

Finansal Verilerin ARIMA ve ARCH Modelleriyle Öngörüsü: Türkiye Örneği

Nurdan Değirmenci¹
Ali Akay²

Finansal Verilerin ARIMA ve ARCH Modelleriyle Öngörüsü: Türkiye Örneği

Öz

Bu çalışmanın amacı borsa, altın, döviz ve petrol fiyatlarının Box-Jenkins modelleri ve ARCH modelleri ile öngörülmesidir. Bu doğrultuda çalışmada BIST100 endeksi, altın ve petrol fiyatları ile döviz kuru değişkenlerine ait 01.02.2009-11.25.2016 tarihleri arasında yer alan haftalık veri setleri kullanılmıştır. Yapılan analizler sonucunda altın fiyatları haricindeki tüm değişkenlerde asimetrik etkinin varlığı ortaya koyulmuştur. Ayrıca ARCH modellerinden elde edilen öngörülerin theil istatistiklerinin sıfıra oldukça yakın olduğu bulunmuştur.

Anahtar Kelimeler: ARIMA, GARCH, EGARCH, Öngörü

Forecasting Financial Data with ARIMA and ARCH Models: The Case of Turkey

Abstract

The aim of this study is to predict the stock market, gold, foreign exchange and oil prices with Box-Jenkins and ARCH models. In this direction, weekly datasets are used of BIST100 index, gold and oil prices and exchange rate variables between 01.02.2009-11.25.2016. As a result of the analyses, asymmetric effect is revealed in all variables except gold prices. Also, the predictions obtained from the ARCH models were found to be close to zero in the theil statistics.

Keywords: ARIMA, GARCH, EGARCH, Forecast

1. Giriş

Hisse senedi, altın, döviz gibi yatırım araçlarında meydana gelen dalgalanmalar, başta ekonomistler olmak üzere yatırım kararı verecek olan herkesi yakından ilgilendirmektedir. Sürekli değişkenlik gösteren bu yatırım araçlarının tahmin edilmesi, gelecekte nasıl bir seyir izleyeceği hakkında bilgi sahibi olmak ya da öngörülerde bulunmak, özellikle yatırım sürecinde karar vericiler açısından son derece önemli bir konudur.

Literatürde yatırım araçlarının gelecek değerlerini tahmin ederken, genellikle geleneksel Box-Jenkins yönteminin kullanıldığı görülmektedir. Bu yöntem, doğrusal zaman serilerinin analizinde sıkça kullanılan yöntemlerden birisidir. Box-Jenkins gibi geleneksel teknikler, geçmiş verilerden hareketle bir finansal varlığın davranışını ortaya koymaya çalışarak, bu yapının gelecekte de devam edeceği varsayımından hareketle öngöründe bulunurlar.

Çoğu zaman serisinde ele alınan dönem itibarıyla ortalamanın sabit olmasına karşın, öngörülemez ani artış veya azalışlara bağlı olarak varyansın zaman içerisinde değiştiği gözlemlenmiştir. Bu durum geleneksel ekonometrik modellerin sabit varyanslılık varsayımını ihlal etmektedir. Özellikle finansal verilerin ele alındığı Box-jenkins yaklaşımıyla elde edilen modellerde, değişen varyans problemleri ile sıkça karşılaşılmaktadır. Bu sebeple Engle (1982), koşulsuz varyansın sabit olmakla birlikte koşullu varyansın geçmiş hataların bir fonksiyonu olarak değişmesine izin veren ARCH modellerini geliştirmiştir (Bollerslev,1986: 307). Son yıllarda finansal serilerin koşullu varyansındaki zamana bağlı değişkenliği analiz etmek için ARCH modelleri de Box-Jenkins modelleri ile birlikte yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Böylece finansal verilere

¹ Yrd. Doç. Dr., Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi, Fındıklı Uygulamalı Bilimler Yüksekokulu, Uluslararası Ticaret ve Lojistik Bölümü

² Yrd. Doç. Dr., Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi, Ardeşen Turizm Fakültesi, Turizm İşletmeciliği Bölümü

ilişkin tahminlerde Box-Jenkins modellerini ARCH modelleri ile birleştirerek kullanmak daha sağlıklı sonuçlar ortaya koymaktadır.

ARCH modelinin uygulamasında, nispi olarak uzun gecikmeler kullanılması ve sabit gecikme yapısının önerilmesi nedeniyle, koşullu varyans denklemindeki parametrelere bazı kısıtlamalar konulmuştur. Bu kısıtlamaların sağlanamaması ve negatif varyanslı parametre tahminlerine ulaşılması sakıncasını gidermek amacıyla zaman içinde koşullu varyansın değişimi farklı modellerle açıklamaya çalışan ARCH türevi modeller geliştirilmiştir. Bollerslev (1986), Engle (1982)'ın ARCH modelini geliştirerek GARCH modelini önermiştir. GARCH modeli, hem otoregresif hem de hareketli ortalamalar terimlerinin koşullu varyansın modellenmesinde kullanılabilmesine imkân tanımaktadır. Bununla birlikte standart GARCH modelleri iyi ve kötü haberin oynaklık üzerinde neden olabileceği asimetrik etkiyi dikkate almamaktadır. Bu doğrultuda asimetrik etkinin araştırılması ve katsayı kısıtlarının minimize edilmesi amacıyla Nelson (1991) tarafından önerilen EGARCH modelleri kullanılmaktadır. EGARCH modeli, asimetrik etkiyi yani iyi ve kötü haberlerin varyans üzerinde simetrik etkiye sahip olup olmadığını ortaya koymaktadır. Bu özelliği ile hem değişen varyans sorununu ortadan kaldırmak hem de verilerde gözlenebilen asimetrik etkinin belirlenebilmesi amacıyla geleneksel Box-Jenkins yöntemleri ile birlikte EGARCH modelleri de literatürde yaygın olarak kullanılmaktadır.

Bu çalışmanın temel amacı borsa, altın, döviz ve petrol fiyatlarının Box-Jenkins modelleri ve ARCH modeli ile öngörülmesidir. Veri seti olarak BIST100 endeksi, altın ve petrol fiyatları ile döviz kuru değişkenleri ele alınmıştır. Bu doğrultuda çalışma 3 bölümden oluşmaktadır. Çalışmanın birinci bölümünde ampirik literatür özetlenmiştir. İkinci bölümünde kullanılan veri seti ve ekonometrik yöntem tanıtılmıştır. Son bölümde ise analiz bulguları ve bulgulara ilişkin değerlendirmeler sunulmuştur.

2. Literatür

Çalışmada ele alınan değişkenler itibarıyla literatürde incelenen çalışmalardan bazıları aşağıda verilmiştir.

Borsayı baz alarak tahmin yapan çalışmalardan biri Özalp ve Anagün (2001)'ne aittir. Özalp ve Anagün (2001), gıda sektöründe işlem gören ve iki hisse senedine ilişkin fiyat değerlerini 1996-2001 dönemleri için Dolar-Mark kuru, enflasyon oranları, BIST-100 endeksi, işlem adedi ve işlem hacmi değerleri gibi bir takım ekonomik göstergelere ek olarak aynı sektörde işlem gören Tuborg Bira, Pınar Süt, Pınar Et-Un, Pınar Su ve Maret hisse senetlerinin aynı döneme ilişkin fiyat değerlerini de derleyerek tahminde bulunmuştur. Çalışmada öncelikle, çoklu doğrusal regresyon, doğrusal olmayan regresyon, üstel düzeltme, Winter' in üstel düzeltme yöntemi ve ARIMA (Bütünleşik Otoregresif Hareketli Ortalamalar) modellerinin denendiği klasik tahminleme yöntemleri kullanılmıştır. Aynı çalışma, Taguchi yöntemleri ile belirlenen yapay sinir ağı kullanılarak da gerçekleştirilmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Çevik (2002), BIST endeksinin modellenmesi amacıyla 1986-2002 dönemine ait aylık verilerle Box-Jenkins modellerinden ARMA yöntemini kullanarak tahmin yaptığı çalışmasında seriye en uygun modelin ARIMA (1,2,1) modelinin olduğunu tespit etmiştir. Gökbulut vd. (2011), 1987-2009 yılları için günlük BIST100 hisse senedi endeksini Box Jenkins ve ARCH tipi volatilité modelleriyle (ARCH-GARCH-EGARCH-TARCH-GARCHM) tahmin etmeye çalışmışlardır. Sonuç olarak BIST100 getiri serisinin leptekurtic olduğu, volatilité kümelenmesi ve kaldıraç etkisi gösterdiği, volatilité tahmini için ise en iyi modelin TARCH (1,1) modeli olduğu bulunmuştur. Yayar ve Karaca (2011), endeks tahmini için gerçekleştirdiği çalışmada Box-Jenkins modeli ile BIST endeks yönünü 1997-2009 aylık kapanış

verilerini kullanarak geleceğe dönük tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmada, 156 aylık veri kullanılmış ve geleceğe dönük 6 aylık tahminde bulunulmuştur. Etuk vd (2012), Nijerya hisse senedi piyasasını 1987-2006 dönemi aylık verilerini kullanarak Box-Jenkins yaklaşımıyla modellemeye çalışmışlardır. Model seçiminde R^2 , Akaike ve Schwarz bilgi kriterini kullanmışlardır. Sonuç olarak en uygun modelin sırasıyla ARMA (2,1) ve ARIMA (2,1,3) olduğu görülmüştür. Aygören vd. (2012), BIST 100 endeksi ile altın fiyatları, faiz oranı, bankalar arası çift taraflı işlem miktarı (TL) ve USD günlük kapanış değerlerini kullanarak ARMA(p,q), Nümerik Arama Modelleri için Newton yöntemi ve YSA için ise Geri Yayılım Algoritması ile model tahmininde bulunmuşlardır. Tahmin edilen model sonuçlarına göre geleneksel zaman serileri ve Newton Nümerik Arama modelleri YSA tekniğine göre daha başarısız bir performans sergilediği belirlenmiştir. Tayyar ve Tekin (2013), BIST-100 endeksinin hareket yönünün tahmini amacıyla Destek Vektör Makineleri (DVM) yöntemini kullanmışlardır. Çalışmada DVM'lerin sınıflandırma başarısı Lojistik Regresyon (LR) yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Çalışmada hisse senedi analizinde teknik analizden yararlandığı araçlardan biri olan teknik göstergelerden (indikatörler) yararlanılmıştır. Modellere dâhil edilen teknik göstergeler LR analizi ile incelenmiştir. LR analizi sonucunda anlamlı olan göstergeler bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Her veri seti için 4 model oluşturulmuş ve her model için farklı değerlendirme kriterleri uygulanarak yöntemlerin endeks hareket yönü tahmin performansları değerlendirilmiştir. Yapılan değerlendirmeler sonucunda DVM'nin oluşturulan 12 model içerisinde BIST-100 endeksi hareket yönünü en iyi tahmin ettiği modelin haftalık model 1 olduğu (%70,0) belirlenmiştir. Sekreter ve Gürsoy (2014), 2006-2012 dönemi günlük veri seti ile BIST-100 hisse senedi piyasasını ARIMA ve GARCH modelleriyle tahmin etmeye çalışmışlardır ve ARIMA modelinin en iyi tahmin sonucunu verdiğini ortaya koymuşlardır. Draitsaki (2015), Yunanistan hisse senedi piyasası için 1999-2014 dönemi için günlük verileri kullanarak ARIMA modelleriyle tahmin etmeye çalışmıştır.

Altın fiyatlarının tahmin edilmesinde ise Khaemasunun (2009), Thai altın fiyatlarının tahmini için çoklu regresyon modeli ve ARIMA modelini kullanmıştır. ARIMA modeli için 2002-2008, çoklu regresyon modeli için 2005-2008 dönemini ele almıştır. Sonuçta altın fiyatlarının tahmininde kısa dönemde en iyi modelin ARIMA (1,1,1) modeli olduğu bulgularına ulaşmıştır. Lineesh vd. (2010), GARCH modeli, Dalgacık Sinir Ağı modeli (WNN), Trend ve Eşik Otoregresif modeli (T-TAR) ve WNN ile Trend ve Eşik Otoregresif modeli gibi dört farklı tekniği kullanarak altın fiyatlarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Sonuçta altın fiyatlarının tahmininde büyük örneklerde Dalgacık Sinir Ağı modeli daha etkili iken, küçük örneklerde Wavelet Neural Network ile Trend ve Threshold Autoregressive modelinin daha etkili olduğu görülmüştür. Deveci (2013), 2005-2012 arasındaki dönem için TL para arzı (M2), TL/USD değeri, Türkiye endüstri üretimi, tüfe, dünya tüfe, brent petrol, BIST 100, Türkiye gösterge tahvil faizi ve kredi risk değerlerini kullanarak Türkiye'de altın ve gümüş spot fiyatlarını ARIMAX ve Probit modelleri ile analiz etmiştir. Sonuç olarak altın için en iyi sonucu ARIMAX (0,1,0) modelinin ortaya koyduğunu bulmuştur. Ping vd. (2013), Malezyada 2001-2012 dönemi için günlük altın fiyatlarını tahmin ederken ARIMA ve GARCH modelini kullanmışlardır. Khan (2013), çalışmasında altın fiyatı için bir öngörü modeli geliştirmek istemiştir. Bu doğrultuda 2003-2012 dönemi verilerini ARIMA modeliyle tahmin etmeye çalışmıştır. Benli ve Yıldız (2014), altın fiyatının belirlenmesi amacıyla basit üstel düzgünleştirme yöntemi, Holt'un doğrusal trend yöntemi, ARIMA modeli ve YSA'yı kullanmış ve modeller arasında karşılaştırma yapmıştır. Analizde 1996-2013 dönemi aylık ağırlıklı ortalama altın fiyatları kullanılmıştır. Analiz sonucunda ARIMA modeli YSA modelinden daha başarılı bulunurken, YSA modelinin basit üstel düzgünleştirme yöntemi ve Holt'un doğrusal trend yöntemine göre daha başarılı bir tahmin performansı gösterdiği ortaya konulmuştur. Yüksel ve Akkoç

(2016), çalışmalarında 2002-2013 dönemine ait altın fiyatlarını YSA ile öngörmek amacıyla, altın fiyatlarını etkileyebileceği düşünülen değişkenler olan gümüş fiyatları, brent petrol fiyatları, ABD doları/ EUR paritesi, EuroNext100 endeksi, Amerika Dow Jones endeksi, ABD bonusu faiz oranı ve ABD tüfe endeksi değişkenlerini kullanarak modeller belirlemiştir. Belirlenen modeller doğrultusunda YSA'nın altın fiyatlarının tahmininde başarı ile kullanılabileceğini göstermişlerdir. Ali Asad vd. (2016), 2014-2015 dönemi günlük veri setini kullanarak altın fiyatlarını ARIMA modeliyle tahmin etmeye çalışmışlardır.

Döviz kurunu ele alarak yapılan tahmin çalışmalarından biri ise Bircan ve Karagöz (2003)'e aittir. Bircan ve Karagöz (2003), çalışmada Box Jenkins metoduyla 1991-2002 dönemini kapsayan aylık döviz kuru serisi için en uygun tahmin modeli tespit etmeye çalışmışlardır. Yapılan tahmin sonucunda döviz kuru serisi için en iyi model ARIMA (2,1,1) olarak tespit edilmiştir. Modelin uygunluğu için Q istatistiği hesaplanarak, tahmin hatalarının tesadüfi olarak dağıldığına ve modelin döviz kuru tahminine uygun olduğuna yüzde 5 anlam seviyesinde karar verilmiştir. Tambi (2005), çalışmasında özel çekme hakları, USD, İngiliz Sterlini (GBP), Euro ve Yen gibi farklı para birimleri cinsinden Hint Rupisi döviz kurunu 1992-2004 dönemi için ARIMA modelleriyle tahmin etmiştir. Çalışmanın sonucuna göre basit otoregresif modeller ya da hareketli ortalama modellerine göre ARIMA modelinin daha iyi sonuç verdiği belirlenmiştir. Kadılar vd. (2009), çalışmada Türkiye TL/US dolar döviz kuru zaman serisindeki değişimin modellenmesinde YSA (YSA), Box-Jenkins ve ARCH yöntemleri kullanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, YSA yönteminin mevsimsel ARIMA ve ARCH gibi modellerden daha iyi öngörüler ürettiği ortaya koyulmuştur. Pacelli (2012), günlük döviz kurundaki değişimleri YSA, Box-Jenkins ve GARCH modelleri gibi farklı yöntemleri kullanarak incelemiştir. Gupta ve Kashyap (2015), Hindistanda 1999-2014 dönemi için döviz kurundaki değişimleri tahmin etmek için aylık verileri kullanarak ARIMA modeli ile ABD doları, Yen, Euro ve GBP döviz kurundaki dalgalanmaları tahmin etmeye çalışmışlardır. Tlegenova (2015) ise ABD Doları (USD), Euro (EUR) ve Singapur Doları (SGD) olarak üç para birimi karşısında Kazak tengesinin (USD/KZT, EUR/KZT ve SGD/KZT) değişimini 2006-2014 dönemi aylık verilerini kullanarak ARIMA modelleriyle tahmin etmiştir.

Ham petrol fiyatlarının tahmininde klasik zaman serileri ve son zamanlarda YSA sıklıkla kullanılmaktadır. Xie vd. (2006)'nin petrol fiyat tahmini için yaptıkları çalışmada DVM tabanlı yeni bir model önerilmiştir. Bu modeli ARIMA ve Geri Yayımlı Sinir Ağı (BPNN) modelleri ile karşılaştırarak önerdikleri modelin daha iyi performans gösterdiğini belirtmişlerdir. Fernandez (2007), ham petrol ve doğal gaz fiyatlarını tahmin ettiği çalışmasında YSA, DVM ve ARIMA modellerini karşılaştırmıştır. 2-4 gün gibi kısa vadede ARIMA'nın, 10-20 gün gibi uzun vadeli tahminlerde ise diğer iki metodun daha iyi performans gösterdiğini, YSA ve DVM'nin lineer kombinasyonunun ise modellerin tek tek gösterdiği performanstan daha iyi olduğunu belirtmişlerdir. Kaynar vd. (2010), çalışmada ham petrol fiyatlarını tahmin etmek için ARIMA ile MLP (Çok Katmanlı İleri Beslemeli) ve RBF (Radyal Tabanlı Fonksiyon) yapay sinir ağlarını kullanmışlardır. YSA kullanılarak elde edilen tahmin sonuçları SARIMA ile elde edilen tahmin değerlerinden daha iyi performans sergilemiştir. Yaziz vd. (2011), 1986-2009 dönemi günlük ham petrol fiyatlarını kullanarak Box-Jenkins ve GARCH modelleriyle petrol fiyatlarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Bulgular doğrultusunda en uygun tahmin modelinin GARCH (1,1) modeli olduğunu ortaya koymuşlardır. Akomolafe ve Danladi (2013), 1993-2012 dönemi için aylık ham petrol fiyatlarını kullanarak Box-Jenkins yöntemiyle ham petrol fiyatlarını modelleyerek tahminde bulunmuşlar ve en uygun modelin AR(2) modeli olduğunu ortaya koymuşlardır. Muibi (2015), 2000-2012 dönemi

aylık veri seti ile Nijerya ham petrol fiyatlarını Box-Jenkins modeli ile tahmin etmişlerdir. Mensah (2015) ise 1994-2014 dönemi için aylık brent petrol fiyatlarını kullanarak ARIMA modelleriyle tahminde bulunmaya çalışmıştır.

Tablo 1: Literatür Özeti

Yazar	Dönem	Veri	Yöntem
Özalp ve Anagün (2001)	1996-2001 (aylık)	Hisse senedi endeksi	Box-Jenkins modeli, YSA
Çevik (2002)	1986-2002 (aylık)	Hisse senedi endeksi	Box-Jenkins modeli
Yayar ve Karaca (2011)	1997-2009 (aylık)	Hisse senedi endeksi	Box-Jenkins modeli
Gökbulut vd. (2011)	1987-2009 (günlük)	Hisse senedi endeksi	Box-Jenkins ve ARCH tipi modeller
Aygören vd. (2012)	1995-2010 (günlük)	Hisse senedi endeksi	Box-Jenkins, YSA
Etuk vd. (2012)	1987-2006 (aylık)	Hisse senedi endeksi	Box-Jenkins modeli
Tayyar ve Tekin (2013)	1995-2012 (haftalık, aylık)	Hisse senedi endeksi	DVM yöntemi, LR modeli
Sekreter ve Gürsoy (2014)	2006-2012 (günlük)	Hisse senedi endeksi	Box-Jenkins ve GARCH modeli
Khaemasunun (2009)	2002-2008 (aylık)	Altın	Box-Jenkins ve Çoklu Regresyon Modeli
Lineesh vd. (2010)	1995-2008 (aylık)	Altın	GARCH modeli, WWN modeli, T-TAR modeli, WWN ile T-TAR modeli
Khan (2013)	2003-2012 (günlük)	Altın	Box-Jenkins modeli
Ping vd. (2013)	2001-2012 (günlük)	Altın	Box-Jenkins modeli
Deveci (2013)	2005-2012 (aylık)	Altın	Box-Jenkins ve Probit modeli
Benli ve Yıldız (2014)	1996-2013 (aylık)	Altın	Box-Jenkins modeli
Yüksel ve Akkoç (2016)	2002-2013 (günlük)	Altın	YSA
Ali Asad vd (2016)	2014-2015 (günlük)	Altın	Box-Jenkins modeli
Bircan ve Karagöz (2003)	1991-2002 (aylık)	Döviz	Box-Jenkins modeli
Tambi (2005)	1992-2004 (aylık)	Döviz	Box-Jenkins modeli
Kadılar vd. (2009)	2005-2008 (haftalık)	Döviz	YSA, Box-Jenkins ve ARCH modelleri
Pacelli (2012)	1999-2009 (aylık)	Döviz	YSA, Box-Jenkins ve GARCH modelleri
Gupta ve Kashyap (2015)	1999-2014 (aylık)	Döviz	Box-Jenkins modeli
Tlegenova (2015)	2006-2014 (aylık)	Döviz	Box-Jenkins modeli
Xie vd. (2006)	1970-2003 (aylık)	Petrol	DVM, Box-Jenkins modeli
Fernandez (2007)	1994-2005 (günlük)	Petrol	YSA, DVM, Box-Jenkins modeli
Kaynar vd. (2010)	1986-2009 (aylık)	Petrol	Box-Jenkins ve YSA modeli
Yaziz vd. (2011)	1986-2009 (günlük)	Petrol	Box-Jenkins ve GARCH modeli
Akomolafe ve Danladi (2013)	1993-2012 (aylık)	Petrol	Box-Jenkins modeli
Muibi (2015)	2000-2012 (aylık)	Petrol	Box-Jenkins modeli
Mensah (2015)	1996-2012 (aylık)	Petrol	Box Jenkins modeli

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, ekonomik değişkenlerin öngörüsünü yapmak için genellikle geleneksel zaman serisi yöntemlerinden olan Box-Jenkins yöntemi ve YSA'nın kullanıldığı belirlenmiştir. Bu yöntemler tek başına kullanılabilirdiği gibi performans karşılaştırması yapmak için de bir arada kullanılabilir. Bu doğrultuda, yapılan çalışmalarda tahmin performanslarının karşılaştırılmasında bazı çalışmalar YSA yönteminin ARIMA ve ARCH gibi modellerden daha iyi öngörüler ürettiğini göstermektedir. Bazı çalışmalarda ise kısa vadede ARIMA'nın, uzun vadeli tahminlerde ise YSA'nın daha iyi performans gösterdiği belirtilmiştir.

3. Veri ve Yöntem

Bu çalışmada BIST100, altın ve petrol fiyatları ile döviz kuru değişkenleri geleneksel zaman serileri yöntemi olan Box-Jenkins ve ARCH modelleri ile öngörülme çalışılmıştır. Çalışmada 01.02.2009-11.25.2016 tarihleri arasında yer alan haftalık veri setleri kullanılmış ve tüm değişkenler logaritmik dönüşüme tabi tutulmuştur. Finansal zaman serilerindeki oynaklığın günlük veri seti ile çok daha açık bir biçimde ortaya konulabilmesi söz konusu olmakla birlikte günlük veri kullanımı analizlerde bazı problemler ortaya çıkarmaktadır. Günlük veri seti ile gerçekleştirilen analizlerde ARCH-GARCH modelleri tahmin edilirken özellikle ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) modellerinin seçim aşamasında hata terimleri arasındaki otokorelasyon uygun modelin belirlenmesi aşamasında güçlükler neden olmaktadır (Aggarwal vd., 1999: 36). Ayrıca bu çalışmada kullanılan değişkenlerin işlem günleri farklılık arz ettiğinden çalışma sonuçlarının karşılaştırılmasında bu farklılıkların etkisinin ortadan kaldırılması amaçlanmıştır. Bununla birlikte, çalışmada ele alınan değişkenlerin yatırım enstrümanı olması nedeniyle al-sat komisyonlarının ve değişkenlerin alım-satım fiyat farklarının yatırım getirisini olumsuz etkilemesi göz önüne alınarak günlük yerine haftalık veri seti kullanılması uygun görülmüştür. Uygulamada kullanılan veriler Yahoo. Finance ve Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası Veri Dağıtım Sistemi'nden (TCMB-EVDS) günlük olarak elde edilerek haftalığa dönüştürülmüş ve Eviews 9 paket programı ile analiz edilmiştir. Tablo 2'de çalışmada ele alınan veri setine ilişkin bilgi sunulmuştur.

Tablo 2: Çalışmada Kullanılan Veriler

Değişkenler	Veri Türü	Kaynak
Altın	Haftalık	TCMB
BIST100	Haftalık	TCMB
Brent Petrol	Haftalık	Yahoo Finance
Döviz	Haftalık	TCMB

Çalışmada kullanılan her bir veri setine ilişkin getiri serileri $y_t = (p_t - p_{t-1}) * 100$ formülü yardımıyla hesaplanmıştır. Burada p_t , endeksin t dönemdeki kapanış fiyatını, p_{t-1} ise t-1 dönemindeki kapanış fiyatını ifade etmektedir.

Zaman serilerinde ARIMA modellerinin belirlenip, öngörü yapılabilmesi ve ARCH modellerinin kullanılabilmesi için öncelikle ele alınan serilerin durağan oldukları seviyelerin belirlenmesi gerekmektedir. Bu amaçla çalışmada genişletilmiş Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP) birim kök testleri kullanılmıştır.

Dickey-Fuller (1979) yaklaşımında hata terimlerinin bağımsız ve aynı dağılıma sahip oldukları varsayımı geçerlidir. Phillips-Perron (1988) yaklaşımında ise hata terimlerinin zayıf bağımlı oldukları ve benzer dağılımadıkları kabul edilmektedir. ADF testi için (1) ve (2) numaralı denklemler kullanılmıştır ve denklemlerde bağımlı değişkenin gecikme uzunluklarının belirlenmesi için Akaike Bilgi Kriteri (AIC) dikkate alınmıştır.

$$\Delta y_t = \beta + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta y_{t-i} + \gamma trend + e_t \quad (1)$$

$$\Delta y_t = \beta + \delta y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta y_{t-i} + \gamma trend + e_t \quad (2)$$

(1) ve (2) numaralı denklemlerde y , durağanlığı incelenen değişkeni; β , δ , ϕ ve γ , katsayıları; e , hata terimini ve p ise optimal gecikme uzunluğunu ifade etmektedir. δ katsayısının t istatistiği MacKinnon tablo kritik değeriyle karşılaştırılarak serinin durağan olup olmadığı belirlenir. Eğer t istatistiğinin mutlak değeri MacKinnon tablo kritik değerinin mutlak değerinden büyükse seri seviyesinde durağan kabul edilir.

PP testi için (3) ve (4) numaralı denklemler kullanılmıştır.

$$\Delta y_t = \beta + \delta y_{t-1} + \mu_t \quad (3)$$

$$\Delta y_t = \beta + \delta y_{t-1} + \gamma(trend - T/2) + \mu_t \quad (4)$$

(3) ve (4) numaralı denklemlerde y , durağanlığı incelenen değişkeni; β , δ ve γ , katsayıları; μ , hata terimini; T ise gözlem sayısını ifade etmektedir. δ katsayısının t istatistiği MacKinnon tablo kritik değeriyle karşılaştırılarak serinin durağan olup olmadığına karar verilir.

Çalışmada, getiri serilerinin seviyesinde durağan olduğu tespit edildikten sonra, bütün seriler için uygun ARIMA modellerinin belirlenmesi amacıyla çeşitli ARIMA modelleri oluşturulmuştur. Uygun olan model katsayı anlamlılıkları Akaike bilgi kriteri (AIC) kullanılarak çok sayıda model arasından bir model seçilmiştir. Bunun yanı sıra modellerin otokorelasyon ve değişen varyans sorunu taşıyıp taşımadıkları da araştırılmıştır.

Doğrusal zaman serileri analizinde tahmin aşamasında en çok bilinen ve kullanılan yöntemlerden biri Box Jenkins yöntemi olarak da bilinen ARIMA modelidir. Bu yöntemde göre, bağımlı değişken kendi gecikmiş değerleri ile rassal hata terimi tarafından açıklandığı varsayılmaktadır (Box ve Jenkins, 1976).

Box-Jenkins yöntemi dört aşamadan oluşmaktadır;

Belirleme: Zaman serisine uygun Box-Jenkins modeli belirlenir.

Parametre Tahmini: Belirlenen modele ilişkin parametreler tahmin edilir.

Tanı Koyma: Modelin, seriyi iyi açıklayıp açıklamadığını ortaya koymak için istatistiksel analizlerin yapılması aşamasıdır. Eğer kurulan model seriyi iyi açıklamıyorsa, yeniden başka bir model belirlenir.

Kestirim: Model seriyi iyi açıklıyorsa, ileriye yönelik tahmin aşamasına geçilir.

Bu aşamalardan sonra model tahmin amacıyla kullanılabilir. Bu yöntemde üç tür modelleme vardır. Bunlar, Otoregresif (AR) Süreç, Hareketli Ortalamalar (MA) Süreci ve Otoregresif Hareketli Ortalama (ARMA) Sürecidir.

ARIMA modelleri, durağan olmayan ancak fark alma işlemiyle durağan hale dönüştürülmüş serilere uygulanan modellerdir. Modellerin genel gösterimi ARIMA (p, d, q) şeklindedir. Burada p ve q sırasıyla otoregresif (AR) modelin ve hareketli ortalama (MA) modelinin derecesini, d ise fark alma derecesini göstermektedir. Genel ARIMA(p,d,q) modeli aşağıdaki eşitlik (5)'teki gibi ifade edilir.

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \delta + a_t - \Theta_1 a_{t-1} - \Theta_2 a_{t-2} - \dots - \Theta_q a_{t-q} \quad (5)$$

Burada $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p}$, d. dereceden farkı alınmış gözlem değerlerini, $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ d. dereceden farkı alınmış gözlem değerleri için katsayıları, δ sabit değeri, $a_t, a_{t-1}, \dots, a_{t-q}$ hata terimlerini ve $\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_q$ hata terimleri ile ilgili katsayıları göstermektedir.

ARIMA modellerinin seçiminden sonra hata terimlerinde ARCH etkisi olup olmadığını test etmek amacıyla ARCH-LM (ARCH-Lagrange Multiple) testi kullanılmıştır. ARCH etkisi belirlendikten sonra getiri serilerindeki oynaklığın modellenmesinde kullanılacak GARCH ve EGARCH modelleri belirlenmiştir.

ARCH modelinin uygulamasında, nispi olarak uzun gecikmeler kullanılması ve sabit gecikme yapısının önerilmesi nedeniyle, koşullu varyans denklemindeki parametrelere bazı kısıtlamalar konulmuştur. Bu kısıtlamaların sağlanamaması ve negatif varyanslı parametre tahminlerine ulaşılması sakıncasını gidermek amacıyla, Bollerslev (1986), Engle (1982)'ın ARCH modelini geliştirerek GARCH modelini önermiştir. GARCH modeli, hem otoregresif hem de hareketli ortalamalar terimlerinin koşullu varyansın modellenmesinde kullanılabilmesine imkân tanımaktadır. Bununla birlikte standart GARCH modelleri iyi ve kötü haberin oynaklık üzerinde neden olabileceği asimetrik etkiyi dikkate almamaktadır. Bu doğrultuda kaldıraç etkisinin yani iyi ve kötü haberlerin varyans üzerinde simetrik etkiye sahip olup olmadığının belirlenmesi ve katsayı kısıtlarının minimize edilmesi amacıyla Nelson (1991) tarafından önerilen EGARCH modeli kullanılmıştır.

Nelson (1991)'ın geliştirdiği EGARCH (1,1) modeli aşağıdaki (6) numaralı eşitlikteki gibidir.

$$\log h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right) + \lambda_1 \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} \right| + \beta_1 \log(h_{t-1}) \quad (6)$$

Burada α parametresi asimetrik ARCH etkisini gösterir. Eğer $\alpha = 0$ ise bir pozitif şok aynı büyüklükteki bir negatif şok ile aynı etkiye sahiptir. Eğer $0 > \alpha > -1$ ise, bir negatif şok oynaklığı pozitif bir şoktan daha fazla artırır ve böylece α oynaklık üzerindeki asimetrik şokları gösterir. Eğer $\alpha < -1$ ise, negatif (pozitif) şok genellikle oynaklığı artırır (azaltır). Negatif ve istatistiksel olarak anlamlı α kaldıraç etkisinin varlığını gösterir. Gecikme uzunluklarının kesinliği, p ve q, alternatif özellikleri olan Likelihood Ratio (LR) testleri kullanılarak belirlenir. EGARCH modelinin belirlenmesinde p ve q gecikmeleri için tahmin edilen modellerin Ljung-Box ve Ljung-Box² istatistikleri dikkate alınmıştır. Bu model uygun EGARCH (p,q) modeline dayandırılarak test edilmiştir.

4. Bulgular

Çalışmada öncelikle getiri serilerine ilişkin tanımlayıcı istatistikler sunulmuştur. Tablo 3'te, BIST100, altın ve petrol fiyatları ile döviz kuru değişkenlerine ait ortalama getiri değerlerine bakıldığında bütün serilerin ortalama değerlerinin pozitif olduğu görülmektedir. En yüksek getirinin borsa, en düşük getirinin ise petrol değişkenine ait olduğu belirlenmiştir. Standart sapmalar karşılaştırıldığında en yüksek standart sapmaya petrol değişkeninin, en düşük standart sapmaya ise döviz değişkeninin sahip olduğu görülmektedir. Bu durum, petrol getiri serisinin ele alınan dönem boyunca diğer getiri serilerine kıyasla daha oynak bir yapı sergilediğini göstermektedir. Çarpıklık değerlerine bakıldığında altın, petrol ve borsa değişkenlerinin sola çarpık, döviz değişkeninin ise sağa çarpık olduğu anlaşılmaktadır. Basıklık değerlerine bakıldığında ise çoğu finansal zaman serilerinde karşılaşılan kalın kuyruk özelliği açıkça görülmektedir.

Tablo 3: Getiri Serilerine İlişkin Tanımlayıcı İstatistikler

	Altın	Borsa	Petrol	Döviz
Ortalama	0.000855	0.002459	1.75E-05	0.001962
Medyan	0.001774	0.004278	0.001749	0.001836
Max.	0.067676	0.099647	0.131024	0.064258
Min.	-0.079193	-0.143708	-0.147812	-0.059079
Std.Sapma	0.022916	0.033875	0.042194	0.015345
Çarpıklık	-0.217334	-0.521696	-0.238350	0.210434
Basıklık	3.479114	4.050165	3.997515	4.179142
JB	0.027067	0.000000	0.000038	0.000001

Çalışmada kullanılan değişkenlerin durağanlıkları araştırılırken ADF ve PP testlerinden yararlanılmıştır. Durağanlık analizi sonuçları Tablo 4’te sunulmuştur. Bu sonuçlara göre hem ADF hem de PP testine göre bütün seriler %1 anlamlılık düzeyinde birim kök içermemektedir.

Tablo 4: Getiri Serilerine İlişkin ADF ve PP Birim Kök Analizi

Değişkenler	ADF		PP	
	Sabitli	Sabitli Trendli	Sabitli	Sabitli Trendli
Altın	-19.01000 ^a	-19.15219 ^a	-18.98063 ^a	-19.11785 ^a
Borsa	-21.20539 ^a	-21.37308 ^a	-21.18410 ^a	-21.37272 ^a
Petrol	-19.00486 ^a	-19.22398 ^a	-19.01265 ^a	-19.22305 ^a
Döviz	-19.27940 ^a	-19.37078 ^a	-19.27298 ^a	-19.35308 ^a

a, %1 seviyesinde serinin durağan olduğunu ifade etmektedir.

Getiri serilerinin seviyesinde durağan olduğu tespit edildikten sonra, bütün seriler için uygun ARIMA modellerinin belirlenmesi amacıyla Eviews program koduyla (Ek1) çeşitli ARIMA modelleri oluşturulmuş ve uygun olan model katsayı anlamlılıkları AIC bilgi kriterine göre çok sayıda model arasından seçilmiştir. ARIMA modelleri belirlendikten sonra modellerde ARCH etkisi araştırılmış ve sonuçlar Tablo 5’te gösterilmiştir.

Tablo 5: Getiri Serilerine İlişkin ARIMA Modelleri ve ARCH Etkisi

ARIMA Modelleri	AIC	ARCH Etkisi
Altın-ARMA (2,4)	-4.711493	5.927783*
Borsa-ARMA (2,2)	-3.940013	2.801379*
Petrol-ARMA (3,2)	-3.483525	3.533120*
Döviz-ARMA (2,2)	-5.525018	1.896399*

* ilgili istatistiğin %10 düzeyinde anlamlı olduğunu ifade etmektedir.

Uygun ARIMA modellerindeki ARCH etkisinin varlığı tespit edildikten sonra, gereken değişkenler için ARCH-GARCH-EGARCH modellerinin belirlenmesi aşamasına geçilmiştir. ARCH modellerinin belirlenmesinde de ARIMA modellerinin belirlenmesinde kullanılan yöntem benzer şekilde Eviews program kodu kullanılmıştır (Ek2). Altın, borsa, petrol ve döviz getiri serileri için uygun olan modellerin tahmin sonuçları normal, t-student ve GED dağılımlarına göre tablo 6, tablo 7, tablo 8 ve tablo 9’da verilmiştir.

Tablo 6’da altın için normal, t-student ve GED dağılımlarına göre katsayıların istatistiksel anlamlılıkları, Log-Likelihood (LOGL) fonksiyonu, Ljung-Box (LB²) istatistikleri, Jarque-Bera (JB) ve ARCH etkisi değerleri görülmektedir. Verilen modeller içerisinde max. LOGL değeri için en iyi model t-student dağılımına göre AR(2,4)-GARCH(1,1) modelidir. Ayrıca, modellerden elde edilen standardize edilmiş hata terimlerinin karelerine ilişkin Ljung-Box (LB²) istatistikleri de hata

terimleri arasında değişen varyans sorunu olmadığını ve hata terimlerinde ARCH etkisinin kalmadığını da göstermektedir.

Tablo 6: Altın için ARCH-GARCH-EGARCH Modelleri

Parametre	Normal	t-Student	GED
AR(2,4)-ARCH(1,0)			
ω	0.0010 ^a	0.0010 ^a	0.0010 ^a
α	-0.9072 ^b	-0.9164 ^a	-0.9039 ^b
LOGL	979.2916	980.4962	980.0324
JB	5.7860 ^c	6.4050 ^c	6.1472 ^c
LB ² (1)-ARCH(1)	6.1370 ^c -6.1460 ^b	5.9447 ^c -5.9506 ^c	6.0182 ^c -6.0254 ^c
LB ² (5)-ARCH(5)	16.2330 ^b -2.8601 ^b	15.5550 ^b -2.7782 ^c	15.8060 ^b -2.8060 ^c
LB ² (10)-ARCH(10)	29.7940 ^b -1.9528 ^b	28.9450 ^b -1.9363 ^c	29.2450 ^b -1.9280 ^c
LB ² (15)-ARCH(15)	36.5410 ^b -1.6218 ^c	35.4050 ^b -1.5925 ^c	35.8960 ^b -1.6009 ^c
AR(2,4)-EGARCH(0,1,1)			
ω	-9.6253	-14.2895 ^a	-10.3460
α	-0.0382	0.0311	-0.0203
θ	-0.2717	-0.8868 ^a	-0.3668
LOGL	979.3429	980.9075	979.9452
JB	4.8268 ^c	6.8888 ^c	5.5752 ^c
LB ² (1)-ARCH(1)	5.8666 ^c -5.8677 ^c	6.6595 ^c -6.6775 ^c	5.8675 ^c -5.8724 ^c
LB ² (5)-ARCH(5)	14.6710 ^c -2.4524 ^c	16.3190 ^b -2.8843 ^c	15.2230 ^b -2.6640 ^c
LB ² (10)-ARCH(10)	28.5430 ^b -1.9015 ^c	31.2960 ^b -2.0844 ^c	27.6820 ^b -1.8268 ^c
LB ² (15)-ARCH(15)	35.2990 ^b -1.5390 ^c	38.7510 ^b -1.7439 ^c	33.7450 ^b -1.5066 ^c
AR(2,4)-GARCH(0,1)			
Ω	0.0004 ^a	0.0004 ^a	0.0004 ^a
B	0.1574 ^c	0.1597 ^c	0.1547 ^c
LOGL	982.6275	983.3195	982.8916
JB	6.3416 ^c	6.6038 ^c	6.4725 ^c
LB ² (1)-ARCH(1)	0.0232-0.0229	0.0325-0.0321	0.0154-0.0152
LB ² (5)-ARCH(5)	6.8802-1.4312	6.6814-1.3944	6.7883-1.4126
LB ² (10)-ARCH(10)	14.0200-1.2247	13.6430-1.2018	13.8560-1.2064
LB ² (15)-ARCH(15)	19.4650-1.0893	18.8550-1.0642	19.2040-1.0743
AR(2,4)-EGARCH(1,0,1)			
ω	-7.8266 ^a	-7.8334 ^a	-7.8246 ^a
β	0.3026 ^b	0.3107 ^c	0.3002 ^c
θ	-0.0241	-0.0073	-0.0173
LOGL	982.8882	983.5877	983.1309
JB	6.2411 ^c	6.8516 ^c	6.4832 ^c
LB ² (1)-ARCH(1)	0.0011-0.0011	0.0093-0.0092	0.0004-0.0004
LB ² (5)-ARCH(5)	5.8166-1.1831	5.7858-1.1865	5.8155-1.1862
LB ² (10)-ARCH(10)	13.0770-1.1333	13.2360-1.1591	13.1710-1.1372
LB ² (15)-ARCH(15)	17.9710-1.0015	18.0840-1.0181	18.0370-1.0048
AR(2,4)-GARCH(1,1)			
ω	0.0001	0.0000	0.0001
α	0.0668	0.0663	0.0655
β	0.8227 ^a	0.8424 ^a	0.8309 ^a
LOGL	985.4291	986.4409	985.693
JB	8.5493 ^c	9.6983 ^b	8.8080 ^c
LB ² (1)-ARCH(1)	0.2044-0.2016	0.1807-0.1783	0.2128-0.2099
LB ² (5)-ARCH(5)	2.6473-0.4941	2.5390-0.4777	2.6001-0.4864
LB ² (10)-ARCH(10)	7.4609-0.6938	7.1131-0.6676	7.2721-0.6775
LB ² (15)-ARCH(15)	11.2940-0.6782	10.7980-0.6529	11.0570-0.6656
Parametre	Normal	t-Student	GED

AR(2,4)-EGARCH(1,1,1)			
ω	-1.1205	-0.9589	-1.0566
α	0.1521	0.1577 ^c	0.1506
β	0.0087	0.0245	0.0137
θ	0.8685 ^a	0.8903 ^a	0.8767 ^a
LOGL	984.6245	985.9346	984.9864
JB	10.5748 ^b	14.8375 ^a	11.5753 ^b
LB ² (1)-ARCH(1)	0.2600-0.2564	0.1889-0.1863	0.2546-0.2512
LB ² (5)-ARCH(5)	3.0589-0.5727	3.0861-0.5812	3.0637-0.5750
LB ² (10)-ARCH(10)	10.1530-0.9392	11.2660-1.0584	10.3650-0.9625
LB ² (15)-ARCH(15)	13.9930-0.8609	14.6300-0.9276	14.0520-0.8728

Borsa için verilen modeller içerisinde ise max. LOGL değeri için en iyi model t-student dağılımına göre AR(2,2)-EGARCH(1,1,1) modelidir (Tablo 7). EGARCH modeli asimetrik etkiyi dikkate almak amacıyla tercih edilmiştir. Sonuçlara göre asimetrik etkiyi gösteren θ parametresinin borsa getiri serisi için negatif ve istatistikî olarak %1 düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir. Bu durum hisse senedi getirileri için asimetrik etkinin geçerli olduğunu göstermektedir. Asimetrik etki kötü haberin iyi habere göre hisse senedi getiri oynaklığını daha fazla arttırdığını ifade etmektedir. Ayrıca, modellerden elde edilen standardize edilmiş hata terimlerinin karelerine ilişkin LB² istatistikleri de hata terimleri arasında değişen varyans sorununun ve hata terimlerinde ARCH etkisinin kalmadığını da göstermektedir.

Tablo 7: BIST100 için ARCH-GARCH-EGARCH Modelleri

Parametre	Normal	t-Student	GED
AR(2,2)-ARCH(1,0)			
ω	0.0000	0.0000	0.0004
α	0.9842 ^a	0.9842 ^a	0.6214
LOGL	817.4839	822.4774	817.3668
JB	32.80712 ^a	39.71298 ^a	36.43394 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	2.9774 ^c -2.9556 ^c	2.6066-2.5851	1.9854-1.9666
LB ² (5)-ARCH(5)	4.1284-0.8054(0.5463)	3.6636-0.7053	4.0104-0.8718
LB ² (10)-ARCH(10)	5.6407-0.5329	5.1224-0.4769	6.1688-0.6166
LB ² (15)-ARCH(15)	18.7220-1.3655	18.6620-1.3146	15.6610-1.1109
AR(2,2)-EGARCH(1,0,1)			
ω	-1.0853	-1.2121	-1.2999
α	-0.0329	-0.0572	-0.0602
θ	0.8410 ^a	0.8228 ^a	0.8093 ^a
LOGL	816.9753	822.501	818.1432
JB	26.90878 ^a	31.96725 ^a	26.09925 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	1.6113-1.5941	0.9661-0.9543	0.9063-0.8953
LB ² (5)-ARCH(5)	3.0894-0.6286	2.5914-0.5231	3.3500-0.7439
LB ² (10)-ARCH(10)	4.5652-0.4378	4.3760-0.4089	5.9721-0.5827
LB ² (15)-ARCH(15)	17.9570-1.2560	18.3810-1.2077	16.3340-1.0996
AR(2,2)-GARCH(1,0)			
ω	0.0010 ^a	0.0010 ^a	0.0010 ^a
β	0.0766	0.0627	0.0703
LOGL	817.7719	822.4156	818.2576
JB	32.80712 ^a	39.71298 ^a	36.43394 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	0.0141-0.0139	0.0266-0.0262	0.0222-0.0219
LB ² (5)-ARCH(5)	1.4798-0.2921	1.6444-0.3212	2.7218-0.5499
LB ² (10)-ARCH(10)	2.8957-0.2609	3.0014-0.2653	4.8353-0.4378
LB ² (15)-ARCH(15)	16.4290-1.0813	16.3180-1.0228	14.6120-0.9514
Parametre	Normal	t-Student	GED

AR(2,2)-EGARCH(0,1,1)			
ω	-7.0019 ^a	-6.9503 ^a	-6.9808 ^a
β	0.2225 ^c	0.1704	0.2163 ^c
θ	0.0379	-0.0106	0.0331
LOGL	818.0664	822.0539	818.5566
JB	40.54765 ^a	46.73413 ^a	49.17645 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	0.0076-0.0075	0.0349-0.0344	0.0026-0.0025
LB ² (5)-ARCH(5)	1.7964-0.3534	1.5730-0.3075	3.0169-0.6014
LB ² (10)-ARCH(10)	3.3503-0.3012	3.1737-0.2843	5.1567-0.4698
LB ² (15)-ARCH(15)	16.3490-1.0631	16.5730-1.0431	15.0780-0.9841
AR(2,2)-GARCH(1,1)			
ω	0.0021 ^a	0.0010	0.0021 ^a
α	0.0534 ^c	0.0791	0.0535 ^c
β	-0.9390 ^a	0.0094	-0.9486 ^a
LOGL	820.8805	820.8656	821.4072
JB	27.04447 ^a	32.30391 ^a	26.03449 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	0.3429-0.3382	0.0957-0.0944	0.4135-0.4081
LB ² (5)-ARCH(5)	2.1402-0.4386	1.7608-0.3707	2.9776-0.6137
LB ² (10)-ARCH(10)	3.7414-0.3546	4.4575-0.4092	5.6174-0.5382
LB ² (15)-ARCH(15)	11.3170-0.6548	12.2380-0.7955	11.0570-0.5975
AR(2,2)-EGARCH(1,1,1)			
ω	-12.4963 ^a	-12.7702 ^a	-12.3247 ^a
α	0.2229 ^a	0.1709 ^c	0.2578 ^b
β	0.0365	0.0196(0.0481
θ	-0.7993 ^a	-0.8465 ^a	-0.7713 ^a
LOGL	821.9613	824.4372*	822.6662
JB	17.02328 ^a	20.64571 ^a	11.84007 ^b
LB ² (1)-ARCH(1)	0.1259-0.1242	0.3302-0.3256	0.1409-0.1389
LB ² (5)-ARCH(5)	1.5989-0.3247	1.6282-0.3162	1.8666-0.3879
LB ² (10)-ARCH(10)	3.7648-0.3591	3.7692-0.3492	4.4329-0.4379
LB ² (15)-ARCH(15)	12.0770-0.7254	12.7010-0.7465	11.5670-0.6668

Tablo 8'de petrol için verilen modeller incelendiğinde max. LOGL değeri için en iyi modelin t-student dağılımına göre AR(3,2)-EGARCH(1,1,1) modeli olduğu görülmektedir. Asimetrik etki parametresinin (θ) döviz getiri serisi için pozitif ve istatistikî olarak %1 düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir. Yani döviz getirileri için kötü haberin iyi habere göre döviz getiri oynaklığını daha fazla arttırdığı söylenebilir. Fakat modellerden elde edilen standardize edilmiş hata terimlerinin karelerine ilişkin LB² istatistiklerine bakıldığında hata terimleri arasında değişen varyans sorununun ve ARCH etkisinin tamamen giderilemediği görülmektedir.

Tablo 8: Petrol için ARCH-GARCH-EGARCH Modelleri

Parametre	Normal	t-Student	GED
AR(3,2)-ARCH(1,0)			
ω	0.0004	0.0006	0.0005
α	0.7686	0.6302	0.6938
LOGL	711.9143	720.1743	722.211
JB	16.39043 ^a	34.28665 ^a	33.67958 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	9.1675 ^b -9.2538 ^b	8.5367 ^b -8.6036 ^b	8.3763 ^b -8.4394 ^b
LB ² (5)-ARCH(5)	28.3880 ^a -4.1468 ^b	28.3230 ^a -4.1864 ^b	28.4450 ^a -4.2338 ^a
LB ² (10)-ARCH(10)	64.4340 ^a -3.6821 ^a	62.9460 ^a -3.6252 ^a	62.4330 ^a -3.6589 ^a
LB ² (15)-ARCH(15)	68.3400 ^a -2.5010 ^b	65.6640 ^a -2.4944 ^b	65.0240 ^a -2.5033 ^b

Parametre	Normal	t-Student	GED
AR(3,2)-EGARCH(1,0,1)			
ω	-1.3186 ^c	-1.1606 ^c	-1.2083
α	-0.1426 ^c	-0.1463 ^c	-0.1401 ^c
θ	0.7962 ^a	0.8207 ^a	0.8136 ^a
LOGL	721.5726	726.5455	728.151
JB	17.68557 ^a	33.05645 ^a	32.47837 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	0.7940-0.7847	0.4751-0.4692	0.2830-0.2793
LB ² (5)-ARCH(5)	7.7549-1.3532	7.4902-1.3696	6.4771-1.189
LB ² (10)-ARCH(10)	44.2930 ^a -3.4283 ^a	42.4330 ^a -3.4230 ^a	37.3200 ^a -3.0754 ^a
LB ² (15)-ARCH(15)	50.9110 ^a -2.3887 ^b	48.4280 ^a -2.4906 ^b	43.5310 ^a -2.2870 ^b
AR(3,2)-GARCH(0,1)			
ω	0.0015 ^a	0.0014 ^a	0.0013 ^a
β	0.1466 ^c	0.2149 ^c	0.1896 ^c
LOGL	706.229	723.9715	725.5392
JB	27.77742 ^a	33.36985 ^a	34.04847 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	0.1574-0.1555	0.3567-0.3522	0.2137-0.2109
LB ² (5)-ARCH(5)	13.4860 ^c -2.6981 ^c	11.3050 ^c -2.3823 ^c	11.8000 ^c -2.4599 ^c
LB ² (10)-ARCH(10)	44.5460 ^a -3.6273 ^a	36.3550 ^a -3.0080 ^b	37.4960 ^a -3.0577 ^b
LB ² (15)-ARCH(15)	47.7320 ^a -2.1807 ^b	37.6230 ^b -2.1429 ^b	38.8130 ^b -2.1864 ^b
AR(3,2)-EGARCH(0,1,1)			
ω	-6.6586 ^a	-6.6774 ^a	-6.6265 ^a
β	0.3516 ^b	0.3585 ^c	0.2541 ^c
θ	-0.0847	-0.0086	-0.0635
LOGL	705.6471	723.7282	724.5705
JB	19.17342 ^a	23.64999 ^a	24.69366 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	0.0004-0.0004	0.0700-0.0691	0.0126-0.0124
LB ² (5)-ARCH(5)	16.0530 ^b -3.1827 ^b	13.4210 ^c -2.6517 ^c	12.4530 ^c -2.3781 ^c
LB ² (10)-ARCH(10)	40.4480 ^a -3.4559 ^a	39.0600 ^a -3.0478 ^b	37.2610 ^a -2.8667 ^b
LB ² (15)-ARCH(15)	44.6840 ^a -2.4282 ^b	40.1100 ^a -2.1713 ^b	38.5790 ^b -2.0283 ^c
AR(3,2)-GARCH(1,1)			
ω	0.0000	0.0000	0.0000
α	0.0924 ^a	0.0670 ^b	0.0789 ^b
β	0.8976 ^a	0.9278 ^a	0.9120 ^a
LOGL	727.3497	732.7207	732.5637
JB	33.95651 ^a	43.31290 ^a	39.33112 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	1.8768-1.8594	2.0927-2.0733	1.7300-1.7132
LB ² (5)-ARCH(5)	8.0303-1.6269	7.5658-1.4876	8.0744-1.6692
LB ² (10)-ARCH(10)	15.8780-1.5001	20.4010 ^c -1.9514 ^c	17.5820 ^c -1.6592 ^c
LB ² (15)-ARCH(15)	16.9770-1.0484	21.4000-1.3330	18.5510-1.1476
AR(3,2)-EGARCH(1,1,1)			
ω	-0.2823 ^b	-0.2930 ^c	-0.1646
α	0.1628 ^a	0.1757 ^b	0.1211 ^c
β	-0.0576 ^a	-0.0660 ^c	-0.0576 ^b
θ	0.9758 ^a	0.9758 ^a	0.9891 ^a
LOGL	729.2521	741.0352	734.8165
JB	48.77922 ^a	44.61156 ^a	73.15259 ^a
LB ² (1)-ARCH(1)	2.2792-2.2592	1.1534-1.1411	1.5246-1.5084
LB ² (5)-ARCH(5)	4.6940-0.9104	4.9329-0.9735	4.2952-0.8783
LB ² (10)-ARCH(10)	25.3610 ^b -2.6006 ^b	28.5980 ^b -2.5777 ^b	23.5910 ^b -2.3727 ^b
LB ² (15)-ARCH(15)	26.9930 ^c -1.6785 ^c	31.4050 ^b -1.6403 ^c	24.8720 ^c -1.5808 ^c

Döviz için verilen modeller incelendiğinde max. LOGL değeri için en iyi model t-student dağılımına göre AR(2,2)-EGARCH(1,1,1) modelidir (Tablo 9). Asimetrik etki parametresinin (θ) döviz getiri serisi için pozitif ve istatistikî olarak %1 düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir. Bu

durum döviz getirileri için kötü haberin iyi habere göre döviz getiri oynaklığını daha fazla arttırdığını ifade etmektedir. Ayrıca, modellerden elde edilen standardize edilmiş hata terimlerinin karelerine ilişkin LB^2 istatistikleri de hata terimleri arasında değişen varyans sorunu olmadığını ve ARCH etkisinin kalmadığını da göstermektedir.

Tablo 9: Döviz için ARCH-GARCH-EGARCH Modelleri

Parametre	Normal	t-Student	GED
AR(2,2)-ARCH(1,0)			
ω	0.0004 ^c	0.0003	0.0004 ^a
α	-0.8168	-0.2981	-0.8892 ^c
LOGL	1143.2662	1154.1491	1153.5441
JB	27.4684 ^a	32.9290 ^a	34.1177 ^a
$LB^2(1)$ -ARCH(1)	1.7912-1.7783	0.6823-0.6759	0.6610-0.6548
$LB^2(5)$ -ARCH(5)	8.5193-1.5390	7.1019-1.3419	7.3603-1.3982
$LB^2(10)$ -ARCH(10)	10.6760-1.0036	8.3902-0.7988	8.5910-0.8079
$LB^2(15)$ -ARCH(15)	17.9190-1.1191	15.7650-1.0208	15.5520-0.9994
AR(2,2)-EGARCH(1,0,1)			
ω	-11.5959	0.0209	-13.1155
α	0.0376	0.0453 ^a	0.0326
θ	-0.3867	1.0025 ^a	-0.5639
LOGL	1143.3535	1160.1001	1153.5937
JB	26.5188 ^a	9.5768 ^c	32.2520 ^a
$LB^2(1)$ -ARCH(1)	1.7381-1.7250	0.8578-0.8480	0.6133-0.6074
$LB^2(5)$ -ARCH(5)	8.7368-1.5938	6.8708-1.2531	6.9232-1.3105
$LB^2(10)$ -ARCH(10)	11.1150-1.0541	10.3490-1.0417	8.1477-0.7687
$LB^2(15)$ -ARCH(15)	18.2280-1.1427	14.5130-1.1024	14.9880-0.9648
AR(2,2)-GARCH(0,1)			
ω	0.0002 ^a	0.0002 ^a	0.0002 ^a
β	0.0815	0.1229	0.1151
LOGL	1144.4659	1155.6815	1150.012
JB	37.6125 ^a	45.7704 ^a	42.8147 ^a
$LB^2(1)$ -ARCH(1)	0.0186-0.0183	0.4317-0.4263	0.2667-0.2634
$LB^2(5)$ -ARCH(5)	5.0891-1.0633	6.0587-1.2254	4.9155-1.0629
$LB^2(10)$ -ARCH(10)	7.5146-0.7975	7.5248-0.7562	7.5749-0.8264
$LB^2(15)$ -ARCH(15)	14.2770-0.9701	13.8160-0.9554	14.1970-0.9868
AR(2,2)-EGARCH(0,1,1)			
ω	-8.4586 ^a	-8.5627 ^a	-8.5015 ^a
β	0.1227	0.2261	0.1769
θ	0.0412	-0.0018	0.0196
LOGL	1144.0983	1155.7969	1149.4992
JB	35.2048 ^a	52.4381 ^a	42.3106 ^a
$LB^2(1)$ -ARCH(1)	0.0816-0.0806	0.2712-0.2679	0.0154-0.0152
$LB^2(5)$ -ARCH(5)	5.4734-1.0906	5.2019-1.0451	4.7263-0.9901
$LB^2(10)$ -ARCH(10)	8.0696-0.8211	6.7773-0.6713	7.4828-0.7910
$LB^2(15)$ -ARCH(15)	14.8680-0.9829	12.7530-0.8669	14.0640-0.9501
AR(2,2)-GARCH(1,1)			
ω	0.0000 ^c	0.0000	0.0000
α	0.0737 ^c	0.0858 ^c	0.0811 ^c
β	0.8943 ^a	0.8836 ^a	0.8895 ^a
LOGL	1150.8351	1160.1851	1158.3699
JB	42.3369 ^a	42.9583 ^a	43.6616 ^a
$LB^2(1)$ -ARCH(1)	0.0145-0.0143	0.0985-0.0972	0.0695-0.0686
$LB^2(5)$ -ARCH(5)	1.7590-0.3175	2.3398-0.4317	2.3650-0.4320

LB²(10)-ARCH(10)	4.9214-0.5090	5.5689-0.5933	5.3336-0.5633
LB²(15)-ARCH(15)	11.2580-0.8295	12.6290-0.8817	12.0800-0.8512
AR(2,2)-EGARCH(1,1,1)			
ω	-0.2662 ^c	-0.3380 ^c	-11.8588 ^b
α	0.0752 ^c	0.1104 ^c	0.2029
β	0.0932 ^a	0.0847 ^b	0.0296
θ	0.9753 ^a	0.9700 ^a	-0.3948
LOGL	1156.9566	1163.4638	1155.0522
JB	26.2289 ^a	32.9327 ^a	46.3739 ^a
LB²(1)-ARCH(1)	0.0731-0.0722	0.0298-0.0294	0.1722-0.1701
LB²(5)-ARCH(5)	1.7297-0.3297	2.0349-0.3769	4.7934-0.9634
LB²(10)-ARCH(10)	6.6984-0.6951	6.5472-0.6875	6.2740-0.6295
LB²(15)-ARCH(15)	11.1830-0.8389	12.1270-0.8525	12.2670-0.8378

Her bir seri için uygun olan model belirlendikten sonra öngörü aşamasına geçilmiştir. Bu aşamada model tahmininde dışarıda bırakılan 11.25.2006 tarihinden sonraki beş hafta için öngörüler hesaplanmış ve performansları tablo 10'da verilmiştir.

Tablo 10: Öngörü Performansları

	Model	RMSE	MAE	MAPE	THEIL
Altın	AR(2,4)-GARCH(1,1)	20.55971	17.03496	1.479935	0.008875
Borsa	AR(2,2)-EGARCH(1,1,1)	2596.741	2170.666	2.765573	0.016754
Döviz	AR(2,2)-EGARCH(1,1,1)	0.109238	0.081837	2.252153	0.015360

Performans sonuçlarına göre, altın fiyatları ortalama %1,5 hata ile öngörülmüş ve theil eşitsizlik katsayısı 0'a oldukça yakın bir değer almıştır. Buna göre üç değişken arasından en başarılı öngörü sonuçları altın değişkenine aittir. Öngörü performansları açısından altın değişkenini sırasıyla döviz ve borsa değişkenleri takip etmektedir.

5. Sonuç

Yatırım araçlarında meydana gelen dalgalanmalar, bu yatırım araçlarının gelecek değerlerinin öngörülmesi ve oynaklığının modellenmesi açısından önemlidir. Yatırım araçlarının gelecek değerlerini tahmin ederken, genellikle geleneksel Box-Jenkins yönteminin kullanıldığı görülmektedir. Fakat daha öncede de ifade edildiği gibi, özellikle finansal zaman serilerinde ele alınan dönem itibarıyla ortalamanın sabit olmasına karşın varyansın zaman içerisinde değişmesinden dolayı son yıllarda finansal serilerin koşullu varyansındaki zamana bağlı değişkenliği analiz etmek için ARCH modelleri de Box-Jenkins modelleri ile birlikte kullanılmaya başlanmıştır. Bununla birlikte standart GARCH modelleri iyi ve kötü haberin oynaklık üzerinde neden olabileceği asimetrik etkiyi dikkate almamaktadır. Bu nedenle asimetrik etkinin araştırılması amacıyla EGARCH modeli GARCH modelleri ile birlikte kullanılmaktadır.

Çalışmada BIST100, altın ve petrol fiyatları ile döviz kuru değişkenleri geleneksel zaman serileri yöntemi olan Box-Jenkins ve ARCH modelleri ile öngörülmüştür. Bu amaçla öncelikle çalışmada kullanılan değişkenlerin tanımlayıcı istatistikleri belirlenmiştir. Sonrasında ele alınan değişkenlerin durağanlık seviyeleri tespit edildikten sonra uygun ARIMA modelleri ve ARCH modelleri ile öngöründe bulunulmuştur. Elde edilen bulgular değerlendirildiğinde, en yüksek getirinin borsa değişkenine ait olduğu görülmektedir. Bu durum, küresel finansal krizin Türkiye'deki etkisinin ele alınan dönem itibarıyla ortadan kalkmaya başladığının bir göstergesi olarak yorumlanabilir. En düşük getirinin ise petrol değişkenine ait olduğu belirlenmiştir. Bu durum ise 2014 Haziran ayı itibarıyla küresel petrol piyasasındaki arz fazlasının ortaya çıkması ile petrol fiyatlarındaki hızlı düşüşün bir sonucu olarak değerlendirilebilir. Ayrıca petrol değişkeninin ele alınan

dönem boyunca diğer değişkenlere kıyasla daha oynak bir yapı sergilediği ortaya koyulmuştur. Son yıllarda Ortadoğu’da yaşanan siyasal krizler göz önüne alındığında petrolün yatırımcı açısından yüksek riske sahip bir yatırım aracı olduğu söylenebilir.

Ele alınan değişkenler için kurulan tüm ARIMA modellerinde ARCH etkisinin olduğu tespit edilmiştir. Bu durum literatürdeki, finansal verilerde koşullu varyansın zamana bağlı olarak değiştiği varsayımını desteklemektedir. Altın ve döviz fiyatları ile borsa endeksi için oluşturulan ARIMA modellerindeki değişen varyans probleminin ARCH modelleriyle giderildiği görülmüştür. Petrol fiyatlarının ele alındığı modelde ise ARCH etkisinin tamamen giderilemediği fakat nispeten azaldığı tespit edilmiştir. Bu doğrultuda ele alınan dönem itibarıyla birçok ARIMA modelinin denemesi ve ARCH etkisinin ve değişen varyans sorununun ortadan kaldırılması ile birlikte GARCH modellerinin oluşturulması sonucunda, değişkenlere ait en uygun modeller belirlenmiştir.

Ayrıca altın fiyatları haricindeki tüm değişkenlerde asimetric etkinin varlığı ortaya koyulmuştur. Döviz ve petrol için elde edilen modellerdeki asimetric etki katsayısı anlamlı ve pozitifdir. Bu katsayıların pozitif olması fiyatlardaki yükselişlerin düşüslere göre volatilitiyi daha fazla etkilediği anlamına gelmektedir. Bu durum, bu iki değişkendeki yükselişlerin piyasalarda olumsuz haber olarak algılanacağı düşünüldüğünde, literatürdeki olumsuz haberlerin olumlu haberlere göre daha fazla oynaklığa sebep olacağı varsayımına uymaktadır. Benzer şekilde borsa endeksi için kurulan modeldeki asimetric etki katsayısının da negatif ve anlamlı olması literatürü desteklemektedir. Bu sonuçlar Peters (2001), Liu ve Hung (2010), Gökbulut vd. (2011), Abdalla (2012), Thorlie vd. (2014), Gökbulut ve Pekkaya (2014), Altuntaş ve Çolak (2015), Kandora ve Hamdi (2016), Büberkökü ve Kızıldere (2017)’nin çalışmalarıyla da benzerlik göstermektedir.

Çalışmada son olarak ARCH modellerinden elde edilen öngörülerin theil istatistiklerinin sıfıra yeterince yakın olduğu görülmektedir. Dolayısıyla modellerden elde edilen öngörülerin başarılı olduğu ve seçilen modellerin ilgili değişkenlerin gelecek değer öngörüsü için kullanılabilir olduğu söylenebilir.

Kaynaklar

- Abdalla, Suliman Zakaria Suliman (2012), "Modelling Exchange Rate Volatility using GARCH Models: Empirical Evidence from Arab Countries", *International Journal of Economics and Finance*, Vol. 4, No.3: 216-229.
- Aggarwal, Reena; Inclan, Carla; Leal, Ricardo (1999), "Volatility in Emerging Stock Markets", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 34, No. 1: 33-55.
- Akomolafe, K. J.; Danladi, Jonathan D. (2013), "Modeling And Forecasting Crude Oil Price: Implications For The Nigeria's 2013 Budget. Proposal", *International Journal Of Science And Research*, Vol. 2, No. 5: 445-448.
- Asad, Ali; Ch, Muhammda Iqbal; Qamar, Sadia; Akhtar, Noureen; Mahmood, Tahir; Hyder, Mehvish; Jamshed, Muhammad Tariq (2016), "Forecasting Of Daily Gold Price By Using Box-Jenkins Methodology", *International Journal of Asian Social Science*, Vol. 6, No. 11: 614-624.
- Aygören, Hakan; Sarıtaş, Hakan; Morali, Tuncay (2012), "İMKB 100 Endeksinin YSA ve Newton Nümerik Arama Modelleri ile Tahmini, Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi, C. 4, S. 1: 73-88.
- Bircan, Hüdaverdi; Karagöz, Yalçın (2003), "Box-Jenkins Modelleri ile Aylık Döviz Kuru Tahmini Üzerine Bir Uygulama", *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, S. 6: 49-62.
- Black, Fama (1976), "Studies of Stock Price Volatility Changes", https://brainmass.com/file/285288/Black_75.pdf, (Erişim: 10.09.2015).
- Bollerslev, Tim (1986), "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity", *Journal of Econometrics*, Vol. 31, No. 3: 307-327.
- Büberkökü, Önder; Kızıldere, Celal (2017), "BIST100 Endeksinin Volatilite Özelliklerinin İncelenmesi", V. Anadolu International Conference in Economics, May 11-13, 2017, Eskişehir, Türkiye.
- Çevik, Osman (2002), "İMKB Endeksinin Box-Jenkins Yöntemi ile Modellenmesi", *Afyon Kocatepe Üniversitesi İİBF Dergisi*, C. 4, S. 1: 17-31.
- Deveci, Duygu (2013), "Predicting Gold and Silver Spot Prices in Turkey", *Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Ortadoğu Teknik Üniversitesi*.
- Dickey, A. David; Fuller, Wayne A. (1979), "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with A Unit Root", *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 74, No. 366: 427-431.
- Engle, Robert F. (1982), "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", *Econometrica*, Vol. 50, No. 4: 987-1007.
- Erdogan, Olcay; Göksu, Ali (2014), "Forecasting Euro and Turkish Lira Exchange Rates With Artificial Neural Networks (ANN)", *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences*, Vol. 4, No. 4: 307-316.
- Etuk, Ette Harrison; Uchendu, Bartholomew; Udo, Ephraim Okon (2012), "Box-Jenkins Modelling Of Nigerian Stock Prices Data", *Greener Journal Of Science Engineering And Technological Research*, Vol. 2, No. 2: 32-38.
- Fernandez, Viviana (2007), "Forecasting Commodity Prices By Classification Methods: The Cases Of Crude Oil And Natural Gas Spot Prices", *Banco Central De Chile Conference*, July 27 2007.
- Gökbulut, İlker Rasim; Gümrah, Ümit; Köseoğlu Derindere, Sinem (2011), "Modelling the volatility in Istanbul Stock Exchange : Shifting from Box- Jenkins to ARCH type models", *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, C. 40, S. 2: 251-266.
- Gökbulut, İlker Rasim; Pekkaya, Mehmet (2014), "Estimating and Forecasting Volatility of Financial Markets Using Asymmetric GARCH Models: An Application on Turkish Financial Markets", *International Journal of Economics and Finance*, Vol. 6, No. 4: 23-35.
- Gupta, Sanjeev; Kashyap, Sachin (2015), "Box Jenkins Approach To Forecast Exchange Rate in India", *Pijmr*, Vol. 7, No. 2: 1-11.
- Kadılar, Cem; Şimşek, Muammer; Aladağ, Çağdaş Hakan (2009), "Forecasting The Exchange Rate Series With ANN: The Case Of Turkey", *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Ekonometri ve İstatistik Dergisi*, S. 9: 17-29.
- Kandora, Abbas; Hasbalrasol Abbas; Hamdi, Ahmed Mohammed Abdullah (2016), "Modelling Exchange Rate Volatility Using Asymmetric GARCH Models (Case Study Sudan)", *Journal of Mathematics*, Vol. 12, No. 2: 71-77.
- Kaynar, Oğuz; Taştan, Serkan; Demirkoparan, Ferhan (2010), "Ham Petrol Fiyatlarının YSA ile Tahmini", *Ege Akademik Bakış*, C. 10, S. 2: 559-573.

- Keskin Benli, Yasemin; Yıldız, Ayşe (2014), "Altın Fiyatının Zaman Serisi Yöntemleri ve YSA ile Öngörüsü", Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, S. 42: 213-224.
- Khaemasunun,Pravit (2009), "Forecasting Thai Gold Prices. Available From [Http://Www.Wbiconpro.Com/3-Pravit-.Pdf](http://www.Wbiconpro.Com/3-Pravit-.Pdf). (10.11.2016).
- Khan, M. Massarrat Ali (2013), "Forecasting Of Gold Prices (Box Jenkins Approach)", International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering , Vol. 3, No. 3: 662-670.
- Lineesh, M.C.; Minu, K.K.; John, C.Jessy (2010), "Analysis Of Non Stationary Nonlinear Economic Time Series Of Gold Price A Comprative Study", International Mathematical Forum, Vol 5, No. 34: 1673-1683.
- Liu, Hung Chun; Hung, Jui Cheng (2010), "Forecasting S&P-100 stock index volatility: The role of volatility asymmetry and distributional assumption in GARCH models", Expert Systems with Applications, Vol. 37, No. 7: 4928-4934.
- Mensah, Emmanuel Kwasi (2015), "Box-Jenkins Modelling and Forecasting of Brent Crude Oil Price", [Https://Mpra.Ub.Uni-Muenchen.De/67748/14/Mpra_Paper_67748.Pdf](https://Mpra.Ub.Uni-Muenchen.De/67748/14/Mpra_Paper_67748.Pdf), (10.11.2016).
- Muibi, Saibu Olufemi (2015), "Determining Optimal Crude Oil Price Benchmark in Nigeria: An Empirical Approach", The Romanian Economic Journal, Vol. 18, No. 58: 51-80.
- Nelson, Daniel B. (1991), "Conditional Heteroscedasticity in Asset Returns: A New Approach", Econometrica, Vol. 59, No. 2: 703-708.
- Özalp, Alperen; Anagün, A. Sermet (2001), "Sektörel Hisse Senedi Fiyat Tahmininde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı ve Klasik Tahminleme Yöntemleri ile Karşılaştırılması", Endüstri Mühendisliği Dergisi, C. 12, No. 3-4: 2-17.
- Pacelli, Vincenzo (2012), "Forecasting Exchange Rates: A Comparative Analysis", International Journal of Business and Social Science , Vol. 3, No. 10: 145-156.
- Peters, Jean Philippe (2001), "Estimating and forecasting volatility of stock indices using asymmetric GARCH models and (Skewed) Student-t densities", <http://www.unalmed.edu.co/~ndgirald/Archivos%20Lectura/Archivos%20curso%20Series%20II/jppeters.pdf> (Erişim:13.06.2017).
- Phillips, Peter; Perron, Pierre (1988), "Testing for a Unit Root in Time Series Regressions", Biometrika, Vol. 75, No. 2: 335-346.
- Ping, Pung Yean; Miswan, Nor Hamizah; Ahmad, Maizah Hura (2013), "Forecasting Malaysian Gold Using Garch Model", Applied Mathematical Sciences, Vol. 7, No. 58: 2879 – 2884.
- Sekreter, Ahmet; Gürsoy, Faruk (2014), "Combining Forecasting Method vs. Individual Forecasting Methods: Evidence from Istanbul Stock Exchange National 100 Index", The Empirical Economics Letters, Vol. 13, No. 7: 735-743.
- Tambi, Mahesh Kumar (2005), "Forecasting Exchange Rate A Uni-Variate Out of Sample Approach (Box-Jenkins Methodology)", The Iup Journal of Bank Management, Vol. 4, No. 2: 60-74.
- Taşpunar Altuntaş, Semra; Çolak, Fatma Deniz (2015), "BİST-100 Endeksinde Volatilitenin Modellenmesi Ve Öngörülmesinde ARCH Modelleri", İstanbul Üniversitesi İşletme İktisadi Enstitüsü Dergisi, S. 79: 208-223.
- Tayyar, Nezih; Tekin, Selin (2013), "İMKB-100 Endeksinin Destek Vektör Makineleri İle Günlük, Haftalık ve Aylık Veriler Kullanarak Tahmin Edilmesi ",AİBÜ Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, C. 13, S. 1: 189-217.
- Thorlie, Milton Abdul; Song, Lixin; Wang, Xiaoguang; Amin, Muhammad (2014), "Modelling Exchange Rate Volatility Using Asymmetric GARCH Models (Evidence from Sierra Leone)", International Journal of Science and Research, Vol. 3, No. 11: 1206-1214.
- Tlegenova, Daniya (2015), "Forecasting Exchange Rates Using Time Series Analysis: The Sample Of The Currency Of Kazakistan", [Https://Arxiv.Org/Ftp/Arxiv/Papers/1508/1508.07534.Pdf](https://Arxiv.Org/Ftp/Arxiv/Papers/1508/1508.07534.Pdf), (Erişim: 21.11.2016).
- Xie, Wen; Yu, Lean; Shanying, Xu; Wang, Shouyang (2006), "A New Method For Crude Oil Price Forecasting Based On Support Vector Machines", International Conference on Computational Science, 444-451.
- Yayar, Rüştü; Karaca, Serdar (2011), "Estimating Index and an Application on the Istanbul Stock Exchange (Ise) National Industrials Index", Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi, C. 13, S. 2: 164-188.
- Yaziz, Siti Roslindar; Ahmad, Maizah Hura; Nian, Lee Chee; Muhammad, Noryanti (2011), "A Comparative Study on Box-Jenkins and Garch Models in Forecasting Crude Oil Prices", Journal of Applied Sciences, Vol. 11, No. 7: 1129-1135.

Ek1: ARIMA model seçimi için evIEWS kodu

```

%jqb = ""
subroutine jqb(equation eq)
  %residname = @getnextname("redis")
  %jqtablename = @getnextname("jqtable")
  eq.makesresids(s) {%residname}
  freeze({%jqtablename}) {%residname}.stats
  %jqb = @str(@val({%jqtablename}{15,2}), "f.4") + "(" + @str(@val({%jqtablename}{16,2}), "f.4") + ")"
  d {%residname}
  d {%jqtablename}
endsub
%arch_vp = ""
subroutine arch_vp(equation eq, scalar !level)
  %archtesttablename = @getnextname("at_table")
  freeze({%archtesttablename}) eq.archtest(!level)
  %arch_vp = @str(@val({%archtesttablename}{3,2}), "f.4") + "(" + @str(@val({%archtesttablename}{3,5}), "f.4") +
  ")"
  d {%archtesttablename}
endsub
%lbsq_val = ""
subroutine lbsq(equation eq, scalar !level)
  %lbsqtablename = @getnextname("lbsq_table")
  freeze({%lbsqtablename}) eq.correlsq(!level)
  %lbsq_val = @str(@val({%lbsqtablename}{!level+6, 6}), "f.4") + "(" + @str(@val({%lbsqtablename}{!level+6, 7}),
  "f.4") + ")"
  d {%lbsqtablename}
endsub
%name = "log(bp/bp(-1))"
%modelname = @getnextname("arma")
%aictable = @getnextname("aic")
%spoolname = @getnextname("armasel_result")
!maxar = 10
!maxma = 10
!aic = 999999
!ar = 0
!ma = 0
smpl 1/1/2009 11/30/2016
spool {%spoolname}
table {%aictable}
{%aictable}{1,1} = "MODEL"
{%aictable}{1,2} = "AIC"
{%aictable}{1,3} = "BIC"
{%aictable}{1,4} = "HQ"
{%aictable}{1,5} = "LOGL"
for !i=0 to !maxma
  for !j=0 to !maxar
    if(!i>0 or !j>0) then
      statusline ARMA(!j,!i)
      if(!i==0) then
        equation {%modelname}.ls {%name} c ar(1 to !j)
      else if(!j==0) then
        equation {%modelname}.ls {%name} c ma(1 to !i)
      else
        equation {%modelname}.ls {%name} c ar(1 to !j) ma(1 to !i)
      endif
    endif
  endif
endif

```

```

!check=0
{%aictable}{!i*!maxar+!j+1, 1} = "ARMA(" + @str(!j) + ", " + @str(!i) + ")"
{%aictable}{!i*!maxar+!j+1, 2} = {%modelName}.@aic
{%aictable}{!i*!maxar+!j+1, 3} = {%modelName}.@schwarz
{%aictable}{!i*!maxar+!j+1, 4} = {%modelName}.@hq
{%aictable}{!i*!maxar+!j+1, 5} = {%modelName}.@logl
if(!check=0 and {%modelName}.@aic<!aic) then
    !aic = {%modelName}.@aic
    !ar = !j
    !ma = !i
endif
d {%modelName}
endif
next
next
{%spoolname}.append {%aictable}
if(!ma==0) then
    %model = %name + " c ar(1 to " + @str(!ar) + ")"
else if(!ar==0) then
    %model = %name + " c ma(1 to " + @str(!ma) + ")"
else
    %model = %name + " c ar(1 to " + @str(!ar) + ")" + " ma(1 to " + @str(!ma) + ")"
endif
endif
equation {%modelName}.ls {%model}
{%spoolname}.append {%modelName}
%summary = @getnextname("summary")
table {%summary}
{%summary}{1,1} = "Parameter"
{%summary}{1,2} = "Normal"
{%summary}{1,3} = "t-Student"
{%summary}{1,4} = "GED"
!row = 0
for !i=0 to 1
for !j=0 to 1
if(!i>0 or !j>0) then
for %asym "" e garch
!col = 2
for %e "" tdist ged
equation garch{!i}{!j}{%asym}{%e}.arch(!i,!j, {%e}, {%asym}) {%model}
!narmacoefs = (!ar+!ma+1)
!ncoefs = garch{!i}{!j}{%asym}{%e}.@ncoefs - !narmacoefs
for !k = 1 to !ncoefs
{%summary}{!row+!k+1,!col} = @str(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}.@coefs(!narmacoefs+!k), "f.4") + "(" +
@str(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}.@pval(!narmacoefs+!k), "f.4") + ")"
next
!ncoefs = @iif(%e="", !ncoefs, !ncoefs -1)
{%summary}{!row+!ncoefs+3,!col} = @str(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}.@logl, "f.4")
call jqb(garch{!i}{!j}{%asym}{%e})
{%summary}{!row+!ncoefs+4,!col} = %jqb
call arch_vp(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}, 1)
call lbsq(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}, 1)
{%summary}{!row+!ncoefs+5,!col} = %lbsq_val + " - " + %arch_vp
call arch_vp(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}, 5)
call lbsq(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}, 5)
{%summary}{!row+!ncoefs+6,!col} = %lbsq_val + " - " + %arch_vp
call arch_vp(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}, 10)
call lbsq(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}, 10)

```

```

{%summary}(!row+!ncoefs+7,!col) = %lbsq_val + " - " + %arch_vp
call arch_vp(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}, 15)
call lbsq(garch{!i}{!j}{%asym}{%e}, 15)
{%summary}(!row+!ncoefs+8,!col) = %lbsq_val + " - " + %arch_vp
!col = !col+1
next
!row = !row + !ncoefs + 9
next
endif
next
next

```

Ek2: ARCH modelleri için geliştirilen Eviews program kodu

```

%varname = "log(BIST/BIST(-1))"
!maxp = 5
!maxq = 5
%_garch1 = "model.arch() " + %varname
%_garch2 = "model.arch(tdist) " + %varname
%_garch3 = "model.arch(ged) " + %varname
%_garch4 = "model.arch(egarch) " + %varname
%_garch5 = "model.arch(egarch, tdist) " + %varname
%_garch6 = "model.arch(egarch, ged) " + %varname
table models
!rownum = 1
for !m=1 to 6
    !logl = -99999
    !p = 0
    !q = 0
    %modelname = "_garch" + @str(!m)
for !i=0 to !maxp
for !j=0 to !maxq
    if !i>0 or !j>0 then
        if !i=0 then
            %model = {%modelname} + " c ma(1 to " + @str(!j) + ")"
        else if !j=0 then
            %model = {%modelname} + " c ar(1 to " + @str(!i) + ")"
        else
            %model = {%modelname} + " c ar(1 to " + @str(!i) + ")" + " ma(1 to " + @str(!j) + ")"
        endif
    endif
    statusline {%model}
    models(!rownum, 1) = %model
    !rownum = !rownum+1
    equation {%model}
    if(model.@logl>!logl) then
        !logl = model.@logl
        !p = !i
        !q = !j
    endif
    d model
endif
next
next
if !p=0 then
    %model = {%modelname} + " c ma(1 to " + @str(!q) + ")"
else if !q=0 then

```

```
%model = %{{modelname}} + " c ar(1 to " + @str(!p) + ")"  
else  
%model = %{{modelname}} + " c ar(1 to " + @str(!p) + ") + " ma(1 to " + @str(!q) + ")"  
endif  
endif  
equation {{modelname}}{%model}  
next
```