

## RİSKLİ YATIRIM ARAÇLARINDA VOLATİLİTE MODELLEMESİ

Serdar YAMAN<sup>1</sup>, Nezahat BAYIK<sup>2</sup>

### Öz

Bu çalışmada, pay piyasası, döviz piyasası, kripto para piyasası, kıymetli maden piyasası ve borçlanma piyasası yatırım araçlarının volatilitelerinin modellenmesi, aralarındaki farkların ortaya konulması ve bireysel ve kurumsal yatırımcılara yatırım kararlarında yardımcı olacak bilgilerin ekonometrik yöntemlerle elde edilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada BIST100 ve S&P500 endeksleri, USD/TRY döviz kuru, BTC/USD, ons altın vadeli işlemler ve Türkiye bankacılık piyasası 3 aylık ortalama mevduat faizi farklı türlerde yatırım enstrümanları olarak ele alınmış ve 2018-2022 dönemi verileri kullanılarak volatiliteler yapıları incelenmiştir. ARCH/GARCH ve türevi modellerin kullanıldığı analizler sonucunda, BIST100 endeksi ve Bitcoin için EGARCH (1,1) modeli, S&P500 endeksi, USD/TRY döviz kuru, altın vadeli işlemler ve mevduat faizi için ise TGARCH (1,1) modeli en uygun model olarak belirlenmiştir. BIST100 ve S&P500 endeksleri ve Bitcoin volatilitelerinde kaldıraç etkisi tespit edilirken, diğer yatırım araçlarının volatilitelerinde böyle bir etkiye rastlanmamıştır. Mevduat faizi piyasaya gelen şokları en uzun sürede atlatan yatırım enstrümanı olarak tespit edilirken S&500 endeksi şokları en düşük sürede atlatan yatırım aracı olarak tespit edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Volatilitte, Volatilitte Modellemesi, Riskli Yatırım Araçları, ARCH/GARCH Modelleri

**JEL Kodları:** G11, C58, G32

## VOLATILITY MODELLING IN RISKY INVESTMENT INSTRUMENTS

### Abstract

In this study, it is aimed to model the volatility of stock market, foreign exchange market, crypto money market, precious metal market and debt market investment instruments, to reveal the differences between them and to obtain information that will help individual and institutional investors in their investment decisions by econometric methods. In the study, BIST100 and S&P500 indices, USD/TRY exchange rate, BTC/USD, ounce gold futures and 3-month average deposit interest in the Turkish banking market were considered as different types of investment instruments and volatility structures were examined using the 2018-2022 period data. As a result of the analyzes using ARCH/GARCH and their derivative models, EGARCH (1,1) model for BIST100 index and Bitcoin, and TGARCH (1,1) model for S&P500 index, USD/TRY exchange rate, gold futures and deposit interest, was determined as the most suitable model. While leverage effect was detected in BIST100 and S&P500 indices and Bitcoin volatility, no such effect was observed in the other investment instruments volatility. While the deposit rate was determined as the investment instrument in which the effects of the shocks to the market disappears in its volatility for the longest time, the S&500 index was determined as the investment instrument in which the effects of the shocks to the market disappears in its volatility for the shortest time.

**Keywords:** Volatility, Volatility Modelling, Risky Investment Instruments, ARHC/GARCH Models

**JEL Codes:** G11, C58, G32

<sup>1</sup> Dr. Öğr. Üyesi, Şırnak Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, [sdr73@gmail.com](mailto:sdr73@gmail.com), <https://orcid.org/0000-0002-8316-0805>

<sup>2</sup> Yüksek lisans öğrencisi, Şırnak Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, [bayiknezahat8@gmail.com](mailto:bayiknezahat8@gmail.com), <https://orcid.org/0000-0002-0457-5536>

## GİRİŞ

Her yatırımcı elindeki tasarruflarını minimum risk düzeyinde ve maksimum getiriye sağlayacak şekilde finansal faaliyetlerde bulunarak artırmayı hedeflemektedir. Günümüzde işletmeler de yatırımlarını ve birikimlerini en iyi şekilde değerlendirmek için birçok finansal faaliyette bulunmakta ve birikimlerini artırmayı amaçlamaktadırlar. Ne tür finansal faaliyet olursa olsun her işletme ve yatırımcı, karşılarında bulacakları birçok finansal risk türüne maruz kalmaktadırlar. Söz konusu riskler daha çok uluslararası piyasalarda faaliyet gösteren işletmeler için istenmeyen bir olguyu ifade etmektedir (Kuzu, 2018, s. 609). Bilindiği gibi, finansal risk beklenen getirinin gerçekleşen getiriden sapma olasılığını göstermektedir (Topaloğlu ve Yaman, 2018, s. 187). Küreselleşen piyasaların ve teknolojik gelişmelerin piyasaları birçok açıdan etkilediği görülmektedir. Bu açıdan bakıldığında makro ekonomik anlamda volatil bir ortam oluşmaktadır (Tuna ve İsabetli, 2014, s. 21). Bu koşullar yatırımcılar açısından bakıldığında, gelecekte bekledikleri getirileri için belirsizlik ve risk altında doğru karar vermeleri açısından oldukça önem arz etmektedir. Bu durum finansal piyasalarda yer alan yatırımcıların ihtiyatlı olmalarını gerektirmektedir. Risk ve getiri kavramları finans dünyasında oldukça önemli bir yere sahiptir. Modern Portföy Teorisine göre, yatırımcılar rasyoneldir ve aynı risk düzeyine sahip yatırım araçları içerisinde maksimum beklenen getiriye sahip olan yatırım aracına veya aynı beklenen getiri seviyesine sahip yatırım araçları içerisinde minimum riske sahip olan yatırım aracına yatırımlarını yönlendirmektedirler (Topaloğlu ve Yaman, 2018, s. 187). Dolayısıyla, her yatırımcı yatırım kararı verirken risk ve getiri arasında bir denge tutturmaya çalışmaktadır.

Optimal portföy seçimi yapmak isteyen yatırımcı çeşitli yatırım seçenekleri ile karşılaşabilir. Bu yatırım seçenekleri pay senetleri, tahviller, hazine bonoları, finansman bonoları, döviz kurları, kıymetli madenler ve çeşitli emtialar gibi yatırım araçları olabileceği gibi, yeni bir para birimi olan kripto paralar da olabilir. 2009 yılında piyasaya çıkan Bitcoin, henüz ilk dönemlerinde yatırımcıların ilgisini çekmeyi başarmış ve kısa sürede oldukça yüksek bir işlem hacmine ulaşmıştır. Gelişen yazılım teknolojileriyle birlikte blockchain teknolojisi yeni bir boyuta ulaşmıştır. Blockchain teknolojisinin önde gelen kripto para birimlerinden olan Bitcoin, kullanım amaçları içerisinde temel olarak merkeziyetsiz ve erişilebilir bir ödeme aracı olarak görülen bir sanal para birimidir (Atasoy ve Tuna, 2021, s. 3347). Günümüz dünyasında oluşan negatif olaylar ve bunun etkisinde zarar gören finansal yatırım araçları karşısında Bitcoin yeni bir yatırım aracı olarak kabul görmektedir. Kripto para piyasasının en büyük yatırım hacmine sahip para birimi olan Bitcoin yatırımcılar için yeni bir kapı aralamış ve Bitcoin'i takiben altcoin olarak ifade edilen birçok kripto para birimi türemiştir. Coinmarketcap.com verilerine göre 23.11.2022 tarihi itibarıyla yaklaşık olarak 21840 adet kripto para birimi ve token bulunmakta ve bu sayı her geçen gün artmaktadır.

Sermaye ve para piyasalarındaki gelişimler sayesinde yatırımcılar günümüzde çeşitli risk düzeylerinde yatırım araçlarına yatırım yapma imkanına sahiptirler. Risksiz yatırım araçları olarak hazine bonusu ve devlet tahvilleri, düşük riskli yatırım araçları olarak özel kesim bono ve tahvilleri, riskli yatırım araçları olarak da pay senetleri, kripto paralar, döviz, altın, türev finansal araçlar ve değişken faizli mevduat yatırımları örnek verilebilir. Tüm finansal varlıklar için risk, gelecekteki değer doğru tahmin edilememesi olasılığı olarak ifade edilebilir. Hazine bonusu ve devlet tahvillerinde yatırımcılar vade sonunda elde edecekleri getirileri net bir şekilde hesaplayabilmekte ve vade tarihinde muhatap bulmama problemi yaşamamaktadırlar. Bu nedenle hazine bonusu ve devlet tahvilleri risksiz yatırım araçları olarak görülmektedir. Benzer şekilde özel kesim bono ve tahvilleri ve sabit faizli mevduat yatırımlarında, geri ödeme riski gözaradı edildiğinde, vade sonundaki getiriler doğru tahmin edilebilmektedir. Riskli yatırım araçları olarak ifade edilen pay senetleri, kripto paralar, döviz, altın, türev finansal araçlar ve değişken faizli mevduat yatırımlarında ise yatırımın belirli bir vade sonrasındaki getirisinin doğru tahmin edilebilmesi çoğu zaman mümkün olmamaktadır. Söz konusu tahmin yüksek volatilitelerde yüksek sapmalı olabilmektedir. Söz konusu durumun en düşük risk düzeyine indirilmesi için etkin bir risk analiz yöntemi uygulanması gerekmektedir. Bu amaçla finansın temel konularından biri olan, riskin ölçütü olarak da ifade edilen volatilitenin konusu gerek bireysel gerekse kurumsal yatırımcılar tarafından portföy yatırımlarda dikkate alınan önemli bir konudur.

Volatilite yatırımcıların piyasalarda daha etkin ve isabetli kararlar vermeleri için oldukça önem arz etmekte, yatırımcıların karar vermeden önce piyasanın volatilitelerini incelemesi ve standart sapmasına dikkat etmeleri gerekmektedir. Varyansın zaman boyutunda sabit kaldığı varsayımı volatilitenin tahmin modelleri içinde yer alır. Zaman boyutunun değiştiğini savunan Engle (1982), bu değişimin aynı zamanda volatilitenin değiştiğini savunmuş ve bunu ARCH modelini geliştirerek açıklamıştır (Şahin, Öncü ve Sakarya, 2015, s. 108). 1986 yılında Bollerslev'in öne sürdüğü ve Genişletilmiş ARCH (GARCH) olarak da bilinen model, varyansın zamansal olarak geçmiş dönem varyanslarına bağlı olarak değiştiğini öne sürmektedir. ARCH ve GARCH modelleri, pozitif ve negatif şoklara göre simetrik olarak tepki veren ve kaldıraç etkisini göz ardı eden modellerdir. ARCH ve GARCH modellerinin geliştirilmesinin ardından asimmetrik şokları ve kaldıraç etkisini tespit edebilen çok sayıda asimmetrik koşullu değişen varyans modeli (APGARCH, Augmented ARCH, ARCH-M, GJRARCH, EGARCH, IGARCH, QGARCH, NGARCH) ortaya konulmuştur (Şahin vd., 2015, s. 108).

Bu çalışmanın temel amacı, ARCH/GARCH ve türevi modeller ile riskli yatırım araçlarında volatilitenin modellenmesi gerçekleştirilerek yatırımcıların riskli finansal varlık yatırımlarında daha doğru kararlar almalarına yardımcı olabilecek ekonometrik modeller ortaya koymaktır. Çalışmada farklı riskli yatırım

araçlarına ait volatilité modelleri oluşturulması ve yatırım araçları volatilité yapıları arasındaki farkların ortaya konulması ve yorumlanması çalışmanın literatürdeki diğér çalışmalardan farklılığını göstermektedir. Yatırım aracı alternatifleri arasındaki volatilité farklarının ortaya konulması nedeniyle çalışmanın başta finansal piyasa yatırımcıları olmak üzere finansal piyasaların çeşitli bileşenlerine fayda sağlayacağı ve akademik literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Çalışma giriş bölümü dahil olmak üzere beş bölümden oluşmaktadır. Çalışmanın ikinci bölümünde, riskli yatırım araçlarında volatilité modellemesi gerçekleştirilen ulusal ve uluslararası çalışmaların yer aldığı literatür taramasına yer verilmiştir. Çalışmanın üçüncü bölümünde çalışmanın amacı, kapsamı, veri seti ve yöntemi anlatılmıştır. Çalışmanın dördüncü bölümünde analizler sonucunda elde edilen bulgular raporlanmış ve yorumlanmıştır. Çalışmanın beşinci ve son bölümünde ise elde edilen bulguların tartışıldığı sonuç ve değerlendirmeye yer verilmiştir.

## LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Farklı yatırım araçlarının volatilité yapılarının incelendiği ulusal ve uluslararası pek çok çalışma mevcuttur. Literatür incelendiğinde volatilité modellemesi çalışmalarının pay senedi endeksleri ve kripto para birimleri volatiliteleri üzerinde yoğunlaştığı görülmektedir. Konu ile ilgili gerçekleştirilen çalışmaların büyük çoğunluğu yatırım araçlarının volatilité modellemelerinde asimetric koşullu değişen varyans modellerinin başarılı olduğunu, piyasaya gelen negatif şokların pozitif şoklara kıyasla yatırım aracı getiri volatiliteleri üzerinde daha fazla etki yarattığını ve pek çok ülke piyasasında pay senedi endeksleri volatilitelerinin uzun hafıza özelliği gösterebildiğine işaret etmektedir. Çeşitli yatırım araçlarının volatilité modellemelerinin gerçekleştirildiği ulusal ve uluslararası çalışmalardan bazıları aşağıda kronolojik olarak verilmiştir.

Goudarzi ve Ramanarayanan (2010) çalışmalarında, Hindistan pay piyasası BSE500 endeksinin verilerini kullanarak pay piyasanın volatilitesini ARCH modeli ile ölçmüşlerdir. Çalışma bulgularında Hindistan BSE500 pay endeksinin volatilité yapısının en iyi sonucunu veren modelin GARCH (1,1) olduğu sonucuna varılmıştır.

Tuna ve İsaetli (2014) çalışmalarında, ARCH ve GARCH modelleri ile BIST100 endeksi getirileri verileri kullanarak volatilité modellemesi gerçekleştirmişlerdir. Bu amaçla modellerin değişen varyansının simetric olduğu, pozitif ve negatif şokların piyasaya etkilerinin değişmediğini varsayan GARCH (1,1) modeli ile BIST100 endeksi getiri serisindeki volatilitéyi incelenmiştir. Araştırma sonuçlarına göre, GARCH terimi katsayısının yüksek çıkması, volatilitenin devamlılık içinde olduğunu göstermiştir.

Karabacak, Meçik ve Genç (2014) çalışmalarında, BIST100 endeksi için 2003-2013 dönemi verileri ve altın için 2005-2013 dönemi verilerini kullanarak volatilité modellemesi gerçekleştirmişlerdir. Bu

doğrultuda, BIST100 endeks getiri serileri ve günlük altın borsası işlemleri ağırlıklı ortalama fiyat (TL/KG) verileri ve BIST100 endeksi kapanış fiyatları verileri kullanılarak çeşitli koşullu değişen varyans modellerinin ile yatırım araçlarının volatilite yapıları incelenmiştir. Çalışma sonucunda ise, BIST100 endeksi volatilitesi için en iyi modelin TARARCH (1,1) modeli olduğu gözlemlenmiştir.

Bouoiyour ve Selmi (2016) yaptıkları çalışmada, GARCH yöntemini kullanarak Bitcoin fiyat volatilitesi için Aralık 2010-Aralık 2014 ve Ocak 2015-Temmuz 2016 olmak üzere iki ayrı dönemi incelemişlerdir. Bu kapsamda, ARCH, GARCH, GARCH-M, EGARCH, TGARCH, CMT GARCH (çoklu eşik GARCH), I-GARCH (Integrated GARCH), APGARCH (Asymmetric Power GARCH) ve PGARCH (Power GARCH) modellerini kullanmışlardır. Çalışmadan elde edilen bulgular, birinci dönemde Bitcoin fiyat volatilitesi modellemesi için en başarılı modelin CMT GARCH modeli olduğunu, ikinci dönemde ise APGARCH modeli olduğunu göstermektedir.

Tamilselvan ve Vali (2016) çalışmalarında, dört farklı endeks verilerinin alındığı Muscat Borsası'nın 2001-2015 dönemlerinin verilerini kullanarak volatilité modellemesi gerçekleştirmişlerdir. Bu amaçla çalışmada, GARCH, TGARCH ve EGARCH modelleri kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda, endekslerin volatilité modellemelerinde en yüksek performansa sahip olan modelin GARCH oluşu tespit edilmiştir.

Baykut ve Kula (2018) yaptıkları çalışmada, BIST50 endeksi 2007-2016 dönemi günlük kapanış fiyatı verilerini baz alınarak endeksin volatilité yapısını belirlemeye çalışmışlardır. BIST50 endeksi volatilitesindeki asimetrik etkilerin de ortaya çıkarılması amacıyla simetrik etkiyi dikkate alan ARCH ve GARCH modellerinin yanı sıra asimetrik etkiyi de dikkate alan PARARCH, TGARCH ve EGARCH modelleri de analizlere dahil edilmiştir. Çalışmanın sonucunda, endeksin volatilité yapısını en iyi açıklayan modelin GARCH (2,1) modeli olduğunu tespit etmişlerdir.

Kuzu (2018) çalışmasında, BIST100 Endeksi 2011-2017 dönemi sürekli getirilerini ARCH, GARCH, TGARCH ve EGARCH modellerini kullanarak ortaya koymaya çalışmıştır. Çalışma sonucunda BIST100 endeksi getiri volatilitesinde kaldıraç etkisinin bulunduğunu, negatif şokların pozitif şoklara kıyasla volatilité üzerinde daha fazla etki yarattığını ve TGARCH ve EGARCH modellerinin volatilité modellemesinde başarılı modeller olduğunu belirtmişlerdir.

Pabuççu ve Değirmenci (2018) yaptıkları çalışmada, BIST100 endeksi verilerini kullanarak piyasaya gelen şokların pay piyasası volatilitesi üzerindeki etkilerini araştırmışlardır. Bu amaçla sinir ağı hibrit modeli ve bulanık mantık modellerinden yararlanmışlardır. Çalışmada 2009-2017 yılları arasında hisse senetlerinin günlük kapanış değerleri baz alınmıştır. Yapılan araştırma sonucunda piyasada şokların asimetrik etki gösterdiği ve hisse senedi piyasasındaki volatilité tahmininde bulanık mantık modelinin

uygun olduğu ve belirsizlik içeren zaman serilerinin tahmini için ANFIS modeli kullanılmaya uygun bulunmuştur.

Şahin ve Özkan (2018), Bitcoin getiri volatilitelerini Ocak 2015-Mart 2018 dönemi verilerini kullanarak volatiliteleri en iyi ölçen modeli tespit etmeye çalışmışlardır. Analizlerde ARCH, GARCH, ARCHM, TGARCH ve EARCH modelleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda BTC/USD paritesinin kapanış değerleri ve asimetrik bilgiler eşliğinde diğer uygulamalara göre gerçeğe en yakın volatiliteleri tahmini gerçekleştiren modelin TGARCH olduğu tespit edilmiştir.

Topaloğlu ve Yaman (2018) çalışmalarında, 05.01.2000-13.09.2018 dönemi için günlük fiyat verilerini kullanarak BIST100 endeksi volatilitelerini simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri ile tahminlemeye çalışılmıştır. Simetrik modellerden ARCH ve GARCH modelleri, asimetrik modellerden ise EGARCH, APGARCH ve TGARCH modelleri ile endeksin volatiliteleri yapısı incelenmiştir. Analizler sonucunda, volatiliteleri tahminlemesinde BIST100 endeksi için en uygun modelin APGARCH (1,1) olduğu ve BIST100 endeksi volatilitelerinin uzun hafıza özelliği gösterdiği tespit edilmiştir.

Ertuğrul (2019) çalışmasında, yüksek işlem hacmine sahip kripto para birimlerinden olan Ripple ve Bitcoin getiri oranları için volatilitelerde şokların simetrik etkisini baz alan ARCH ve GARCH modelleriyle birlikte asimetrik etkiyi de dikkate alan TGARCH ve EGARCH modellerini de kullanarak volatiliteleri modellemesi gerçekleştirmişlerdir. Çalışmada geliştirilen volatiliteleri modellerinin öngörü performansları karşılaştırılmış ve en başarılı modelin TGARCH modeli olduğu belirlenmiştir.

Özbey ve Paksoy (2020) çalışmalarında, BIST100 endeksi getiri volatilitelerini yalın ve hibrit modeller ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Tahminlerde genel olarak genişletilmiş hata dağılımı ve normal dağılım varsayımı kullanılmış ayrıca mutlak sapma ve hata kareleri ortalaması kriterleri uygulanmıştır. Çalışmanın sonucunda hibrit model, yani yapay sinir ağlarının bileşkesi en iyi sonucu vermiştir. Bu doğrultuda risk analizleri yapılırken hibrit modeller kullanılmaya uygun görülmüştür.

Koy, Yaman ve Mete (2021) araştırmalarında, kripto para piyasasındaki en büyük ilk beş kripto para birimi olan BTC, ETH, BNB, ADA ve XRP'ye ilişkin 01.01.2018-22.11.2022 dönemi verileri kullanarak volatiliteleri modellemesi gerçekleştirmişlerdir. Çalışma kapsamında asimetrik koşullu değişen varyans modelleri olarak TGARCH, EGARCH ve APGARCH modelleri ve simetrik koşullu değişen varyans modelleri olarak ARCH ve GARCH modelleri kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, her beş kripto para birimine ilişkin volatilitelerde de şokların asimetrik etkilerinin olduğu gözlemlenmiştir. RADA için TGARCH (1,1) modeli en uygun volatiliteleri tahmin modeli olarak belirlenirken RBTC, REHT, RBNB, RXRP için ise APGARCH (1,1) modeli en uygun volatiliteleri tahmin modeli olarak belirlenmiştir.

Atasoy ve Tuna (2021) araştırmalarında kripto para piyasasında en büyük yatırım ve işlem hacmine sahip para birimi olan Bitcoin için volatilite tahmin modeli geliştirmişlerdir. Bitcoin'e ilişkin 30.04.2013-26.02.2021 dönemi verilerinin kullanıldığı çalışmada, ARCH, GARCH, EGARCH, TGARCH, IGARCH, FIGARCH-CHUNG, FIGARCH-BBM, FIAPARCH-BBM, FIEGARCH, HYGARCH ve FIAPARCH-CHUNG modellerinden yararlanılmıştır. Araştırma sonucunda, 5-10 günlük tahminler için FIGARCH-CHUNG modelinin, günlük tahminler için ise FIAPARCH-BBM modelinin en uygun volatilite tahmin modeli olduğu tespit edilmiştir.

Kazova ve Büyükyılmaz Ercan (2021) çalışmalarında, en yüksek piyasa değerine sahip 10 kripto para birimi olan BTC, XRP, ETH, ADA, BCH, LTC, XLM, TRX, LINK ve DOGE kripto para birimlerinin getiri volatilitelerini çeşitli simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri ile incelemiştir. Çalışmandan elde edilen bulgular, BTC, LINK ve ADA kripto para birimlerinin volatiliteleri üzerinde negatif şokların pozitif şoklara kıyasla daha yüksek etki yarattığı, ETH, LTC, XRP, BCH, TRX, XLM ve DOGE kripto para birimlerinde ise bu durumun tersinin söz konusu olduğuna işaret etmektedir. Çalışma sonucunda asimetrik koşullu değişen varyans modellerinin simetrik koşullu değişen varyans modellerine kıyasla kripto para volatilite tahminlerinde daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

## **VERİ SETİ VE YÖNTEM**

Bu çalışmada, yatırım enstrümanlarının volatilite yapılarının karşılaştırmalı olarak incelenmesi, yatırım enstrümanlarına özgü volatilite tahmin modellerinin geliştirilmesi ve yatırımcıların riskli finansal varlık yatırımlarında daha doğru kararlar almalarına yardımcı olmak amaçlanmıştır. Finansal piyasalarda yatırım yapılabilecek çok sayıda yatırım enstrümanı söz konusudur. Çalışmanın amacı doğrultusunda; ulusal ve uluslararası sermaye piyasalarını temsilen BIST100 ve S&P500 endeksleri, döviz piyasasını temsilen USD/TRY döviz kuru, kripto para piyasasını temsilen BTC/USD, emtia ve kıymetli madenler piyasalarını temsilen ons altın vadeli işlemler ve bankacılık piyasasını temsilen Türkiye bankacılık piyasası 3 aylık ortalama mevduat faizi farklı türlerde yatırım enstrümanları olarak ele alınmış ve volatilite yapıları incelenmiştir. Yatırım enstrümanlarına ilişkin son beş yıllık fiyat verileri [www.investing.com](http://www.investing.com) web adresinden elde edilmiştir. Çalışma kapsamında volatilite yapıları incelenen yatırım enstrümanları, çalışmada kullanılan notasyon, veri dönem aralıkları, frekans ve toplam gözlem değerleri Tablo 1'de verilmiştir.

**Tablo 1:** Veri setini oluşturan değişkenler

Yatırım Enstrümanı	Kod	Dönem	Frekans	Gözlem
BIST100 Endeksi	XU100	03.01.2018-18.11.2022	Günlük	1222
S&P500 Endeksi	SPX	03.01.2018-18.11.2022	Günlük	1230
Amerikan Doları	USD	02.01.2018-18.11.2022	Günlük	1274
Bitcoin	BTC	02.01.2018-18.11.2022	Günlük	1782
Ons Altın Vadeli İşlemler	ALTIN	03.01.2018-18.11.2022	Günlük	1262
3 Aylık Mevduat Faizi	MFAIZ	12.01.2018-11.11.2022	Haftalık	253

**Kaynak:** Investing, t.y.

Volatilite yapıları incelenen riskli yatırım araçlarına ilişkin veriler en yüksek frekanslarıyla çalışmaya dahil edilmişlerdir. Bu kapsamda, XU100, SPX, USD, BTC ve ALTIN değişkenleri için günlük, MFAIZ değişkeni için ise haftalık veriler kullanılmıştır. Yatırım enstrümanlarına ilişkin günlük/haftalık fiyat serileri eşitlik 1’de yer alan formül yardımıyla sürekli getiriye dönüştürülmüştür.

$$R_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (1)$$

Eşitlik 1’de  $R_t$  yatırım enstrümanının getirisini ifade ederken,  $P_t$  t dönemdeki kapanış fiyatını ve  $P_{t-1}$  bir önceki dönem kapanış fiyatını ifade etmektedir.

Finansal zaman serilerinde volatilité modellemesinden önce en uygun volatilité modelinin belirlenebilmesi için serilerin çeşitli özelliklerinin incelenmesi gerekmektedir. Finansal zaman serileri, doğru volatilité modeli belirleme, öngörü ve tahminde bulunmaya yardımcı olabilecek; ortalamada aşırı dik dağılım, volatilité kümelenmesi ve büyük fiyat artışları sonucu volatilitéde oluşan değişimlerin büyük fiyat azalışları sonucu oluşan değişimlerden daha az olma eğilimini ifade eden kaldıraç etkisi gibi belirli kalıplar sergileyebilmektedirler (Özdemir Höl ve Akkuş, 2021, s. 314). Bu bağlamda ilk olarak serilerin tanımlayıcı istatistikleri ve zaman yolu grafikleri incelenmiştir. Dikkat edilmesi gereken diğer bir nokta ise serilerin durağanlık durumlarıdır. Volatilité modeli geliştirilecek serilerin birim kök içermemesi, diğer bir ifadeyle durağan olması gerekmektedir. Serilerin durağanlıkları Dickey ve Fuller (1979) Augmented Dickey-Fuller (ADF) testi ve Phillips ve Perron (1988) PP test ile incelenmiştir.

Finansal varlıklarda volatilité modellemesi uzun yıllardır popülerliğini koruyan bir çalışma alanıdır. Literatür incelendiğinde volatilité modellemesinde önceleri standart sapma, varyans ve aşırı değer yöntemleri kullanırken, takip eden dönemlerde doğrusal regresyon modelleri ve otoregresif koşullu değişen



varyans modelleri gibi pek çok farklı yöntemin kullanıldığı görülmektedir. Fakat özellikle pay senetleri ve döviz kurları gibi finansal zaman serilerinde gözlemlenen otoregresif koşullu değişen varyans, diğer bir ifadeyle değişen varyansta otokorelasyon problemi ve volatilite kümelenmeleri, standart sapma ve varyans gibi yöntemlerin yanı sıra hata teriminin sabit olduğunu varsayan klasik doğrusal regresyon modelinin geçerliliğini şüpheli hale getirmiştir (Özdemir Höl ve Akkuş, 2021, s. 315-316). Bu nedenle Engle (1982) tarafından geliştirilen Otoregresif Koşullu Değişen Varyans modeli ARCH-Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) ve Bollarsev (1986) tarafından geliştirilen Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans modeli (GARCH-Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) ve türevi modeller volatilite modellemesinde sıklıkla kullanılmaktadır.

Volatilite tahminlemesinin ilk adımı olarak serilere ilişkin AR (otoregresif) süreci ve MA (hareketli ortalama) süreci seçimi gerçekleştirilmiştir. Maksimum 5 AR ve maksimum 5 MA süreci için toplamda 36 en küçük kareler (EKK) regresyon modeli tahmin edilerek Akaike bilgi kriteri doğrultusunda her seri için en uygun ARMA başlangıç modeli seçimi gerçekleştirilmiştir. Serilerin doğrusal olmayan unsurlar içerip içermedikleri Brock, Dechert, Scheinkman ve LeBaron vd. (1996) BDS testi ile incelenirken seçilen ARMA başlangıç modelinin otokorelasyon ve değişen varyans problemlerini içerip içermedikleri ise sırasıyla Ljung ve Box (1978) hata korelogramları Q testi ve Engle (1982) ARCH-LM testi yardımıyla incelenmiştir.

Yatırım enstrümanlarının volatilite yapıları, simetrik modellerden Engle (1982) tarafından geliştirilen Otoregresif Koşullu Değişen Varyans modeli ARCH-Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), Bollarsev (1986) tarafından geliştirilen Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans modeli (GARCH-Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) ve Engle ve Bollarsev (1986) tarafından geliştirilen Bütünleşik GARCH (IGARCH-Integrated GARCH) modeli, asimetrik modellerden ise Glosten, Jagannathan ve Runkle (1993) ve Zakoian (1994) tarafından geliştirilen Eşik Değerli Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans modeli (TGARCH-Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), Nelson (1991) tarafından geliştirilen Üstel Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans modeli (EGARCH-Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) ve Ding, Granger ve Engle (1993) tarafından geliştirilen Genelleştirilmiş Asimetrik Üslü Otoregresif Koşullu Değişen Varyans modeli (APGARCH-Generalized Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) ile incelenmiştir. Çalışmada ayrıca, yatırım enstrümanları için en uygun volatilite tahmin modelleri seçimi gerçekleştirilmiş, piyasaya gelen şokların yatırım araçları özelinde ne kadar sürede atlatıldığını ortaya koyan half-life süresi, günlük volatilite ve uzun dönem volatilite değerleri hesaplanarak yatırım enstrümanlarının volatilite yapıları karşılaştırılmıştır.

## BULGULAR

Yatırım enstrümanlarının volatilité yapılarının incelenmesi için ilk olarak serilerin fiyat ve getiri grafikleri incelenmiştir. XU100 değişkenine ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri Ek 1’de, SPX değişkenine ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri Ek 2’de, USD değişkenine ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri Ek 3’te, BTC değişkenine ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri Ek 4’te, ALTIN değişkenine ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri Ek 5’te ve MFAIZ değişkenine ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri Ek 6’da yer almaktadır. Ek 1-6’da verilen fiyat ve getiri grafikleri dikkate alındığında tüm yatırım enstrümanlarının fiyat grafiklerinin ilgili dönemde durağan bir seyir izlemediği, belirli dönemlerde yükseliş ve düşüş trendin gerçekleştiği söylenebilir. Getiri grafikleri incelendiğinde ise serilerin ortalama bir değere dönüş eğilimine sahip oldukları ve belirli dönemlerde volatilité kümelenmelerinin oluştuğu görülmektedir. Getiri serileri logaritmik getiri formülü kullanılarak oluşturulduğundan değişken isimlerinin başına “ln” ifadesi eklenmiştir. Değişkenlere ilişkin tanımlayıcı istatistikler Tablo 2’deki gibidir.

**Tablo 2:** Değişkenlere ilişkin tanımlayıcı istatistikler

İstatistik	lnXU100	lnSPX	lnUSD	lnBTC	lnALTIN	lnMFAIZ
Ortalama	0.00111	0.00031	0.00125	0.00072	0.00022	0.00104
Medyan	0.00206	0.00088	0.00089	0.00135	0.00049	-0.0014
Maksimum	0.06458	0.08968	0.14756	0.17742	0.05802	0.14473
Minimum	-0.10306	-0.1276	-0.1950	-0.4972	-0.0499	-0.1040
Std. Hata	0.01577	0.01386	0.01414	0.04184	0.00952	0.03164
Çarpıklık	-1.06716	-0.8086	-0.7009	-1.3824	-0.2422	0.94952
Basıklık	8.78177	16.0655	46.9439	20.2212	8.05326	7.16182
Jarque-Bera	1934.03	8882.89	117085	16250.2	1355.08	220.606
Olasılık	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Gözlem	1222	1230	1274	1282	1262	253

Tablo 2’de yer alan tanımlayıcı istatistikler incelendiğinde, tüm serilerin pozitif ortalama değerlere sahip olduğu ve BTC serisinin, %17.74 ile en yüksek günlük getiriye, %-49.72 ile en düşük günlük getiriye ve %4.18 ile en yüksek standart sapmaya sahip olduğu görülmektedir. Tüm değişkenlere ilişkin Jarque-Bera olasılık değerlerinin 0.05’in altında olduğu ve serilerin normal dağılım göstermedikleri görülmektedir. Değişkenlere ilişkin ortalama ve medyan değerlerinin birbirlerinden uzak olmaları ve basıklık ve çarpıklık değerlerinin 0’dan farklı olmaları da değişkenlerin normal dağılım göstermediklerine işaret etmektedir (Çil Yavuz, 2015, s. 34-37).

Grafik incelemesi yoluyla sezgisel olarak varılan durağanlık yargısının test edilebilmesi için ADF ve PP testleri kullanılmıştır. Birim kök testleri sonuçları Tablo 3'teki gibidir.

**Tablo 3:** Değişkenlere ilişkin birim kök testleri sonuçları

Değişkenler		ADF		PP	
		Sabit	Sabit ve Trend	Sabit	Sabit ve Trend
lnXU100	İstat.	-21.88790	-2.16683	-34.62948	-34.79805
	Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
lnSPX	İstat.	-10.74753	-10.74319	-41.74267	-41.72974
	Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
lnUSD	İstat.	-30.70127	-30.69989	-30.36627	-30.36204
	Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
lnBTC	İstat.	-39.21197	-39.30576	-39.04339	-39.13193
	Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
lnALTIN	İstat.	-36.26482	-36.25562	-36.82889	-36.83507
	Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
lnMFAIZ	İstat.	-7.295558	-7.294227	-11.37109	-11.36673
	Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

$H_0$ =Birim Kök Vardır.  $H_1$ =Birim Kök Yoktur.

Tablo 3'te yer alan birim kök testleri sonuçları incelendiğinde, tüm yatırım enstrümanları getiri serilerinde her iki testte de sabitli ve sabitli ve trendli modellerin %5 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğu ve serilerin durağan olmadıklarını işaret eden  $H_0$  hipotezinin reddedilebileceği görülmektedir.

Yatırım enstrümanları getiri serilerine ilişkin en uygun ARMA modeli seçimi Box ve Jenkins (1976) yaklaşımıyla Akaike bilgi kriteri (AIC) esas alınarak. Her bir seri için en uygun AR(p) ve MA(q) yapısını belirlemek adına maksimum 5 AR ve maksimum 5 MA süreci içerecek şekilde toplamda 36 EKK modeli tahmin edilmiş ve AIC değeri en düşük olan model başlangıç modeli olarak belirlenmiştir. Değerlendirilen ARMA modellerine ilişkin AIC değerleri Tablo 4'te verilmiştir.

**Tablo 4:** ARMA(p,q) seçimi

lnXU100							lnSPX						
p/q	0	1	2	3	4	5	p/q	0	1	2	3	4	5
0	-5.458	-5.455	-5.465	-5.464	-5.463	-5.462	0	-5.714	-5.739	-5.754	-5.753	-5.752	-5.751
1	-5.455	-5.458	-5.464	-5.463	-5.462	-5.460	1	-5.745	-5.749	-5.753	-5.777	-5.783	-5.783
2	-5.466	-5.465	-5.463	-5.461	<b>-5.468</b>	-5.466	2	-5.752	-5.751	-5.814	-5.813	-5.811	-5.813
3	-5.465	-5.463	-5.461	-5.460	-5.466	-5.465	3	<b>-5.752</b>	-5.793	-5.813	-5.811	-5.811	-5.809
4	-5.463	-5.461	-5.467	-5.466	-5.464	-5.463	4	-5.755	-5.798	-5.811	-5.811	-5.812	-5.817
5	-5.461	-5.460	-5.466	-5.460	-5.463	-5.458	5	-5.755	-5.799	-5.812	-5.809	-5.817	<b>-5.818</b>
lnUSD							lnBTC						
p/q	0	1	2	3	4	5	p/q	0	1	2	3	4	5
0	-5.674	-5.696	-5.695	-5.697	-5.696	-5.697	0	-3.515	-3.519	-3.522	-3.521	-3.521	-3.520
1	-5.694	-5.695	-5.697	-5.696	-5.695	-5.696	1	-3.520	-3.522	-3.522	-3.521	-3.521	-3.519
2	-5.696	-5.697	-5.696	-5.696	-5.694	-5.694	2	-3.522	-3.523	-3.521	-3.520	-3.519	-3.521
3	-5.696	-5.695	-5.694	-5.695	-5.702	-5.697	3	-3.521	-3.521	-3.520	-3.520	-3.520	-3.518
4	-5.695	-5.694	-5.693	-5.700	<b>-5.703</b>	-5.698	4	-3.521	-3.520	-3.519	-3.520	-3.519	-3.519
5	-5.697	-5.696	-5.694	-5.693	-5.698	-5.697	5	-3.520	-3.519	-3.521	<b>-3.527</b>	-3.520	-3.519
lnALTIN							lnMFAIZ						
p/q	0	1	2	3	4	5	p/q	0	1	2	3	4	5
0	-6.466	-6.463	-6.462	-6.461	-6.462	-6.462	0	-4.046	-4.154	-4.193	-4.188	-4.214	-4.231
1	-6.463	-6.464	-6.463	-6.465	-6.466	-6.465	1	-4.205	-4.249	-4.245	-4.237	-4.243	-4.236
2	-6.462	-6.461	-6.466	<b>-6.476</b>	-6.465	-6.473	2	-4.224	-4.245	-4.237	-4.231	-4.235	-4.235
3	-6.461	-6.465	-6.476	-6.469	-6.475	-6.473	3	-4.224	-4.237	-4.229	-4.236	-4.229	-4.228
4	-6.463	-6.468	-6.466	-6.475	-6.474	-6.475	4	-4.249	-4.242	-4.235	-4.229	-4.221	-4.220
5	-6.462	-6.467	-6.466	-6.473	-6.476	-6.474	5	-4.243	-4.246	-4.238	-4.230	-4.215	<b>-4.265</b>

Serilerde doğrusal olmayan unsurların varlığı BDS testi ile sınanırken, belirlenen en uygun ARMA modellerinde değişen varyans problemi ARCH-LM testi ile otokorelasyon problemi ise Korelogram Q testi ile test edilmiştir. Serilerin ARMA modellerine ilişkin ARCH-LM testi sonuçları Tablo 5'te, hata korelogramları testi ise Tablo 6'da yer almaktadır.

**Tablo 5:** ARCH-LM testi sonuçları

lnXU100 ARMA(2,4)						lnSPX ARMA(5,5)					
Gecikme	1	5	10	20	30	Gecikme	1	5	10	20	30
F-İst.	12.413	11.491	6.1869	3.8389	3.3122	F-İst.	228.49	99.343	52.754	28.459	19.449
F-Olas.	0.0004	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	F-Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Göz R <sup>2</sup>	12.307	55.116	59.367	73.360	93.955	Göz R <sup>2</sup>	192.81	354.23	370.17	391.21	399.01
R <sup>2</sup> Olas.	0.0005	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	R <sup>2</sup> Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
lnUSD ARMA(4,4)						lnBTC ARMA(5,3)					
Gecikme	1	5	10	20	30	Gecikme	1	5	10	20	30
F-İst.	40.267	21.146	11.273	10.231	6.9566	F-İst.	1.3588	1.1037	1.0456	0.6683	0.4409
F-Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	F-Olas.	0.2440	0.3565	0.4023	0.8600	0.9963
Göz R <sup>2</sup>	39.085	97.999	104.30	178.39	182.52	Göz R <sup>2</sup>	1.3595	5.5209	10.460	13.448	13.418
R <sup>2</sup> Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	R <sup>2</sup> Olas.	0.2436	0.3557	0.4010	0.8573	0.9961
lnALTIN ARMA(2,3)						lnMFAIZ ARMA(5,5)					
Gecikme	1	5	10	20	30	Gecikme	1	5	10	20	30
F-İst.	32.903	12.591	10.772	6.6236	4.8394	F-İst.	17.222	10.791	5.3742	2.6607	1.6627
F-Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	F-Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0003	0.0226
Göz R <sup>2</sup>	32.112	60.219	99.974	121.52	132.82	Göz R <sup>2</sup>	16.223	45.064	45.560	46.627	45.905
R <sup>2</sup> Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	R <sup>2</sup> Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0007	0.0317

$H_0$  = Değişen varyans yoktur.  $H_1$  = Değişen varyans vardır.

Tablo 5'te yer alan değişen varyans testi sonuçlarına göre, XU100, SPX, USD, ALTIN ve MFAIZ serileri ARMA modellerinde tüm gecikme uzunluklarında hem F olasılık değerleri hem de R<sup>2</sup> olasılık değerleri 0.05'in altında gerçekleşmiştir. Bu sonuçlar söz konusu modellerde değişen varyansın bulunmadığını ifade eden H<sub>0</sub> hipotezinin reddedildiğini göstermektedir. BTC serisinde ise hem F olasılık değerleri hem de R<sup>2</sup> olasılık değerleri 0.05'in üzerinde gerçekleşmiştir. Bu sonuçlar ise söz konusu modelde değişen varyansın bulunmadığını ifade eden H<sub>0</sub> hipotezinin reddedilemediğini göstermektedir.

Tablo 6'da yer alan hata korelogramları testi sonuçlarına göre, XU100, SPX, USD, ALTIN ve MFAIZ serileri ARMA modellerinde Q istatistiği olasılık değerleri 0.05'in altında gerçekleşmiştir. Bu sonuçlar söz konusu modellerde otokorelasyon bulunmadığını ifade eden H<sub>0</sub> hipotezinin reddedildiğini göstermektedir. BTC serisinde ise Q istatistiği olasılık değerlerinin 0.05'in üzerinde olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuçlar ise söz konusu modelde otokorelasyon bulunmadığını ifade eden H<sub>0</sub> hipotezinin reddedilemediğini göstermektedir.

**Tablo 6:** Hata terimi korelogramları test sonuçları

lnXU100 ARMA(2,4)						lnSPX ARMA(5,5)					
Gecikme	1	5	10	20	30	Gecikme	1	5	10	20	30
AC	0.101	0.079	0.050	0.053	-0.017	AC	0.397	0.296	0.204	0.061	0.046
PAC	0.101	0.043	0.031	0.042	-0.014	PAC	0.397	0.104	-0.032	0.003	-0.006
Q-İst.	12.347	74.143	88.214	104.92	125.97	Q-İst.	193.42	801.45	1170.0	1317.8	1361.3
Olas.	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	Olas.	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
lnUSD ARMA(4,4)						lnBTC ARMA(5,3)					
Gecikme	1	5	10	20	30	Gecikme	1	5	10	20	30
AC	0.176	0.166	0.013	0.030	-0.002	AC	0.033	0.025	0.012	0.010	-0.001
PAC	0.176	0.112	-0.008	-0.070	-0.005	PAC	0.033	0.022	0.011	0.007	-0.004
Q-İst.	39.208	159.22	171.36	288.77	311.07	Q-İst.	1.3637	5.7912	10.814	16.250	17.675
Olas.	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	Olas.	0.243	0.327	0.372	0.701	0.964
lnALTIN ARMA(2,3)						lnMFAIZ ARMA(5,5)					
Gecikme	1	5	10	20	30	Gecikme	1	5	10	20	30
AC	0.160	0.088	0.109	0.050	0.008	AC	0.256	-0.036	-0.042	-0.031	-0.047
PAC	0.10	0.051	0.059	-0.014	-0.006	PAC	0.256	0.060	0.021	-0.024	-0.028
Q-İst.	32.210	89.007	188.74	284.03	301.04	Q-İst.	16.475	46.299	48.313	51.492	60.563
Olas.	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	Olas.	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001

$H_0$  = Otokorelasyon yoktur.  $H_1$  = Otokorelasyon vardır.

Serilerde doğrusal olmayan unsurlar olup olmadığının tespit edilmesi için her bir seride gerçekleştirilen BDS testi sonuçlarının yer aldığı Tablo 7 incelendiğinde, tüm serilere ilişkin BDS testi olasılık değerlerinin 0.5'in altında gerçekleştiği görülmektedir. Bu sonuçlar doğrultusunda XU100, SPX, USD, BTC, ALTIN ve MFAIZ serilerinde doğrusal olmayan unsurların bulunmadığını ifade eden  $H_0$  hipotezinin reddedildiği söylenebilir.

**Tablo 7: BDS doğrusallık testi sonuçları**

lnXU100						lnSPX					
Boyut	2	3	4	5	6	Boyut	2	3	4	5	6
<b>BDS İst.</b>	0.0064	0.0162	0.0258	0.0302	0.0296	<b>BDS İst.</b>	0.0300	0.0651	0.0917	0.1091	0.1193
<b>Std. Hata</b>	0.0025	0.0040	0.0047	0.0049	0.0047	<b>Std. Hata</b>	0.0028	0.0045	0.0053	0.0056	0.0054
<b>z-İst.</b>	2.5358	4.0427	5.4130	6.0810	6.1712	<b>z-İst.</b>	10.541	14.384	16.998	19.418	22.003
<b>Olas.</b>	0.0112	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	<b>Olas.</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
lnUSD						lnBTC					
Boyut	2	3	4	5	6	Boyut	2	3	4	5	6
<b>BDS İst.</b>	0.0456	0.0835	0.1066	0.1193	0.1257	<b>BDS İst.</b>	0.0119	0.0230	0.0327	0.0417	0.0462
<b>Std. Hata</b>	0.0030	0.0049	0.0058	0.0061	0.0059	<b>Std. Hata</b>	0.0028	0.0045	0.0054	0.0056	0.0054
<b>z-İst.</b>	14.775	16.987	18.140	19.401	21.102	<b>z-İst.</b>	4.1486	5.0256	5.9938	0.7328	8.4201
<b>Olas.</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<b>Olas.</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
lnALTIN						lnMFAIZ					
Boyut	2	3	4	5	6	Boyut	2	3	4	5	6
<b>BDS İst.</b>	0.0056	0.0158	0.0247	0.0275	0.0270	<b>BDS İst.</b>	0.0461	0.0800	0.1012	0.1068	0.1062
<b>Std. Hata</b>	0.0027	0.0043	0.0052	0.0054	0.0052	<b>Std. Hata</b>	0.0070	0.0111	0.0133	0.0140	0.0136
<b>z-İst.</b>	2.0367	3.6101	4.7472	5.0777	5.1746	<b>z-İst.</b>	6.5761	7.1519	7.5547	7.6119	7.8046
<b>Olas.</b>	0.0417	0.0003	0.0000	0.0000	0.0000	<b>Olas.</b>	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

$H_0$  = Seride doğrusal olmayan unsurlar yoktur.  $H_1$  = Seride doğrusal olmayan unsurlar vardır.

XU100, SPX, USD, ALTIN ve MFAIZ serilerinin otokorelasyon ve değişen varyans içermesi ve doğrusal olmayan unsurlar barındırması, BTC serisinin ise doğrusal olmayan unsurlar barındırması nedeniyle volatilité modellemesinde ARMA modelinin tutarlı sonuçlar vermeyeceđi, bunun yerine simetrik ve asimetrik ARCH/GARCH ve türevi modellerin kullanılmasının daha doğru olacađı ortaya çıkarılmıştır. Tüm seriler için ARCH, GARCH, IGARCH, TGARCH, EGARCH ve APGARCH modelleri farklı boyutlar için denenmiştir. Tüm koşullu değişen varyans modelleri olasılık değerlerinin anlamlılığı ve kendilerine özgü parametre kısıtları kapsamında değerlendirilmiştir. Olasılık değerlerinin anlamlılığı ve parametre kısıtları koşullarını sağlayan ve ARCH-LM ve Korelogram Q testleri sonucunda değişen varyans ve otokorelasyon problemi içermediđi tespit edilen tüm modeller raporlanmıştır. XU100 getiri serisi için geliştirilen volatilité tahmin modelleri analiz sonuçları Tablo 8’de verilmiştir.

**Tablo 8:** lnXU100 ARMA(2,4) serisi volatilité modelleri sonuçları

Modeller	ARCH (3)	GARCH (1,1)	EGARCH (1,1)
$\alpha_0$	0.000169 (8.255)***	2.27E-05 (2.643)***	1.170412 (3.580)***
$\alpha_1$	0.086539 (2.098)**	0.076783 (3.302)***	0.128970 (3.914)***
$\alpha_2$	0.109683 (2.384)**	0.832969 (17.43)***	
$\alpha_3$	0.146287 (2.805)***		
$\beta_1$			0.835911 (23.356)***
$\gamma_1$			-0.125073 (-3.989)***
<b>ARCH-LM</b>			
<i>F-İst.</i>	1.130401	0.684858	0.691346
<i>Olas.</i>	0.2878	0.8997	0.8380
<b>Korelogram</b>			
<i>Q-İst.</i>	35.059	20.943	13.893
<i>Olas.</i>	0.240	0.890	0.836
<b>RMSE</b>	0.015769	0.015807	<b>0.015725</b>
<b>TIC</b>	<b>0.832563</b>	0.884078	0.867871
<b>MAE</b>	0.010943	0.011000	<b>0.010933</b>

**Not 1:** Parantez içindeki değerler z-İstatistik değerlerini ifade etmektedir.

**Not 2:** \*\*\* işaretleri %1, \*\* işaretleri ise %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

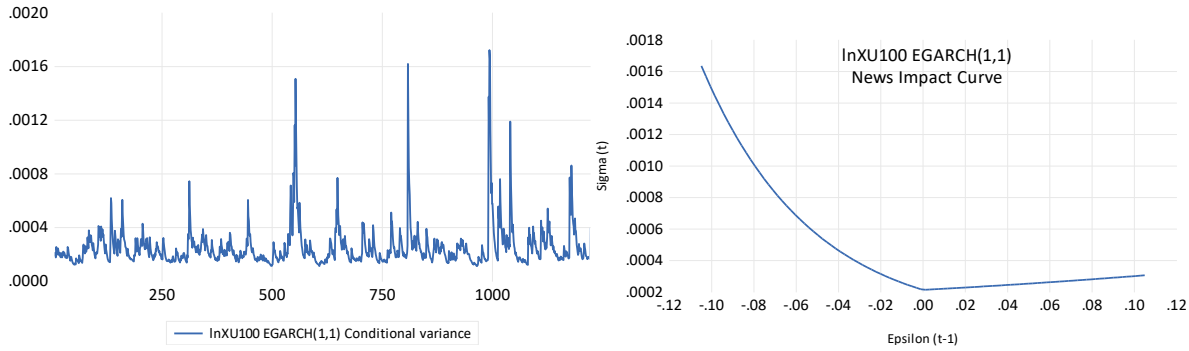
Tablo 8'den de görüleceği üzere XU100 serisi için olasılık değerlerinin anlamlılığı ve parametre kısıtı koşullarını sağlayan ve değişen varyans ve otokorelasyon problemi barındırmayan modeller olarak ARCH (3), GARCH (1,1) ve EGARCH (1,1) modelleri tespit edilmiştir. Tablo 8'de  $\alpha_0$  modelin sabit terimini,  $\alpha_n$  ARCH terimini,  $\beta_1$  GARCH terimini ve  $\gamma_1$  ise kaldıraç terimini ifade etmektedir. Her üç modelde de tüm olasılık değerleri %5 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Ayrıca ARCH-LM ve Korelogram Q testleri sonuçlarına göre modellerde değişen varyans veya otokorelasyon sorunları bulunmamaktadır. XU100 serisi volatilité modellemesinde kullanılacak ARCH (3), GARCH (1,1) ve EGARCH (1,1) modellerinin karşılaştırılması ve en uygun modelin belirlenmesi amacıyla modellere ilişkin Root Mean Squared Error (RMSE-Kök Ortalama Kare Hata), Theil Inequality Coefficient (TIC-Theil Eşitsizlik Katsayısı) ve Mean Absolute Error (MAE-Ortalama Mutlak Hata) değerleri dikkate alınmıştır. TIC değerlerine göre ARCH (1,1) modeli, RMSE ve MAE değerlerine göre ise EGARCH (1,1) modeli XU100 serisi için en başarılı volatilité modelidir. RMSE ve MAE değerlerine göre en başarılı model olan ve ARCH ve GARCH



modellerinin aksine negatif ve pozitif şokların volatilite üzerindeki etkilerinin farklı olabileceğini varsayan EGARCH (1,1) modeli XU100 serisi volatilite modellemesi için en uygun model olarak belirlenmiştir.

EGARCH (1,1) modelinin geçerli olabilmesi için,  $\alpha_1$ ,  $\beta_1$  ve  $\gamma_1$  katsayılarının anlamlı olması ve  $\alpha_1$  ve  $\beta_1$  katsayılarının pozitif olması gerekmektedir. Modelin kaldıraç teriminin (asimetri katsayısının) sıfırdan büyük ( $\gamma_1 > 0$ ) ve istatistiki olarak anlamlı olması durumunda negatif şoklara kıyasla pozitif şokların volatilite üzerinde daha fazla etkili olduğu, sıfırdan küçük ( $\gamma_1 < 0$ ) ve istatistiki olarak anlamlı olması durumunda ise pozitif şoklara kıyasla negatif şokların volatilite üzerinde daha fazla etkili olduğu sonucuna varılmaktadır (Ural, 2010, s. 93). Analiz sonuçlarına göre  $\alpha_1$ ,  $\beta_1$  ve  $\gamma_1$  katsayıları istatistiki olarak anlamlı olup  $\gamma_1$  katsayısı negatiftir. Bu durumda, anlık şokların XU100 serisinin volatilitesi üzerinde etkili olduğu, şokların kalıcı etki gösterdiği, negatif ve pozitif bilgi şokları arasında asimetri olduğu, negatif bilgi şoklarının pozitif bilgi şoklarına kıyasla XU100 serisi volatilitesi üzerinde daha fazla etki yarattığı görülmektedir. Modelde  $\alpha_1$ 'in anlamlı ve pozitif olması anlık şokların BTC serisinin volatilitesi üzerinde etkili olduğu,  $\beta_1$ 'in anlamlı ve pozitif olması ise şokların kalıcı etki gösterdiğine işaret etmektedir. XU100 serisi için EGARCH (1,1) modeli doğrultusunda elde edilen koşullu varyans grafiği ve News Impact Curve (NIC-Haber Etki Eğrisi) Şekil 1'deki gibidir.

**Şekil 1:** lnXU100 serisi EGARCH (1,1) modeli koşullu varyans grafiği ve NIC



Şekil 1'de yer alan koşullu varyans grafiği incelendiğinde XU100 serisine ilişkin volatilitenin Mart-Mayıs 2020 dönemi, Mart 2021 dönemi, Aralık 2021-Şubat 2022 dönemi, Mart 2020 dönemi ve Eylül 2022 dönemlerinde yükseldiği görülmektedir. Özellikle Covid-19'un pandemi olarak ilan edildiği dönem ve yüksek enflasyon verilerinin açıklandığı dönemlerde XU100 volatilitesinde önemli ölçüde artış meydana gelmiştir. NIC incelendiğinde, XU100 serisi volatilitesinin geçmiş dönem şoklarına asimetric bir şekilde karşılık verdiği ve negatif şokların getiri volatilitesi üzerinde daha fazla etkili olduğu görülmektedir.

SPX getiri serisi için geliştirilen volatilite tahmin modelleri analiz sonuçları Tablo 9'da verilmiştir.

**Tablo 9:** lnSPX ARMA (5,5) serisi volatilité modelleri sonuçları

Modeller	GARCH (1,1)	IGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	TGARCH (1,2)	EGARCH (1,1)	APGARCH (1,1)
$\alpha_0$	4.11E-06 (5.233)***		4.79E-06 (6.535)***	5.87E-06 (6.025)***	-0.782151 (-9.418)***	0.001580 (2.323)**
$\alpha_1$	0.258001 (9.849)***	0.118935 (15.481)***	0.084422 (4.044)***	0.088366 (3.876)***	0.350763 (11.707)***	0.169621 (10.097)***
$\beta_1$	0.741177 (33.001)***	0.881065 (114.685)***	0.776655 (36.784)***	0.455571 (3.038)***	0.944097 (119.31)***	0.821038 (50.597)***
$\beta_2$				0.268468 (2.101)**		
$\gamma_1$			0.237514 (6.336)***	0.328549 (5.875)***	-0.148852 (-8.503)***	0.695989 (9.961)***
$d$						0.795871 (5.086)***
<b>ARCH-LM</b>						
<i>F-İst.</i>	0.649485	0.752943	0.649879	0.664429	0.665963	0.841226
<i>Olas.</i>	0.8767	0.7720	0.8763	0.8635	0.8621	0.6638
<b>Korelogram</b>						
<i>Q-İst.</i>	13.440	16.558	13.236	13.211	14.123	15.820
<i>Olas.</i>	0.858	0.681	0.867	0.868	0.824	0.728
<b>RMSE</b>	0.013906	0.013888	<b>0.013867</b>	<b>0.013867</b>	0.013874	0.013882
<b>TIC</b>	<b>0.899435</b>	0.944340	0.941761	0.942301	0.941567	0.966813
<b>MAE</b>	0.008966	0.008972	<b>0.008934</b>	<b>0.008934</b>	0.008943	0.008975

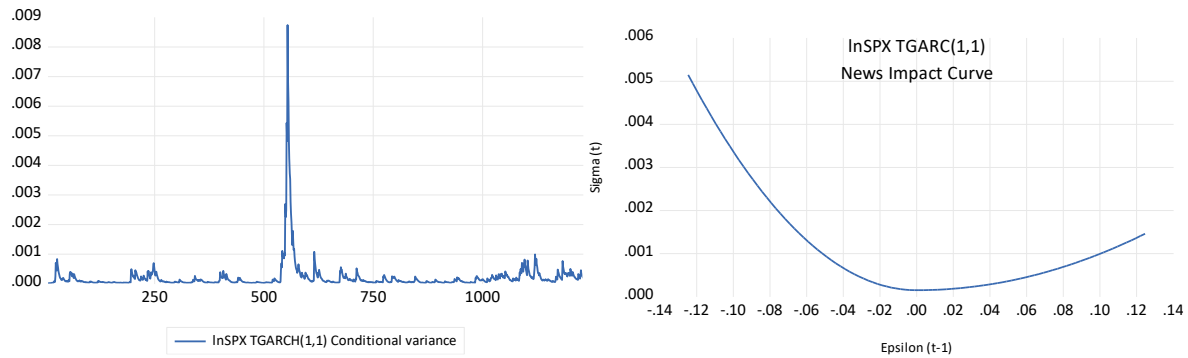
**Not 1:** Parantez içindeki değerler z-İstatistik değerlerini ifade etmektedir.

**Not 2:** \*\*\* işareti %1, \*\* işareti ise %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Tablo 9'da yer alan sonuçlara göre SPX serisi için olasılık değerlerinin anlamlılığı ve parametre kısıtı koşullarını sağlayan ve değişen varyans ve otokorelasyon problemi barındırmayan modeller olarak GARCH (1,1), IGARCH (1,1), TGARCH (1,1), TGARCH (1,2), EGARCH (1,1) ve APGARCH (1,1) modelleri tespit edilmiştir. Tablo 8'de yer almayan bir terim olan  $d$  üs parametresidir. Her altı modelde de tüm olasılık değerleri %5 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Ayrıca ARCH-LM ve Korelogram Q testleri sonuçlarına göre modellerde değişen varyans veya otokorelasyon sorunları bulunmamaktadır. Modeller RMSE, TIC ve MAE değerleri esas alınarak kıyaslandığında TIC değerlerine göre GARCH (1,1) modeli, RMSE ve MAE değerlerine göre ise TGARCH (1,1) ve TGARCH (1,2) modelleri SPX serisi için en başarılı volatilité modelleridir. TGARCH (1,1) ve TGARCH (1,2) modelleri arasında yapılan seçimde daha düşük TIC değerine sahip olan TGARCH (1,1) modeli en başarılı model olarak seçilmiştir.

TGARCH modeli, volatilitede kaldıraç etkisini dikkate alan asimetrik bir koşullu değişen varyans modelidir. Modelin geçerli olabilmesi için  $\alpha_0$ ,  $\alpha_1$ ,  $\beta_1$  ve  $\gamma_1$  parametrelerinin istatistiki olarak anlamlı olması ve pozitif olmaları koşulunun sağlanması gerekmektedir. Modelde  $\alpha_1$  parametresi pozitif şokların volatilitte üzerindeki etkilerini,  $\alpha_1 + \gamma_1$  parametresi ise negatif şokların volatilitte üzerindeki etkilerini ifade etmektedir (Koy vd., 2021, s. 166). Modelde kaldıraç etkisini temsil eden  $\gamma_1$ 'nin 0'dan büyük çıkması durumunda, seride kaldıraç etkisinin var olduğu ve negatif şokların pozitif şoklara kıyasla volatilitteyi daha fazla artırdığı söylenebilir (Korkmaz ve Çevik, 2009, s. 94). Tablo 9'da yer alan TGARCH (1,1) modeline ait tüm parametreler istatistiki olarak anlamlıdır. Model'de  $\gamma_1 > 0$  olması serinin volatilitesinde bilgi asimetrisinin etkili olduğunu göstermekte, diğer bir ifadeyle kaldıraç etkisinin var olduğunu göstermektedir. Analiz sonuçlarına göre S&P500 endeksinde olumsuz haberlerin olumlu haberlere kıyasla getiri volatilitesi üzerinde daha fazla etkisi bulunmaktadır. Bu bulgu diğer anlamlı asimetrik koşullu değişen varyans modelleri olan TGARCH (1,2), EGARCH (1,1) ve APGARCH (1,1) modellerinden elde edilen  $\gamma_1$  bulgusu ile desteklenmektedir. TGARCH (1,1) modelinde  $\alpha_1 + \beta_1$  değerinin 1'e yakın olması (0.861077) SPX getiri serisinde volatilitte ısrarcılığına işaret etmektedir. Model sonuçlarına göre, pozitif şokların volatilitte üzerinde %8.44'lük bir artırıcı etkisi bulunurken, negatif şokların volatilitte üzerinde %32.13'lük bir artırıcı etkisi söz konusudur. Ayrıca  $\alpha_1$  parametresi katsayısının sıfıra yakınsaması ve  $\beta_1$  parametresi katsayısının 1'e yakınsaması ARCH etkisine kıyasla modelde GARCH etkisinin daha güçlü olduğunu göstermektedir. Söz konusu bu bulgu, SPX serisi volatilitesi üzerinde önceki dönem koşullu varyanslarının etkilerinin geçmiş dönem şokları etkilerinden daha yüksek düzeyde olduğunu göstermektedir. Ayrıca SPX serisine ilişkin APGARCH (1,1) modelinde yer alan  $d$  parametresinin anlamlı ve 1'in altında olması serinin volatilitesinin uzun hafıza özelliği göstermediğini işaret etmektedir. SPX serisi için EGARCH (1,1) modeli doğrultusunda elde edilen koşullu varyans grafiği ve NIC Şekil 2'deki gibidir.

**Şekil 2:** lnSPX serisi EARCH (1,1) modeli koşullu varyans grafiği ve NIC



Şekil 2'de yer alan koşullu varyans grafiği incelendiğinde SPX serisine ilişkin volatilitenin Şubat 2018 dönemi, Ekim-Aralık 2018 dönemi, Şubat-Nisan 2020 dönemi ve Nisan-Haziran 2022 döneminde

yükseldiği görülmektedir. Özellikle Covid-19'un pandemi olarak ilan edildiği dönemde SPX volatilitesinde önemli ölçüde artış meydana gelmiştir. NIC incelendiğinde, SPX serisi volatilitesinin geçmiş dönem şoklarına asimetrik bir şekilde karşılık verdiği ve negatif şokların getiri volatilitesi üzerinde daha fazla etkili olduğu görülmektedir.

USD getiri serisi için geliştirilen volatilitate tahmin modelleri analiz sonuçları Tablo 10'da verilmiştir.

**Tablo 10:** lnUSD ARMA (4,4) serisi volatilitate modelleri sonuçları

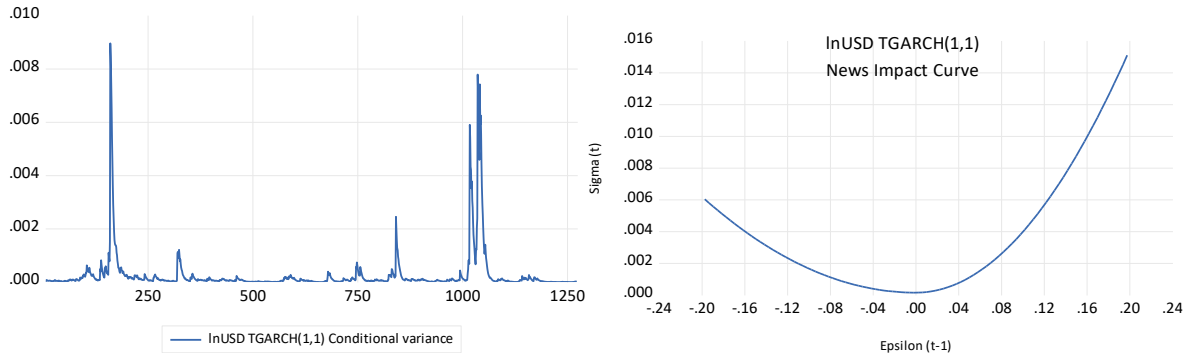
Modeller	IGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	APGARCH (1,1)
$\alpha_0$		-0.595464 (-12.88)***	6.08E-07 (4.817)***	3.11E-05 (2.396)**
$\alpha_1$	0.160492 (34.366)***	0.393168 (23.989)***	0.203303 (15.627)***	0.226027 (17.649)***
$\beta_1$	0.839508 (179.76)***	0.967041 (220.60)***	0.777143 (104.60)***	0.826862 (87.231)***
$\gamma_1$		0.096556 (7.154)***	-0.232425 (-7.812)***	-0.267108 (-7.238)***
$d$				1.311210 (9.855)***
<b>ARCH-LM</b>				
$F\text{-}İst.$	0.665018	0.713107	0.725704	0.755124
$Olas.$	0.8630	0.8158	0.8024	0.7695
<b>Korelogram</b>				
$Q\text{-}İst.$	13.743	14.799	14.145	15.545
$Olas.$	0.843	0.788	0.823	0.744
<b>RMSE</b>	0.014179	0.014173	<b>0.014164</b>	0.014166
<b>TIC</b>	0.944088	0.943945	<b>0.935649</b>	0.937881
<b>MAE</b>	0.007516	0.007521	<b>0.007503</b>	0.007510
<b>Not 1:</b> Parantez içindeki değerler z-İstatistik değerlerini ifade etmektedir.				
<b>Not 2:</b> *** işareti %1, ** işareti ise %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.				

Tablo 10'da yer alan sonuçlara göre USD serisi için olasılık değerleri anlamlılığı ve parametre kısıtı koşullarını sağlayan ve değişen varyans ve otokorelasyon problemi barındırmayan modeller olarak IGARCH (1,1), TGARCH (1,1), EGARCH (1,1) ve APGARCH (1,1) modelleri tespit edilmiştir. Her dört modelde de tüm olasılık değerleri %5 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Ayrıca ARCH-LM ve Korelogram Q testleri sonuçlarına göre modellerde değişen varyans veya otokorelasyon sorunları bulunmamaktadır. Modeller RMSE, TIC ve MAE değerleri esas alınarak kıyaslanmış ve en küçük RMSE, TIC ve MAE

değerlerine sahip olan TGARCH (1,1) modelinin USD serisi için en başarılı volatilite modeli olduğu tespit edilmiştir.

Tablo 10’da yer alan TGARCH (1,1) modeline ait tüm parametreler istatistiki olarak anlamlıdır. Model’de  $\gamma_1 < 0$  olması serinin volatilitesinde bilgi asimetrisinin etkili olmadığını göstermekte, diğer bir ifadeyle kaldıraç etkisinin var olmadığına işaret etmektedir. Analiz sonuçlarına göre USD/TRY döviz kuru üzerinde olumlu haberlerin olumsuz haberlere kıyasla getiri volatilitesi üzerinde daha fazla etkisi bulunmaktadır. Bu bulgu diğer anlamlı asimetrik koşullu değişen varyans modelleri olan EGARCH (1,1) ve APGARCH (1,1) modellerinden elde edilen  $\gamma_1$  bulgusu ile de desteklenmektedir. Model sonuçlarına göre, pozitif şokların volatilitte üzerinde %38.33’lük bir artırıcı etkisi bulunurken, negatif şokların volatilitte üzerinde %15.09’luk bir artırıcı etkisi söz konusudur. Ayrıca  $\alpha_1$  parametresi katsayısının sıfıra yakınsaması ve  $\beta_1$  parametresi katsayısının 1’e yakınsaması ARCH etkisine kıyasla modelde GARCH etkisinin daha güçlü olduğunu göstermektedir. Söz konusu bu bulgu, USD serisi volatilitesi üzerinde önceki dönem koşullu varyanslarının etkilerinin geçmiş dönem şokları etkilerinden daha yüksek düzeyde olduğunu göstermektedir. Ayrıca USD serisine ilişkin APGARCH (1,1) modelinde yer alan  $d$  parametresinin anlamlı ve 1’in üzerinde olması serinin volatilitesinin uzun hafıza özelliği gösterdiğini işaret etmektedir. USD serisi için TGARCH (1,1) modeli doğrultusunda elde edilen koşullu varyans grafiği ve NIC Şekil 3’teki gibidir.

**Şekil 3:** lnUSD serisi TGARCH (1,1) modeli koşullu varyans grafiği ve NIC



Şekil 3’te yer alan koşullu varyans grafiği incelendiğinde USD serisine ilişkin volatilitenin Ağustos-Eylül 2018 dönemi, Mart 2021 dönemi, Kasım 2021-Ocak 2022 döneminde yükseldiği görülmektedir. NIC incelendiğinde, USD serisi volatilitesinin geçmiş dönem şoklarına asimetrik bir şekilde karşılık vermediği ve pozitif şokların getiri volatilitesi üzerinde daha fazla etkili olduğu görülmektedir.

BTC getiri serisi için geliştirilen volatilite tahmin modelleri analiz sonuçları Tablo 11’de verilmiştir.

**Tablo 11:** lnBTC ARMA(5,3) serisi volatilité modelleri sonuçları

Modeller	ARCH (1)	GARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	APGARCH (2,1)
$\alpha_0$	0.001592 (66.285)***	9.87E-05 (5.8558)***	0.000133 (6.4209)***	0.601483 (5.887)***	0.014872 (1.780)**
$\alpha_1$	0.057789 (2.5793)***	0.100179 (6.7267)***	0.037158 (3.1785)***	0.154018 (6.759)***	0.026518 (1.739)*
$\alpha_2$					0.048259 (2.364)**
$\beta_1$		0.850601 (39.429)***	0.829313 (35.657)***	0.834016 (68.079)***	0.892142 (55.143)***
$\gamma_1$			0.1253 (7.0243)***	-0.062885 (-5.607)***	0.972671 (6.164)***
$d$					0.405484 (2.759)***
<b>ARCH-LM</b>					
<i>F-İst.</i>	0.516615	0.294878	0.249827	0.185119	0.230296
<i>Olas.</i>	0.9611	0.9990	0.9997	1.0000	0.9998
<b>Korelogram</b>					
<i>Q-İst.</i>	11.626	6.1388	5.2845	3.9145	4.8507
<i>Olas.</i>	0.928	0.999	1.000	1.000	1.000
<b>RMSE</b>	0.041530	0.041727	0.041670	<b>0.041516</b>	0.041772
<b>TIC</b>	0.903909	0.955635	0.969896	<b>0.901879</b>	0.940290
<b>MAE</b>	0.027367	0.027457	0.027401	<b>0.027366</b>	0.027486

**Not 1:** Parantez için deęerler z-İstatistik deęerlerini ifade etmektedir.

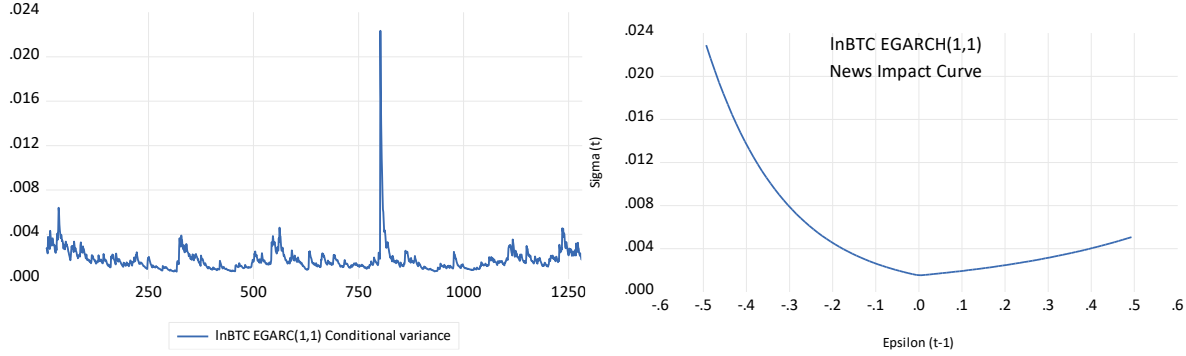
**Not 2:** \*\*\* iřareti %1, \*\* iřareti ise %5 anlamlılık d¼zeyini ifade etmektedir.

Tablo 11’de yer alan sonuçlara g¼re BTC serisi iin olasılık deęerlerinin anlamlılıęı ve parametre kısıtı kořullarını saęlayan ve deęiřen varyans ve otokorelasyon problemi barındırmayan modeller olarak ARCH (1), GARCH (1,1), TGARCH (1,1), EGARCH (1,1) ve APGARCH (2,1) modelleri tespit edilmiřtir. Her beř modelde de t¼m olasılık deęerleri %5 anlamlılık d¼zeyinde anlamlıdır. Ayrıca ARCH-LM ve Korelogram Q testleri sonuçlarına g¼re modellerde deęiřen varyans veya otokorelasyon sorunları bulunmamaktadır. Modeller RMSE, TIC ve MAE deęerleri esas alınarak kıyaslanmıř ve en k¼¼k RMSE, TIC ve MAE deęerlerine sahip olan EGARCH (1,1) modelinin BTC serisi iin en bařarılı volatilité modeli olduęu tespit edilmiřtir.

Tablo 11’de yer alan analiz sonuçlarına g¼re, EGARCH (1,1) modelinde  $\alpha_1$ ,  $\beta_1$  ve  $\gamma_1$  katsayıları istatistiki olarak anlamlı olup  $\gamma_1$  katsayısı negatiftir. Model’de  $\gamma_1 < 0$  olması serinin volatilitesinde bilgi asimetrisinin etkili olduęunu g¼stermekte, dięer bir ifadeyle kaldıra etkisinin var olduęuna iřaret

etmektedir. Modelde  $\alpha_1$ 'in anlamlı ve pozitif olması anlık şokların BTC serisinin volatilitesi üzerinde etkili olduğu,  $\beta_1$ 'in anlamlı ve pozitif olması ise şokların kalıcı etki gösterdiğine işaret etmektedir. Ayrıca BTC serisine ilişkin APGARCH (1,1) modelinde yer alan  $d$  parametresinin anlamlı ve 1'in altında olması serinin volatilitesinin uzun hafıza özelliği göstermediğini işaret etmektedir. BTC serisi için EGARCH (1,1) modeli doğrultusunda elde edilen koşullu varyans grafiği ve NIC Şekil 4'teki gibidir.

**Şekil 4:** lnBTC serisi EGARCH(1,1) modeli koşullu varyans grafiği ve NIC



Şekil 4'te yer alan koşullu varyans grafiği incelendiğinde BTC serisine ilişkin volatilitenin Şubat 2018 dönemi, Kasım-Aralık 2018 dönemi, Temmuz 2019 dönemi, Şubat-Nisan 2020 dönemi ve Mayıs-Haziran 2022 döneminde yükseldiği görülmektedir. Özellikle Covid-19'un pandemi olarak ilan edildiği dönemde BTC serisi volatilitesinde önemli ölçüde artış meydana gelmiştir. NIC incelendiğinde, BTC serisi volatilitesinin geçmiş dönem şoklarına asimetrik bir şekilde karşılık verdiği ve negatif şokların getiri volatilitesi üzerinde daha fazla etki yarattığı görülmektedir.

ALTIN serisi için geliştirilen volatilite tahmin modellerine ilişkin analiz sonuçları Tablo 12'deki gibidir.

**Tablo 12:** lnALTIN ARMA (2,3) serisi volatilité modelleri sonuçları

Modeller	ARCH (3)	GARCH (1,1)	IGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	APGARCH (1,1)
$\alpha_0$	5.33E-05 (20.322)***	2.80E-06 (3.866)***		2.34E-06 (3.863)***	-0.272993 (-4.687)	4.26E-05 (2.720)***
$\alpha_1$	0.091503 (5.250)***	0.051224 (6.478)***	0.024656 (12.162)***	0.079408 (6.700)***	0.103436 (8.256)***	0.057738 (6.637)***
$\alpha_2$	0.183786 (7.151)***					
$\alpha_3$	0.146067 (6.201)***					
$\beta_1$		0.917317 (62.762)***	0.975344 (481.12)***	0.897020 (75.947)***	0.978895 (175.10)***	0.929914 (85.608)***
$\gamma_1$				-0.054233 (-3.784)***	0.38051 (3.717)***	-0.309064 (-3.312)***
$d$						1.364554 (4.868)***
<b>ARCH-LM</b>						
<i>F-İst.</i>	1.292483	0490361	0.986027	0.506111	0.556373	0.502985
<i>Olas.</i>	0.1736	09710	0.4764	0.9653	0.9420	0.9665
<b>Korelogram</b>						
<i>Q-İst.</i>	26.071	9.6687	21.441	9.9909	11.150	9.9510
<i>Olas.</i>	0.163	0.974	0.372	0.968	0.942	0.969
<b>RMSE</b>	0.009536	0.009535	0.009537	<b>0.009535</b>	0.009538	<b>0.009535</b>
<b>TIC</b>	0.959346	0.977703	0.981540	<b>0.959339</b>	0.985038	0.976655
<b>MAE</b>	<b>0.006576</b>	0.006589	0.006598	<b>0.006576</b>	0.006590	0.006586
<b>Not 1:</b> Parantez içindeki deęerler z-İstatistik deęerlerini ifade etmektedir.						
<b>Not 2:</b> *** iřareti %1, ** iřareti ise %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.						

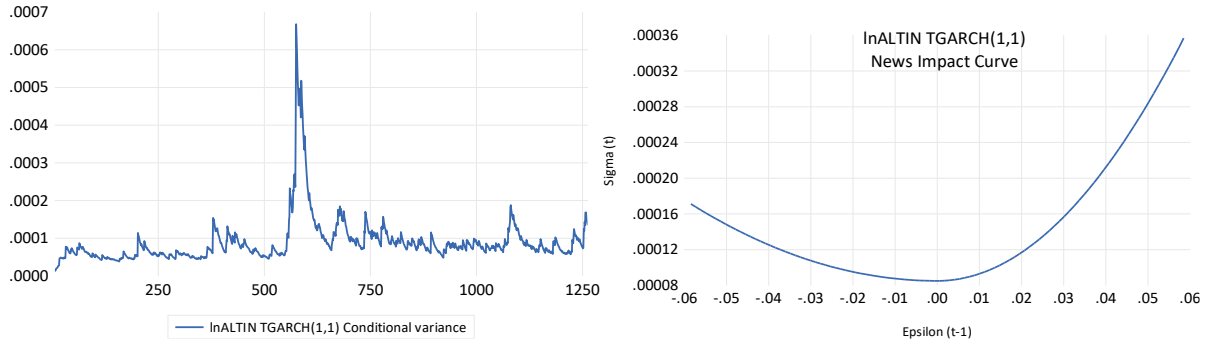
Tablo 12’de yer alan sonuçlara göre ALTIN serisi için olasılık deęeri anlamlılıęı ve parametre kısıtı kořullarını saęlayan ve deęişen varyans ve otokorelasyon problemi barındırmayan modeller olarak ARCH (3), GARCH (1,1), IGARCH (1,1), TGARCH (1,1), EGARCH (1,1) ve APGARCH (1,1) modelleri tespit edilmiřtir. Her altı modelde de tüm olasılık deęerleri %5 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Ayrıca ARCH-LM ve Korelogram Q testleri sonuçlarına göre modellerde deęişen varyans veya otokorelasyon sorunları bulunmamaktadır. Modeller RMSE, TIC ve MAE deęerleri esas alınarak kıyaslanmış ve en küçük RMSE, TIC ve MAE deęerlerine sahip olan TGARCH (1,1) modelinin ALTIN serisi için en başarılı volatilité modeli olduęu tespit edilmiřtir.

Tablo 12’de yer alan TGARCH (1,1) modeline ait tüm parametreler istatistiki olarak anlamlıdır. Model’de  $\gamma_1 < 0$  olması serinin volatilitesinde bilgi asimetrisinin etkili olmadıęını göstermekte, dięer bir



ifadeyle kaldıraç etkisinin var olmadığına işaret etmektedir. Analiz sonuçlarına göre altın vadeli işlemlerde olumlu haberlerin olumsuz haberlere kıyasla getiri volatilitesi üzerinde daha fazla etkisi bulunmaktadır. Bu bulgu diğer anlamlı asimetrik koşullu değişen varyans modelleri olan EGARCH (1,1) ve APGARCH (1,1) modellerinden elde edilen  $\gamma_1$  bulgusu ile de desteklenmektedir. Model sonuçlarına göre, pozitif şokların volatilitte üzerinde %7.94'lük bir artırıcı etkisi bulunurken, negatif şokların volatilitte üzerinde %2.52'lik bir artırıcı etkisi söz konusudur. Ayrıca  $\alpha_1$  parametresi katsayısının sifıra yakınsaması ve  $\beta_1$  parametresi katsayısının 1'e yakınsaması ARCH etkisine kıyasla modelde GARCH etkisinin daha güçlü olduğunu göstermektedir. Söz konusu bu bulgu, ALTIN serisi volatilitesi üzerinde önceki dönem koşullu varyanslarının etkilerinin geçmiş dönem şokları etkilerinden daha yüksek düzeyde olduğunu göstermektedir. Ayrıca ALTIN serisine ilişkin APGARCH (1,1) modelinde yer alan  $d$  parametresinin anlamlı ve 1'in üzerinde olması serinin volatilitesinin uzun hafıza özelliği gösterdiğini işaret etmektedir. ALTIN serisi için TGARCH (1,1) modeli doğrultusunda elde edilen koşullu varyans grafiği ve NIC Şekil 5'teki gibidir.

**Şekil 5:** lnALTIN serisi TGARCH (1,1) modeli koşullu varyans grafiği ve NIC



Şekil 5'te yer alan koşullu varyans grafiği incelendiğinde ALTIN serisine ilişkin volatilitenin Ekim-Kasım 2018 dönemi, Haziran-Eylül 2019 dönemi, Şubat-Nisan 2020 dönemi, Temmuz-Ağustos 2020 dönemi, Kasım-Aralık 2020 dönemi, Şubat-Mart 2022 dönemi ve Ekim-Kasım 2022 döneminde 2022 döneminde yükseldiği görülmektedir. Özellikle Covid-19'un patlak verdiği dönem ve Ukrayna-Rusya savaşının başladığı dönemlerde ALTIN serisi volatilitesinde önemli ölçüde artış meydana gelmiştir. NIC incelendiğinde, ALTIN serisi volatilitesinin geçmiş dönem şoklarına asimetrik bir şekilde karşılık vermediği ve pozitif şokların getiri volatilitesi üzerinde daha fazla etki yarattığı görülmektedir.

MFAIZ serisi için geliştirilen volatilitte tahmin modellerine ilişkin analiz sonuçları Tablo 13'teki gibidir.

**Tablo 13:** lnMFAIZ ARMA (5,5) serisi volatilité modelleri sonuçları

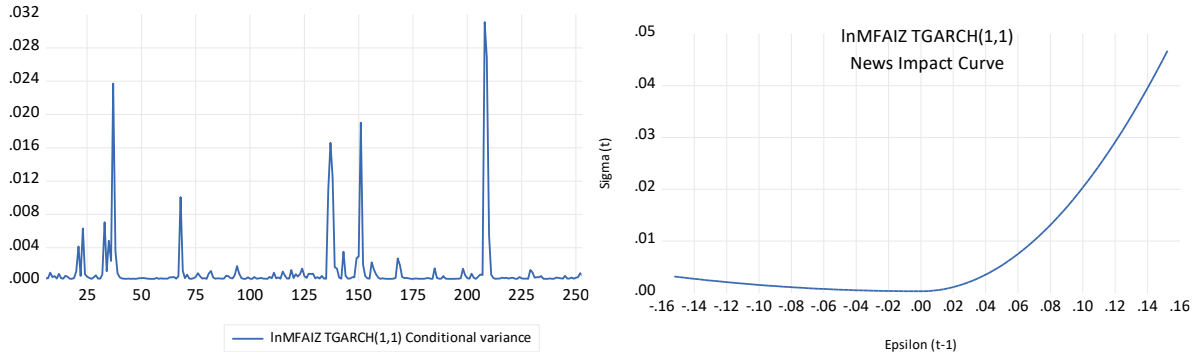
Modeller	ARCH (1)	ARCH (2)	TGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	EGARCH (2,1)
$\alpha_0$	0.000350 (8.268)***	0.000330 (8.888)***	0.000230 (6.142)***	-2.725872 (-3.18)***	-6.516791 (-4.57)***
$\alpha_1$	0.720011 (3.650)***	0.143534 (1.889)*	0.904004 (3.396)***	0.466672 (3.086)***	0.210461 (2.525)***
$\alpha_2$		0.543957 (5.721)***			0.757101 (4.196)***
$\beta_1$			0.090999 (2.523)***	0.679122 (6.338)***	0.228921 (2.274)**
$\gamma_1$			-1.878582 (-3.17)***	0.301405 (3.417)***	0.231998 (2.234)**
<b>ARCH-LM</b>					
<i>F-İst.</i>	0.355780	0.501531	1.057579	0.605124	0.646840
<i>Olas.</i>	0.9956	0.9641	0.3971	0.9066	0.8736
<b>Korelogram</b>					
<i>Q-İst.</i>	9.4896	12.637	27.136	15.929	17.059
<i>Olas.</i>	0.977	0.892	0.131	0.721	0.649
<b>RMSE</b>	0.032606	0.032679	<b>0.031694</b>	0.031982	0.033117
<b>TIC</b>	0.857053	0.841850	0.831018	0.933880	<b>0.762231</b>
<b>MAE</b>	0.021985	0.022014	<b>0.021289</b>	0.021415	0.022374
<b>Not 1:</b> Parantez içindeki değerler z-İstatistik değerlerini ifade etmektedir.					
<b>Not 2:</b> *** işareti %1, ** işareti ise %5 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.					

Tablo 13'te yer alan sonuçlara göre MFAIZ serisi için olasılık değerlerinin anlamlılığı ve parametre kısıtı koşullarını sağlayan ve değişen varyans ve otokorelasyon problemi barındırmayan modeller olarak ARCH (1), ARCH (2), TGARCH (1,1), EGARCH (1,1) ve EGARCH (2,1) modelleri tespit edilmiştir. Her beş modelde de tüm olasılık değerleri %5 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. Ayrıca ARCH-LM ve Korelogram Q testleri sonuçlarına göre modellerde değişen varyans veya otokorelasyon sorunları bulunmamaktadır. TIC değerlerine göre EGARCH (2,1) modeli, RMSE ve MAE değerlerine göre ise TGARCH (1,1) modeli MFAIZ serisi için en başarılı volatilité modelidir. RMSE ve MAE değerlerine göre en başarılı model olan TGARCH (1,1) modeli MFAIZ serisi volatilité modellemesi için en uygun model olarak belirlenmiştir.

Tablo 13'te yer alan TGARCH (1,1) modeline ait tüm parametreler istatistiki olarak anlamlıdır. Model'de  $\gamma_1 < 0$  olması serinin volatilitesinde bilgi asimetrisinin etkili olmadığını göstermekte, diğer bir ifadeyle kaldıraç etkisinin var olmadığına işaret etmektedir. Analiz sonuçlarına göre mevduat faiz oranı volatilitesi üzerinde olumlu haberlerin olumsuz haberlere kıyasla daha fazla etkisi bulunmaktadır. Bu bulgu

diğer anlamlı asimetrik koşullu değişen varyans modelleri olan EGARCH (1,1) ve EGARCH (2,1) modellerinden elde edilen  $\gamma_1$  bulguları ile de desteklenmektedir. Model sonuçlarına göre, pozitif şokların volatilite üzerinde %200.10'luk bir artırıcı etkisi bulunurken, negatif şokların volatilite üzerinde %12.24'lük bir artırıcı etkisi söz konusudur. Ayrıca  $\alpha_1$  parametresi katsayısının sıfıra 1'den büyük olması ve  $\beta_1$  parametresi katsayısının 0'a yakınsaması GARCH etkisine kıyasla modelde ARCH etkisinin daha güçlü olduğunu göstermektedir. Söz konusu bu bulgu, MFAIZ serisi volatilitesi üzerinde önceki dönem koşullu varyanslarının etkilerinin geçmiş dönem şokları etkilerinden daha düşük düzeyde olduğunu göstermektedir. MFAIZ serisi için TGARCH (1,1) modeli doğrultusunda elde edilen koşullu varyans grafiği ve NIC Şekil 6'daki gibidir.

Şekil 6: lnMFAIZ serisi TGARCH (1,1) modeli koşullu varyans grafiği ve NIC



Şekil 6'da yer alan koşullu varyans grafiği incelendiğinde MFAIZ serisine ilişkin volatilitenin Mayıs-Haziran 2018 dönemi, Ağustos 2018 dönemi, Nisan 2019 dönemi, Temmuz-Ağustos 2020 dönemi, Kasım 2020 dönemi ve Aralık 2021 döneminde yükseldiği görülmektedir. Türkiye'de yaşanan döviz krizi, Merkez Bankası'nın faiz kararları, yüksek enflasyon verilerinin açıklanması ve Covid-19'un pandemi olarak ilan edilmesi gibi olayların MFAIZ serisi volatilitesinde önemli ölçüde artışa neden olduğu görülmektedir. NIC incelendiğinde, MFAIZ serisi volatilitesinin geçmiş dönem şoklarına asimetrik bir şekilde karşılık vermediği ve pozitif şokların getiri volatilitesi üzerinde daha fazla etki yarattığı görülmektedir.

BIST100 ve S&P500 endeksleri, USD/TRY döviz kuru, Bitcoin, altın vadeli işlemler ve 3 aylık banka mevduat faizi yatırım enstrümanları için belirlenen en uygun asimetrik koşullu değişen varyans modelleri kaldıraç etkisinin bulunup bulunmadığı, pozitif ve negatif şokların etkileri, uzun dönem volatilite (LTV-Long Term Volatility), günlük volatilite (DV-Daily Volatility) ve H-L (Half-Life) değerleri yardımıyla karşılaştırılmıştır. Yatırım enstrümanlarının volatilite kıyaslamasında kullanılan ve yatırım enstrümanları arasındaki risk farklılıklarını ortaya koymak için kullanılan uzun dönem volatilite değeri eşitlik 2 yardımıyla hesaplanmıştır.

$$LTV = \frac{a_0}{(1-\alpha_1-\beta_1)} \quad (2)$$

Yatırım enstrümanı getirilerinde günlük bazda meydana gelen volatilitte eşitlik 3 yardımıyla hesaplanmıştır.

$$DV = \sqrt{\frac{a_0}{(1-\alpha_1-\beta_1)}} \quad (3)$$

Piyasaya gelen şokların yatırım enstrümanı özelinde ne kadar sürede sönmüldüğünü ifade eden H-L değeri ise eşitlik 4 yardımıyla hesaplanmıştır (Şahin, 2021: 852).

$$HL = \frac{\ln(0.5)}{\ln(\alpha_1+\beta_1)} \quad (4)$$

Yatırım enstrümanları için geliştirilen volatilitte modelleri karşılaştırması Tablo 14'te yer almaktadır.

**Tablo 14:** Yatırım araçlarında volatilitte karşılaştırması

Modeller	lnXU100	lnSPX	lnUSD	lnBTC	lnALTIN	lnMFAIZ
	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	EGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)	TGARCH (1,1)
$\alpha_0$	1.170412 (3.580)***	4.79E-06 (6.535)***	6.08E-07 (4.817)***	0.601483 (5.887)***	2.34E-06 (3.863)***	0.000230 (6.142)***
$\alpha_1$	0.128970 (3.914)***	0.084422 (4.044)***	0.203303 (15.627)***	0.154018 (6.759)***	0.079408 (6.700)***	0.904004 (3.396)***
$\beta_1$	0.835911 (23.356)***	0.776655 (36.784)***	0.777143 (104.60)***	0.834016 (68.079)***	0.897020 (75.947)***	0.090999 (2.523)***
$\gamma_1$	-0.125073 (-3.989)***	0.237514 (6.336)***	-0.232425 (-7.812)***	-0.062885 (-5.607)***	-0.054233 (-3.784)***	-1.878582 (-3.17)***
<b>LTV</b>	33.32703	0.00003	0.00003	50.26600	0.00010	0.04603
<b>DV</b>	5.77296	0.00587	0.00558	7.08985	0.00996	0.21454
<b>H-L</b>	19.38846	4.63422	35.10013	57.57912	29.05758	138.36580

**Not 1:** Parantez içindeki değerler z-İstatistik değerlerini ifade etmektedir.

**Not 2:** \*\*\* işareti %1 anlamlılık düzeyini ifade etmektedir.

Gerçekleştirilen analizler sonucunda çalışma kapsamına dahil edilen tüm yatırım enstrümanlarında en uygun volatilitte modelleri volatilitte kaldıraç etkisini dikkate alan asimetric koşullu değişen varyans modelleri olarak belirlenmişlerdir. XU100 ve BTC serileri için EGARCH modeli, SPX, USD, ALTIN ve MFAIZ serileri için ise TGARCH modelleri en uygun modeller olarak seçilmişlerdir. XU100, SPX, USD, BTC ve ALTIN serileri volatilitte modellerinde  $\beta_1$  parametreleri  $\alpha_1$  parametrelerinden büyük iken, MFAIZ serisi volatilitte modelinde bu durumun tersi söz konusudur. Elde edilen bu bulgu XU100, SPX, USD, BTC ve ALTIN serileri volatilitte üzerinde GARCH etkisinin, diğer bir ifadeyle, geçmiş dönem değerlerinin

volatilite üzerindeki etkilerinin ARCH etkisine göre, diğer bir ifadeyle, anlık şokların etkilerine göre daha yüksek olduğu anlamına gelmektedir. Volatilite üzerinde anlık şokların etkileri dikkate alındığında MFAIZ serisi volatilite modeli ön plana çıkmaktadır. Analiz sonuçlarına göre anlık şoklar MFAIZ serisinde volatilite üzerinde %90'lık bir etki yaratmaktadır. Geçmiş dönem şoklarının etkileri dikkate alındığında ise ALTIN, XU100 ve BTC serileri volatilite modelleri ön plana çıkmaktadır. Geçmiş dönem şokları ALTIN serisi volatilitesi üzerinde %89'luk bir etki yaratırken bu etki XU100 ve BTC serileri volatilitelerinde %83, SPX ve USD serileri volatilitelerinde ise %77 civarındadır. Analiz sonuçlarına göre XU100, SPX ve BTC serileri volatilitelerinde kaldıraç etkisi söz konusu iken USD, ALTIN ve MFAIZ serileri volatilitelerinde kaldıraç etkisi söz konusu değildir. Diğer bir ifadeyle BIST100 ve S&P500 endeksleri ve Bitcoin volatiliteleri üzerinde negatif şokların etkileri pozitif şoklara kıyasla daha yüksek iken USD/TRY kuru, altın vadeli işlemler ve mevduat faiz oranı volatiliteleri üzerinde pozitif şokların etkileri negatif şoklara kıyasla daha yüksektir. Uzun dönem ve günlük volatilite değerleri incelendiğinde BTC ve XU100 serilerinin hem uzun dönemde hem de günlük bazda yüksek düzeyde volatilite içerdiği görülmektedir. ALTIN, MFAIZ, SPX ve USD serilerinin ise uzun dönem ve günlük bazda düşük düzeyde volatilite içerdikleri görülmektedir. Şokların etkilerinin yatırım enstrümanları özelinde kaç gün sürdüğünü ifade eden H-L değerleri incelendiğinde ise MFAIZ serisi ön plana çıkmaktadır. Analiz sonuçlarına göre bankacılık piyasası 3 aylık mevduat faizi getirileri piyasaya gelen şokları 138 gün sonra atlatabilmektedirler. Bu durum, Türkiye gibi gelişmekte olan ekonomilerde politik risklerin ve Merkez Bankası kararlarının borçlanma piyasası üzerindeki etkilerini göstermektedir. Hesaplanan H-L değerlerine göre, Bitcoin piyasasına gelen bir şokun etkisi 57 gün sürerken, döviz piyasasına gelen bir şokun etkisi 35 gün, altın piyasasına gelen bir şokun etkisi 29 gün, BIST100 endeksine gelen bir şokun etkisi 19 gün ve son olarak uluslararası pay piyasasını temsilen S&P500 endeksine gelen bir şokun etkisi ise 4 gün sürmektedir.

## SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Küreselleşme ve teknolojik gelişmeler bir yandan finansal piyasaların daha verimli ve aktif çalışmasını sağlarken diğer yandan ulusal ve bölgesel risklerin finansal piyasalar üzerindeki etkisini önemli boyutta artırmıştır. Yatırım araçları getirilerinin bölgesel, ulusal veya küresel çapta meydana gelen ekonomik olaylar, politik olaylar ve salgın hastalıklar gibi pek çok faktörden etkilenmesi yatırım kararlarının önemli öğelerinden biri olan risk unsurunun önemini artırmaktadır. Finansal piyasalarda en önemli risk unsurlarından biri de yatırım araçlarının volatiliteleridir. Yüksek düzeyde volatil yapıda olan yatırım araçlarının gelecek dönem değerlerini tahmin etmek zorlaşmakta, beklenen getiri ve gerçekleşen getiri arasındaki farkların büyüme ihtimali artmaktadır. Bu bağlamda çalışmada, pay piyasası, döviz piyasası, kripto para piyasası, kıymetli maden piyasası ve borçlanma piyasası yatırım araçlarının

volatilitelerinin modellenmesi ve aralarındaki farkların ortaya konulması ve bireysel ve kurumsal yatırımcılara yatırım kararlarında yardımcı olacak bilgilerin ekonometrik yöntemlerle elde edilmesi temel amaç olarak belirlenmiştir.

Çalışmada ulusal ve uluslararası sermaye piyasalarını temsilen BIST100 ve S&P500 endeksleri, döviz piyasasını temsilen USD/TRY döviz kuru, kripto para piyasasını temsilen BTC/USD, emtia ve kıymetli madenler piyasalarını temsilen ons altın vadeli işlemler ve bankacılık piyasasını temsilen Türkiye bankacılık piyasası 3 aylık ortalama mevduat faizi farklı türlerde yatırım enstrümanları olarak ele alınmış ve 2018-2022 dönemi verileri kullanılarak volatiliteler yapıları incelenmiştir. Çalışmada ilk olarak serilere ilişkin tanımlayıcı istatistikler ve fiyat ve getiri grafikleri incelenmiştir. Birim kök testleri ile serilerin durağanlık yapıları incelenmiş ve tüm getiri serilerinin düzeyde durağan olduğu tespit edilmiştir. Serilere ilişkin en uygun ARMA yapısını belirlemek için Box-Jenkins metodolojisi uygulanmış, ardından ARMA modelleri tahmin edilmiştir. Yapılan analizlerde tüm değişkenlere ilişkin ARMA modellerinin değişen varyans, otokorelasyon veya doğrusal olmayan unsurlar içerme problemlerinden en az birine sahip olduğu tespit edilmiş ve volatiliteler modellemesi ARCH/GARCH ve türevi modeller ile gerçekleştirilmiş, yatırım enstrümanları için geliştirilen volatiliteler modelleri uzun dönem ve günlük volatiliteler ve Half-Life değerleri üzerinden karşılaştırılmıştır.

Analizler sonucunda çalışma kapsamına dahil edilen tüm yatırım araçlarında en uygun volatiliteler modelleri volatilitelerde kaldıraç etkisini dikkate alan asimetrik koşullu değişen varyans modelleri olarak belirlenmişlerdir. BIST100 endeksi ve Bitcoin için en uygun model EGARCH(1,1) modeli, S&P500 endeksi, USD/TRY döviz kuru, ons altın vadeli işlemler ve 3 aylık mevduat faizi için ise TGARCH (1,1) modeli en uygun model olarak belirlenmiştir. Elde edilen bu bulgular BIST 100 ve S&P500 endeksleri, USD/TRY döviz kuru, Bitcoin ve altın vadeli işlemler serileri volatiliteleri üzerinde geçmiş dönem değerlerinin etkilerinin anlık şokların etkilerine kıyasla daha yüksek olduğunu göstermektedir. Mevduat faizi getiri serisi volatilitesi için ise bu durumun tersi söz konusudur. Anlık şokların volatilitesi üzerinde en fazla etkiye sahip olduğu yatırım enstrümanı mevduat faizi olarak belirlenirken geçmiş dönem şoklarının volatilitesi üzerinde en fazla etkiye sahip olduğu yatırım enstrümanı ise altın vadeli işlemler olarak belirlenmiştir. Çalışma sonuçlarına göre, BIST100 ve S&P500 endeksleri ve Bitcoin volatiliteleri üzerinde negatif şokların etkileri pozitif şoklara kıyasla daha yüksek iken USD/TRY kuru, altın vadeli işlemler ve mevduat faiz oranı volatiliteleri üzerinde pozitif şokların etkileri negatif şoklara kıyasla daha yüksektir. Çalışmanın diğer bir bulgusu da Bitcoin ve BIST100 endeksi serilerinin hem uzun dönemde hem de günlük bazda yüksek düzeyde volatiliteler içeren yatırım enstrümanları olduğudur. Altın vadeli işlemler, mevduat faizi, S&P500 endeksi ve USD/TRY döviz kuru serilerinin ise uzun dönem ve günlük bazda düşük düzeyde

volatilite içerdikleri görülmektedir. Şokların etkilerinin yatırım enstrümanları özelinde kaç gün sürdüğünü ifade eden H-L değerlerine göre bankacılık piyasası 3 aylık mevduat faizi getirisi volatilitesi piyasaya gelen şokları yaklaşık olarak 138 gün sonra atlatabilmektedir. Merkez bankası kararları ve politik risk temelli gelişmelerin Türkiye gibi gelişmekte olan bir ekonomide mevduat faizi üzerinde anlık etkiler yaratabildiği gibi yaratılan etkiler hızlı bir şekilde atlatılamamaktadır. Yüksek düzeyde riske sahip yatırım araçlarından olan Bitcoin ise piyasaya gelen bir şokun etkisini yaklaşık olarak 57 gün sonra atlatabilmektedir. Bu süre döviz piyasasında yaklaşık 35 gün, altın piyasasında yaklaşık 29 gün, BIST100 endeksinde yaklaşık 19 gün ve S&P500 endeksinde yaklaşık 4 gün olarak belirlenmiştir. Son olarak, APGARCH modeli sonuçlarına göre S&P500 endeksi ve Bitcoin serilerinde ilgili dönem için volatilitede uzun hafıza bulgusuna rastlanılmazken USD/TRY ve altın vadeli işlemler serilerinde volatilitede uzun hafıza özelliğinin varlığına dair bulgular elde edilmiştir.

Çalışmada kapsamında elde edilen bulguların yatırım araçlarının risk düzeylerinin doğru hesaplanmasında ve daha doğru yatırım kararlarının verilmesinde yatırımcılara, portföy yöneticilerine, risk yöneticilerine ve piyasa düzenleyicilerine fayda sağlayacağı ve riskli finansal varlıklarda volatilitte yapısı konusunda literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Gelecekte yapılacak çalışmalarda bu çalışmada volatilitte yapıları belirlenen ve yorumlanan riskli yatırım araçlarının yer aldığı portföy yatırımlarının başarıları portföy yönetimi teorileri kapsamında analiz edilerek farklı volatilitte yapısına sahip riskli yatırım araçlarının portföye dahil edilmesinin farklı yatırımcı tipleri için fayda fonksiyonu üzerindeki etkilerinin ortaya konulması literatüre katkı sağlayacaktır. Bu çalışma değerlendirilirken çalışmanın ele alınan dönem ve incelenen yatırım araçları bağlamında kısıtlara tabi olduğu unutulmamalıdır.

## YAZAR BEYANI / AUTHOR STATEMENT

Araştırmacı(lar) makaleye ortak olarak katkıda bulunduğunu bildirmiştir. Araştırmacı(lar) herhangi bir çıkar çatışması bildirmemiştir.

## KAYNAKÇA

- Atasoy, A. B., & Tuna, G. (2021). Bitcoin için volatilitte tahmini: Simetrik ve asimetrik GARCH modelleri için ampirik bir çalışma. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 13(4), 3346-3359.
- Baykut, E., & Kula, V. (2018). Borsa İstanbul pay endekslerinin volatilitte yapısı: BIST-50 örneği (2007-2016 yılları). *Afyon Kocatepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 20(1), 279-303.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 37, 307-327.

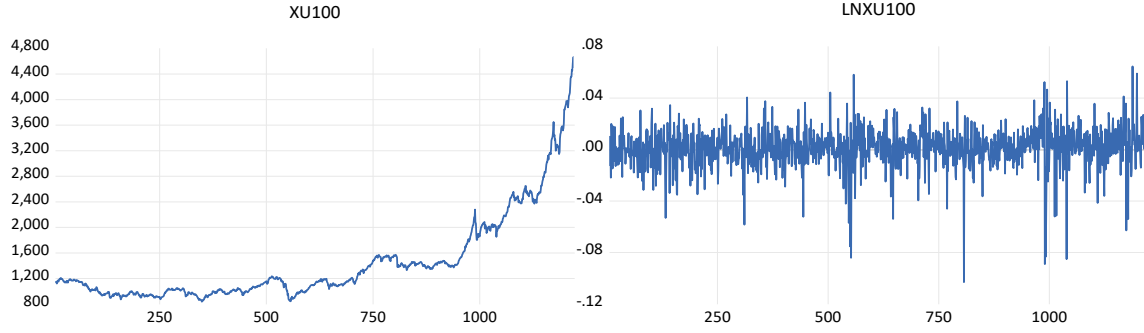
- Bouoiyour, J., & Selmi, R. (2016). Bitcoin: A beginning of a new phase? *Economics Bulletin*, 36(3), 1430-1440.
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. Oakland: Holden-Day.
- Brock, W. A., Dechert, W. D., Scheinkman, J. A., & LeBaron, B. (1996). A test for independence based on the correlation dimension. *Econometric Reviews*, 15(3), 197-235.
- Çil Yavuz, N. (2015). *Finansal ekonometri* (2. Baskı). İstanbul: Der Yayınevi.
- 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, 427-431.
- Ding, Z., Clive, Granger, C. W. J., & Engle, R. F. (1993). A long memory property of stock market returns and a new model. *Journal of Empirical Finance*, 1, 83-106.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Engle, E. F., & Bollarsev, T. (1986). Modelling the persistence of conditional aariances. *Econometric Reviews*, 5(1), 1-50.
- Ertuğrul, H. (2019). Kripto paraların volatilitite dinamiklerinin incelenmesi: GARCH modelleri üzerine bir uygulama. *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 17(4), 59-71.
- 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.
- Karabacak, M., Meçik, O., & Genç, E. (2014). Koşullu değişen varyans modelleri ile BIST 100 endeks getirisi ve altın getiri serisi volatilititesinin tahmini. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 6(1), 79-90.
- Kazova, F., & Büyükyılmaz Ercan, A. (2021). Kripto para birimlerinin volatilitite yapılarının karşılaştırmalı analizi. *Ekoist: Journal of Econometrics and Statistics*, 35, 33-57.
- Korkmaz, T., & Çevik, E. İ. (2009). Zımnı volatilitite endeksinden gelişmekte olan piyasalara yönelik volatilitite yayılma etkisi. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*, 3(2), 87-105.
- Koy, A., Yaman, M., & Mete, S. (2021). Kripto paraların volatilitite modelinde ABD borsa endekslerinin yeri: Bitcoin üzerine bir uygulama. *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 13(24), 159-170.
- Kuzu, S. (2018). Borsa İstanbul Endeksi (BIST 100) getiri volatilititesinin ARCH ve GARCH modeli ile tahmin edilmesi. *Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Dergisi, Özel Sayı*, 608-624.
- Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), 297-303.



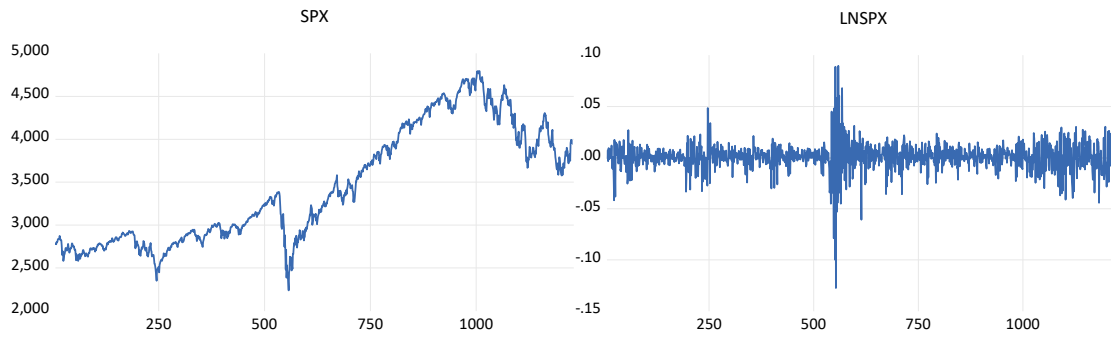
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 59(2), 347-370.
- Özbey, F., & Paksoy, S. (2020). GARCH ailesi modelleri ve Ann entegrasyonu ile BIST 100 endeksi getirisinin volatilite tahmini. *Business and Economics Research Journal*, 11(2), 385-396.
- Özdemir Höl, A., & Akkuş, H. T. (2021). Volatilite modelleri. İ. Çelik & S. Bozkuş Kahyaoğlu (Ed.), *Finansal zaman serisi analizleri: Temel yaklaşımlar içinde* (s. 299-412). Ankara: Gazi Kitabevi.
- Pabuççu, H., & Değirmenci, N. (2018). Volatilitenin modellenmesi ve ANFIS modeli ile BIST100 getiri tahmini. *Adam Akademi*, 8(2), 325-345.
- Phillips, P. C. B., & Perron, P. (1988). Testing for a unit root in time series regression. *Biometrika*, 75, 335-346.
- Şahin, E. E., & Özkan, O. (2018). Asimetrik volatilitenin tahmini: Kripto para Bitcoin uygulaması. *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 3(2), 240-247.
- Şahin, Ö., Öncü, M. A., & Sakarya, Ş. (2015). BİST 100 ve kurumsal yönetim endeksi volatilitelerinin karşılaştırmalı analizi. *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 16(2), 107-126.
- Tamilselvan, M., & Vali, S. M. (2016). Forecasting stock market volatility-evidence from Muscat security market using GARCH models. *International Journal of Commerce and Finance*, 2(1), 37-53.
- Topaloğlu, E. E., & Yaman, S. (2018). Simetrik ve asimetrik koşullu değişen varyans modelleri ile volatilite tahmini: Borsa İstanbul 100 endeksi uygulaması. *International Conference on Applied Economics and Finance & Extended with Social Sciences (ICOAEF'IV)* Proceeding'te sunulan bildiri. Aydın.
- Tuna, K., & İsaetli, İ. (2014). Finansal piyasalarda volatilite ve BIST-100 örneği. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 27, 21-31.
- Ural, M. (2010). *Yatırım fonlarının performans ve risk analizi*. Ankara: Detay Yayıncılık.
- Investing. (t.y.) Yatırım aracı fiyat verileri. <https://tr.investing.com/markets/> adresinden erişildi.
- Zakoian, J. M. (1994). Threshold heteroskedastic models. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18(5), 931-955.

## EKLER

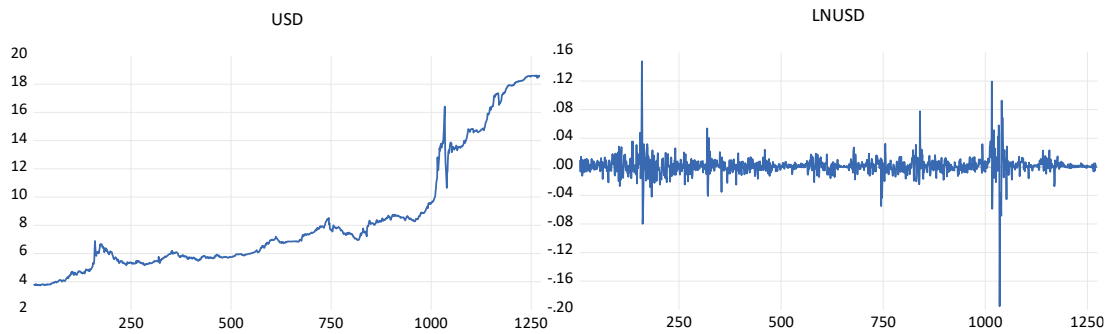
### Ek 1: BIST100 Endeksi'ne ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri



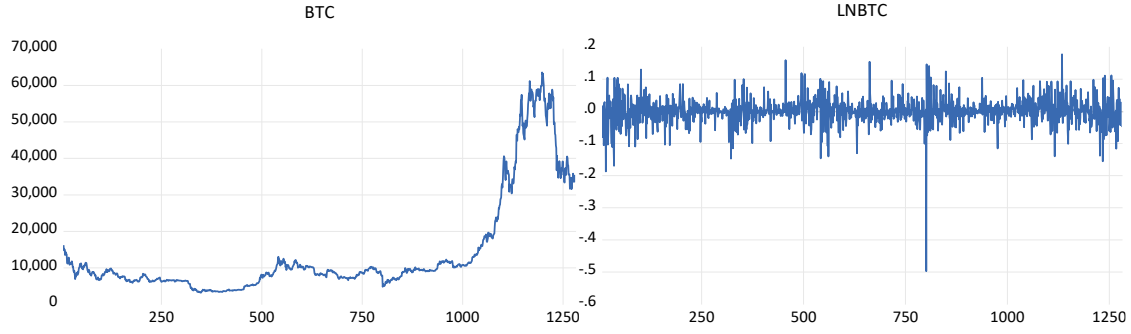
### Ek 2: S&P 500 Endeksi'ne ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri



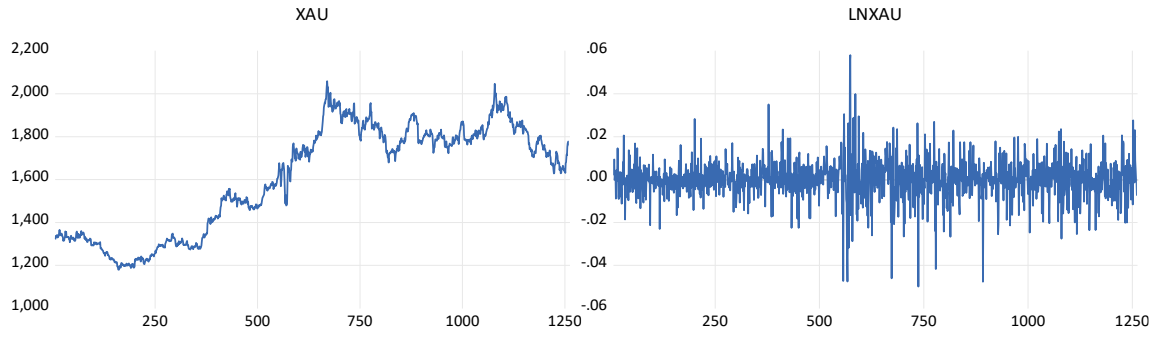
### Ek 3: USD/TRY döviz kuruna ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri



#### Ek 4: Bitcoin'e ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri



#### Ek 5: Altın vadeli işlemlere ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri



#### Ek 6: 3 Aylık mevduat faizine ilişkin fiyat ve getiri serisi grafikleri

