerel piyasalarda sürdürülebilirlik odaklı yatırımların volatilite etkileşimlerinin nasıl farklılaştığını anlamada önemlidir. DJSI'deki volatilitenin XUSRD üzerindeki azaltıcı etkisi, uluslararası piyasa dinamiklerinin yerel piyasalarda volatiliteyi hafifletici bir rol oynayabileceği hipotezini desteklemektedir (Engle & Susmel, 1993). Küresel piyasaların şokları daha geniş bir likidite havuzu ile desteklemesi, bu piyasalardan yerel piyasalara doğru olan volatilite aktarımının daha sınırlı veya ters etkili olmasına neden olabilir. Bu bulgu, uluslararası finans piyasalarında, gelişmiş piyasalardan gelişmekte olan piyasalara doğru asimetrik volatilite aktarımı teorisiyle de paralellik göstermektedir (Fratzscher, 2009). Küresel piyasalardaki istikrar, yerel piyasalardaki volatiliteyi baskılayarak, gelişmekte olan piyasaların volatiliteye karşı daha dirençli hale gelmesine neden olabilmektedir.

BIST Sürdürülebilirlik Endeksi getirileri ile DowJones Sürdürülebilirlik Endeksi getirileri arasındaki dinamik korelasyon ilişkisini ifade eden θ_1 ve θ_2 parametreleri %5 anlamlılık seviyesinde istatistiksel açıdan anlamlıdır. İlgili parametrelerin katsayılarının toplamı 0,97 olarak hesaplanmıştır. Bu değerin 1'e yakın olması sebebiyle ve buna göre getiriler arasında zamana göre değişen pozitif yönlü ve çok kuvvetli bir korelasyon ilişkisi bulunduğunu göstermektedir.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Ekonomik büyümenin temel unsurlarından biri, finansal piyasaların sermaye akışını düzenlemesi ve risk yönetim süreçlerinde yatırım ve stratejik karar alma gibi konularda yatırımcılara rehberlik edebilmesidir. Piyasalarda meydana gelen ani fiyat dalgalanmaları olarak ifade edilen volatilite kavramı, piyasa riskinin en belirgin göstergelerinden biridir. Özellikle gelişmekte olan ülkelerin küresel finansal dalgalanmalara daha duyarlı olması, piyasanın volatilite dinamiklerini daha karmaşık hale getirebilmektedir. Finansal araçlar, yardımcı kuruluşlar ve yatırımcılar için volatilitenin doğru modellenmesi, gelecekteki riskleri yönetmede kritik rol oynar. Gelişmekte olan ekonomilere özgü yapısal özellikler ve piyasa dinamikleri dikkate alınarak gerçekleştirilen akademik çalışmalar ve analizler, finans literatürüne anlamlı katkılar sağlamaktadır.

Borsa İstanbul Sürdürülebilirlik Endeksi (XUSRD), Türkiye'de Kasım 2014'te yayımlanmış ve şirketlerin çevresel, sosyal ve yönetim (ESG) alanlarındaki performanslarının objektif bir şekilde değerlendirilmesine dayalı olarak oluşturulmuştur. Bu endeksin temel amacı, yatırımcıların sürdürülebilirlik performansı yüksek şirketlere yatırım yapmasını kolaylaştırırken, şirketlerin de sürdürülebilirlik projelerini geliştirmesini teşvik etmektir. S&P Dow Jones Sürdürülebilirlik Endeksi (DJSI) ise 1999 yılında oluşturulan, sürdürülebilirlik konusunda lider olan şirketleri bir araya getiren ve bu alanda ilk küresel endeks olma özelliğini taşıyan bir endekstir. Bu iki endeksin en temel özelliği, farklı sektörlerde ve bölgelerde faaliyet gösteren şirketlerin sürdürülebilirlik uygulamalarını kapsamlı bir şekilde değerlendirerek, yatırımcılara uzun vadeli değer yaratma potansiyeline sahip şirketleri tanıma imkânı sunmasıdır.

Bu çalışmada, XUSRD ve DJSI kapsamında yer alan sürdürülebilirlik kriterlerine odaklanan şirketlerin piyasa şoklarına karşı duyarlılığı ölçülmüş, volatilite dinamikleri incelenmiş ve bu iki endeks arasındaki etkileşim volatilite yayılımıyla analiz edilmiştir. Çalışmada, her bir değişkenin zaman içerisindeki hareketleri volatilite modelleriyle analiz edilmiştir. Tüm modeller arasında bilgi kriterleri incelendiğinde hem AIC hem SIC kriterine göre XUSRD ve DJSI için en uygun modelin EGARCH modeli olduğu tespit edilmiştir. Her iki seride de yoğun volatilite kümelenmesi olduğu belirlenmiştir. Ayrıca, pozitif ve negatif şokların volatilite üzerinde farklı etkiler yarattığı görülmüş ve finansal varlıkların kaldıraç etkisine sahip olduğu saptanmıştır. Başka bir ifadeyle, endeks getiri serisinde meydana gelen negatif şokların, pozitif olanlara kıyasla volatiliteyi daha fazla artırdığı tespit edilmiştir.

Negatif şokların pozitif şoklara kıyasla daha yüksek volatiliteye yol açmasının temelinde, yatırımcı davranışlarının asimetrik risk algısı bulunmaktadır. Negatif şoklar, şirketlerin gelecekteki nakit akışlarına, finansal performanslarına ve genel değerlemelerine yönelik belirsizliği artırarak piyasalarda algılanan risk seviyesini yükseltmektedir. Bu durum, yatırımcıların portföylerini yeniden yapılandırma ve daha az riskli varlıklara yönelme eğilimini tetiklemekte, dolayısıyla satış baskısını artırarak fiyat hareketliliğini (volatiliteyi) yükseltmektedir. Buna karşılık, pozitif şoklar (örneğin, beklenenden daha yüksek kâr açıklamaları veya olumlu makroekonomik gelişmeler), piyasalarda güveni artırsa da genellikle yatırımcı davranışlarında daha sınırlı bir oynaklık yaratmakta ve kaldıraç etkisinin büyüklüğünü azaltmaktadır.

Çalışmada, XUSRD ile DJSI arasındaki volatilite yayılım etkisi DCC-GARCH yöntemiyle incelenmiştir. Araştırma sonuçlarına göre, DJSI endeksinde meydana gelen %1'lik bir volatilite şokunun

XUSRD'nin volatilitisini %0.14 oranında azalttığı saptanmıştır. Bu bulgu, küresel ve yerel piyasalar arasındaki karmaşık dinamiklerin önemini vurgulamaktadır. Küresel endekslerdeki volatilitenin, genellikle yüksek düzeyde entegre olmayan yerel piyasalarda risk algısını şekillendirerek ters yönde bir etki yaratabileceği ifade edilmektedir (Bekaert ve Harvey, 1997; Engle, 2002). Küresel piyasalarda artan belirsizlik dönemlerinde, yatırımcılar riskten kaçma eğilimi göstererek yerel piyasalara yönelebilmekte ve küresel piyasalardan fon çıkışı yaşanabilmektedir. Bu tür asimetrik ilişkiler, özellikle finansal krizler veya küresel belirsizlik dönemlerinde sıkça gözlemlenmektedir. Bu çalışma, sadece teorik katkılar sunmakla kalmayıp, politikacılar ve yatırımcılar için çeşitli çıkarımlar sağlamaktadır. Politikacıların, yerel piyasaların yapısal dayanıklılığını artırmak için sürdürülebilirlik temelli yatırımları teşvik edici düzenlemeler yapması sürdürülebilirlik için önem taşımaktadır. Ayrıca, piyasa entegrasyonunu artırıcı reformların hayata geçirilmesi hem küresel hem de yerel piyasaların dinamiklerinin daha iyi anlaşılmasına olanak sağlayacaktır. Yatırımcılar açısından, sürdürülebilirlik kriterlerine uygun şirketlere yatırım yapmak, volatilitenin risklerini yönetmede ve azaltabilmede etkili bir strateji sunabilmektedir.

KAYNAKÇA

- Akkaya, M., & Küçükpınar, M. A. (2023). Volatilite ve asimetrik fiyat hareketleri üzerine bir inceleme: BIST100 örneği. *Beykoz Akademi Dergisi*, 11(2), 110-132.
- Andersen, T. G., & Bollerslev, T. (1998). Answering the skeptics: Yes, standard volatility models do provide accurate forecasts. *International Economic Review*, 39(4), 885-905. <https://doi.org/10.2307/2527343>
- Atakan, T. (2009). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda değişkenliğin (volatilitenin) ARCH-GARCH yöntemleri ile modellenmesi. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi İşletme İktisadi Enstitüsü Yönetim Dergisi*, 20(62), 48-61.
- Başcı, E. S. (2011). İMKB Mali ve Sınai Endeksleri'nin 2002-2010 dönemi için günlük oynaklığının karşılaştırmalı analizi. *Dokuz Eylül Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 12(2), 187-199.
- Bayçelebi, B. E., & Ertuğrul, M. (2020). BIST Banka Endeksi volatilitésinin GARCH modelleri kullanılarak modellenmesi. *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(1), 233-244.
- Bekaert, G., & Harvey, C. R. (1997). Emerging equity market volatility. *Journal of Financial Economics*, 43(1), 29-77.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Bollerslev, T., Engle, R. F., & Wooldridge, J. M. (1988). A capital asset pricing model with time-varying covariances. *Journal of Political Economy*, 96(1), 116-131.
- Brown, R. L., Durbin, J., & Evans, J. M. (1975). Techniques for testing the constancy of regression relationships over time. *Journal of the Royal Statistical Society*, 37(2), 149-192.
- Bulut, E. (2024). Sectoral volatility in Borsa İstanbul: A GARCH-based comparative analysis. *Ahi Evran Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 10(2), 507-522.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, A. C. (1997). *The econometrics of financial markets*. Princeton University Press.
- Cont, R. (2001). Empirical properties of asset returns: Stylized facts and statistical issues. *Quantitative Finance*, 1(2), 223-236.
- Çelik, A. (2021). Volatility of BIST 100 returns after 2020, calendar anomalies and COVID-19 effect. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*, 15(1), 61-81.
- Delice, G., & Tuncay, M. (2024). İslami sermaye piyasalarında volatilite: İslami hisse senedi endeksleri üzerinden karşılaştırmalı bir analiz.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 427-431.
- Ege, İ., & Topaloğlu, T. N. (2019). Pay piyasalarında volatilite tahminlemesi: Borsa İstanbul Mali ve Sınai Endeksleri üzerine bir uygulama. *Journal of Mehmet Akif Ersoy University Economics and Administrative Sciences Faculty*, 6(3), 618-633.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Engle, R. F. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 339-350. <https://doi.org/10.1198/073500102288618487>
- Engle, R. F., & Susmel, R. (1993). Common volatility in international equity markets. *Journal of Business & Economic Statistics*, 11(2), 167-176. <https://doi.org/10.2307/1391967>
- Engle, R. F., Lilien, D. M., & Robins, R. P. (1987). Estimating time varying risk premia in the term structure: The ARCH-M model. *Econometrica*, 55(2), 391-407.
- Ertuğrul, M. (2019). Kripto paraların volatilite dinamiklerinin incelenmesi: GARCH modelleri üzerine bir uygulama. *Journal of Management and Economics Research*, 17(4), 59-71.
- Fratzscher, M. (2009). What explains global exchange rate movements during the financial crisis? *Journal of International Money and Finance*, 28(8), 1390-1407. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2009.07.005>
- Gabriel, A. S. (2012). Evaluating the forecasting performance of GARCH models: Evidence from Romania. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 62, 1006-1010. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.09.171>
- Gajurel, R. P. (2021). Volatility of Daily Nepal Stock Exchange (NEPSE) Index Return: A Garch Family Models. *Tribhuvan University Journal*, 36(1), 31-44.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801.
- Goudarzi, H., & Ramanarayanan, C. S. (2010). Modeling and estimation of volatility in the Indian stock market. *International Journal of Business and Management*, 5(2), 85-98.
- Granger, C. W. J., & Newbold, P. (1974). Spurious regressions in econometrics. *Journal of Econometrics*, 2(2), 111-120.
- Gülşah, A. Y., & Musa, G. Ü. N. (2020). Borsa İstanbul pay piyasasında volatilite modellemesi: BIST Banka Endeksi üzerine bir uygulama. *Business & Management Studies: An International Journal*, 8(5), 3795-3814.
- Hepsağ, A., & Akçalı, B. Y. (2016). Analysis of volatility spillovers between the bank stocks traded in İstanbul stock exchange and New York stock exchange. *Eurasian Academy of Sciences Eurasian Econometrics, Statistics & Empirical Economics Journal*, 1, 54-72.

- Joldes, C. C. (2019). Modeling the volatility of the Bucharest Stock Exchange using the GARCH models. *Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research*, 53(1).
- Kayral, İ. E. (2020). En yüksek piyasa değerine sahip üç kripto paranın volatilitelerinin tahmin edilmesi. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 12(22), 152-168.
- Kearney, C., & Patton, A. J. (2000). Multivariate GARCH modeling of exchange rate volatility transmission in the European monetary system. *Financial Review*, 35(1), 29-48. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6288.2000.tb01419.x>
- Kılıç, M., & Ayriçay, Y. (2020). Seçilmiş BIST alt sektör endekslerinde volatilitenin ARCH-GARCH yöntemleri ile modellenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (88), 175-198.
- Koçoğlu, S. (2024). Avrupa yenilenebilir enerji stoklarının volatilité karakteri: ERIX Endeksi üzerine bir araştırma. *Fiscaoeconomia*, 8(1), 75-92.
- Konak, F., & Duman, D. (2018). Ay'ın evreleri etkisinin Borsa İstanbul 100 Endeksi'nde GARCH (1, 1) modeli ile test edilmesi. *Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 11(1), 287-304.
- Koy, A., & Dertli, S. E. (2016). Borsa İstanbul sektör endekslerinin volatilité modellemesi. *Trakya Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi E-Dergi*, 5(2), 1-23.
- Kula, V., & Baykut, E. (2018). BIST şehir endekslerinin volatilité yapıları ve rejim değişimlerinin analizi. *Muhasebe ve Finans İncelemeleri Dergisi*, 1(1), 38-59.
- Kuzu, S. (2018). Borsa İstanbul Endeksi (BIST 100) getiri volatilitésinin ARCH ve GARCH modeli ile tahmin edilmesi. *Journal of Accounting and Taxation Studies*, (8), 608-624.
- Lakshmanasamy, T. (2021). The relationship between exchange rate and stock market volatilities in India: ARCH-GARCH estimation of the causal effects. *International Journal of Finance Research*, 2(4), 244-259.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroscedasticity in asset pricing: A new approach. *Econometrica*, 59(2), 347-370.
- Ngo Thai, H. (2019). Dynamics of volatility spillover between stock and foreign exchange market: Empirical evidence from Central and Eastern European countries. *Economy and Finance: English-Language Edition of Gazdaság És Pénzügy*, 6(3), 244-265.
- Öndeş, T., & Levent, M. (2024). Koşullu değişen varyans modelleri ile volatilité yapısı analizi: Katılım 30 ve Katılım 50 Endeksleri üzerine bir uygulama. *Journal of Mehmet Akif Ersoy University Economics and Administrative Sciences Faculty*, 11(1), 66-84.
- Özden, Ü. H. (2008). İMKB Bileşik 100 Endeksi getiri volatilitésinin analizi. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 7(13), 339-350.
- Pederzoli, C. (2006). Stochastic volatility and GARCH: A comparison based on UK stock data. *European Journal of Finance*, 12(1), 41-59.
- Pesaran, M. H., Shin, Y., & Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16(3), 289-326.
- Phillips, P. C., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75(2), 335-346.
- Rashid, T., Ismail, A., & Rashid, K. (2020). Time series analysis of stock market volatility in Pakistan. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 6(4), 12-23.
- Şahin, Ö., Öncü, M. A., & Sakarya, Ş. (2015). BIST 100 ve kurumsal yönetim endeksi volatilitelerinin karşılaştırmalı analizi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (4), 23-35.
- Topaloğlu, E. E. (2020). Borsa İstanbul pay endekslerinin volatilité yapısı ve volatilité yayılımı: GARCH ve MGARCH modelleri ile BIST Sınai ve Mali Endeksleri örneği. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (63), 17-38.
- Tse, Y. K., & Tsui, A. K. C. (2002). A multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model with time-varying correlations. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 351-362.
- Ustalar, S. A., & Şanlısoy, S. (2021). COVID-19 krizinin Türkiye ve G7 ülkelerinin borsa oynaklıkları üzerindeki etkisi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 16(2), 446-462.
- Yaman, S., & Bayık, N. (2023). Riskli yatırım araçlarında volatilité modellemesi. *Anadolu Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 24(3), 515-549.
- Yaman, S., & Korkmaz, T. (2020). Döviz kurları ile BIST Turizm Endeksi getirileri arasındaki volatilité yayılım etkisinin belirlenmesi. *Business and Economics Research Journal*, 11(3), 681-702.
- Yıldırım, H. H., & Sakarya, Ş. (2019). BIST 30 ve Katılım 30 endeksi volatilitelerinin karşılaştırılması. *Muhasebe ve Finans İncelemeleri Dergisi*, 2(2), 167-174.
- Yong Fu, T., Holmes, M. J., & Choi, D. F. (2011). Volatility transmission and asymmetric linkages between the stock and foreign exchange markets: A sectoral analysis. *Studies in Economics and Finance*, 28(1), 36-50.
- Yu, J. (2002). Forecasting volatility in the New Zealand stock market. *Applied Financial Economics*, 12(3), 193-202.