

VOLATİLİTENİN MODELLENMESİ VE ANFIS MODEL İLE BIST100 GETİRİ TAHMİNİ

HAKAN PABUÇCU*
Bayburt Üniversitesi

NURDAN DEĞİRMENCİ**
Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi

ÖZ

Hisse senedi piyasası volatilitesi finans literatüründe önemli bir konu olarak ele alınmakta ve herhangi bir menkul kıymetin fiyatında meydana gelen ani değişkenlik olarak tanımlanmaktadır. Volatilite, ortaya çıkabilecek olası değişkenlikler doğrultusunda finansal piyasalarda yatırımcıların karar alma süreçlerini etkileyen belirsizliği de temsil etmektedir. Birçok ülkede, özellikle gelişmekte olan finansal piyasalarda gerek yatırımcılar gerekse politika yapıcılar artan risk ve belirsizlik problemleri ile sıkça karşılaşmaktadır. Buna bağlı olarak volatilitenin dikkate alınması özellikle yatırımcıların uzun dönemli yatırım kararlarında finansal varlıkların getirilerini tahmin edebilmeleri için oldukça önemlidir. Herhangi bir finansal varlığa ait getirinin değişkenliğini ifade eden volatilitte, finansal varlıkların getirilerini tahmin etmede de çok önemli bir yere sahiptir. Bu çalışmada Borsa İstanbul100 (BIST100) endeksi kullanılarak Türkiye hisse senedi piyasası volatilitesi ve hisse senedi piyasa endeksinin asimetric etki gösterip göstermediği GARCH-EGARCH modelleri kullanılarak araştırılmıştır. BIST100 endeksinin barındırdığı belirsizlik ve kaotik (düzensiz) davranışları geleneksel yöntemlerle tahmin etmek bir başka ifade ile riski yönetmek oldukça güç olmaktadır. Bu sebeple, çalışmada hisse senedi getirisinin tahmin edilmesi için belirsizliği modellemede yaygın olarak kullanılan bulanık mantık ve sinir ağı hibrit modeli uygulanmıştır. Çalışmada kullanılan veri seti 2009-2017 dönemine ilişkin günlük hisse senedi kapanış fiyatlarını kapsamaktadır. Yapılan kapsamlı literatür araştırması sonucu volatilitenin tahmini ve devamında bulanık mantık temelli yaklaşımların kullanıldığı bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu sebeple çalışmanın özgün bir değere sahip olduğu düşünülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Volatilite, GARCH, ANFIS

* Dr. Öğretim Üyesi, Bayburt Üniversitesi, İİBF, İşletme Bölümü, hpabuccu@bayburt.edu.tr

** Dr. Öğretim Üyesi, Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi, Fındıklı Uygulamalı Bilimler Yüksekokulu, Uluslararası Ticaret ve Lojistik Bölümü, nurdan.degirmenci@erdogan.edu.tr

Makale Atf Bilgisi: Pabuçcu, H., & Değirmenci, N. (2018). Volatilitenin Modellenmesi ve ANFIS Model ile BİST100 Getiri Tahmini. *ADAM AKADEMİ Sosyal Bilimler Dergisi*, 8(2), 325-345. doi: 10.31679/adamakademi.394549

MODELLING VOLATILITY AND FORECASTING BIST100 RETURN BY USING ANFIS

ABSTRACT

Stock market volatility is considered as an important issue in financial literature and is defined as sudden instability that occurs in the price of any security. Volatility also represents the uncertainty that affects investors' decision-making processes in financial markets in the face of possible variations. In many countries, especially in emerging financial markets, both investors and policy makers are often confronted with increasing risk and uncertainty problems. Accordingly, considering volatility is crucial for investors to predict the return of financial assets, especially in long-term investment decisions. Volatility, which expresses the variability of any financial asset, has a very important place in the estimation of the return. In this study, the volatility of the Turkish stock market was estimated through the GARCH models using the Stock Exchange Istanbul100 (BIST100) index. Whether the stock market index has an asymmetric effect is investigated using the EGARCH model. It is very difficult to predict the uncertainty and chaotic behavior of the BIST100 index by traditional methods. For this reason, the fuzzy logic and neural network hybrid model, which is widely used in the model of uncertainty, has been applied to estimate the stock return in the study. The dataset used in the study includes daily stock closing prices for the period 2009-2017. As a result of the extensive literature survey, no studies have been found on the use of fuzzy logic based approaches in estimating and continuing volatility. For this reason, it is thought that working has an original value.

Keywords: Volatility, GARCH, ANFIS

EXTENDED ABSTRACT

The concept of volatility is defined as “the level of fluctuation that a price of a security shows in a short period of time”. A stock is used to describe the magnitude of the fluctuations that occur at the price of any financial asset and the frequency with which these fluctuations occur.

Various volatility definitions are made in the literature. First of all, the concept of volatility in daily speech is expressed as the fluctuation observed in any event. In theory, it expresses the variability in the random component of the time series and is measured by the standard deviation or variance of the derivation of the relevant asset. Stock market volatility is considered as an important issue in the finance literature. Because the world stock market has become more integrated and volatile nowadays. Moreover, politicians often follow the financial volatility forecast as a determinant of financial markets. In this direction, the concept of volatility has an important place.

Volatility is a statistical measure of the spread of the market index in terms of financial markets and symbolizes uncertainty in financial decision making by specifying the magnitude and speed of the fluctuations in the time series. In the simplest sense, volatility is sudden movements in stock prices. According to another definition, volatility is the change over time in financial markets. In another definition, it is defined as the measurement of expected changes in the price of a financial asset in the time interval taken. The volatility, which expresses the variability of return in any financial asset, has a very important place in estimating the return of financial assets.

Volatility makes out a relationship between changes in the index value and uncertainty or risk. Although volatility is associated with risk, it is not exactly the same. Volatility can also occur due to positive reasons. High volatility in the markets indicates that the index spreads over a wide range of values and that the index is risky. Accordingly, the price index has changed considerably in the short term. In the case of low volatility, the price index follows a stable course over time and does not show excessive changes over time.

Along with high volatility, the increase in risk and return makes it necessary to accurately modeling the volatility in financial market stock. Modeling of volatility, which is a measure of risk, benefits investors in their attitudes. The higher stock price volatility also suggests that the price of the stock may decrease as much as it might increase. The risk here also implies that the

investor who is in the high-earning expectation may be in high loss. If the volatility of the financial market increases, a significant result is emerging for investors and policy makers. Investors can change their investment decisions based on increased volatility, thinking that higher volatility has the same meaning as higher risk. Policy makers may think that financial market volatility will spread to the real economy or damage economic performance.

Unless volatility is taken into account, many temporal and spatial variables will be considered constant. So volatility is an important issue that needs to be identified, tested and predicted. Measuring volatility is an important issue for investors to gain more profits or to lose their wealth at a minimum level. Reducing risks depends on investors' ability to estimate expectations and develop policies. The risk estimation is a common problem in financial markets for investors. It has always been difficult for investors to make the right decisions under risk and uncertainty. With the increase in risk in financial markets, the presence of an appropriate and well-defined risk measure is inevitable for the correct pricing of financial assets, the necessary limitations and regulations to be determined. At this point volatility has become a criterion used to avoid risk in financial markets.

In this study, it is investigated the volatility of stock market and whether it has an asymmetric effect by applying GARCH-EGARCH modelling using the BIST 100 index data set. Estimating the uncertainty and chaotic behavior, in other words managing the risk, of index data is very difficult issue by using traditional methods. For this reason, the fuzzy logic and neural network hybrid model, which is widely used in modelling uncertainty, has been applied to estimate the stock return. The dataset covering the period of 01.01.2009-21.04.2017 is used. At first, it is summarized empirical literature and then, the dataset and methods explained. Finally, the findings of the study are included and the results are evaluated.

Many econometric based studies such as modeling volatility and estimating returns are available in the literature. Neural networks and fuzzy logic approaches are new approaches, especially in social science. When the studies are examined, it is seen that many symmetric and asymmetric models such as ARCH, GARCH, IGARCH, EGARCH, QGARCH, PARCH are used in the volatility model. Some of the important are (Bollerslev, 1986; Engle, 1982; Fildmuc & Horváth, 2008; Glosten, Jagannathan, & Runkle, 1993; Koutmos, 2012; Kumar, 2013; H. Li & Hong, 2011; Maradiaga, Zap-

ata, & Pujula, 2012; Marshall, Musayev, Pinto, & Tang, 2012; Neely, 2009; Nelson, 1991; Schnabl, 2008; Zhang & Hu, 2013). Some of the important ones are; Maradagh, Zapata, & Pujula, 2012, Marshall, & / RTI & gt; & lt; RTI ID = 0.0 & , Mu-sayev, Pinto, & Tang, 2012, Neely, 2009, Nelson, 1991, Schnabl, 2008, Zhang & Hu, 2013). In addition, it is seen that the neural networks produce good results (Binner, Gazely, & Chen, 2002; Co & Boosarawongse, 2007; Nazif Çatik & Karaçuka, 2012; Özkan, 2013; Pabuçcu, 2017) when the data set is noisy and the relations are more complicated.

In this study, stationary condition of the series, determination of appropriate ARMA constructions, ARCH-LM test, volatility model estimation and ANFIS model were used. The ANFIS model is one of the neuro fuzzy approaches that combine the learning ability of neural networks and the abilities of modelling uncertainty and decision making of fuzzy logic. ANFIS has an ability to process data, learning and generalization of information. It is very difficult to solve the uncertainty problems and produce consistent estimation by using traditional mathematical models. Fuzzy inference systems allow the uncertainty to be included in the system by using fuzzy “if then” rules and produce strong predictions especially when combined with neural systems. The fuzzy “if-then” rules are fuzzy case expressions in the form “if x A is Y B” and with appropriate membership functions. Nevertheless, they do not always guarantee that the best results are produced. Consistent and reliable results depend on the well-defined model parameters.

The classical linear regression model assumes that the constant error variance over time, so it has a homoscedastic behavior. However, it can be seen that the error variance can be changed as a result of econometric models in which financial time series data such as stock price, exchange rate and inflation rate are used. This condition is called heteroscedasticity. In cases where the problem of heteroscedasticity arises, the use of the least squares method may cause the predicted parameters to be statistically insignificant. For this reason, Engle (1982) stated that the ARCH model can be used in cases where the heteroscedasticity arises. In the ARCH model, some constraints are placed on the parameters in the conditional variance equation, since relatively long delays are used and a constant delay structure is proposed. Bollerslev (1986) has developed the Generalized ARCH model to address the challenges of the ARCH model. The GARCH model allows both the

autoregressive and the moving average terms to be used in the modeling of the conditional variance.

The GARCH model successfully captures the thick tail and volatility clusters, which are empirical findings observed in bringing financial assets. However, the GARCH process fails to capture the asymmetry of the variance structure. Nelson (1991) developed the Exponential GARCH (EGARCH) model, in which the conditional variance is modeled by taking both the magnitudes and signs of the lagged error terms.

It has been determined that volatility has a continuity according to the findings, that is, a shock that affects the markets at the time of (t) continues its effect in (t + 1) and later periods. In addition, the existence of leverage effect has been revealed for stock return. It can be said that the bad news has an asymmetrical effect on volatility, the bad news on the stock market's volatility is more effective than the good news and the volatility has increased more.

Appropriate models should be used to estimate time series contain uncertainty. For this reason, ANFIS model has been selected and many trial results have shown successful forecasting performance. By using delayed return values with estimated ANFIS model, it is possible to make strong estimations for the future and help investors to gain high return investments. The use of the ANFIS model together with econometric models, as it is in this study, will be more useful in terms of information and interpretation, since it is difficult to present so much information about time series future behavior for commending.

GİRİŞ

Oynaklığın ölçülmesi, öngörülerin ve alınacak olan kararların tutarlı, geçerli ve daha kesin olabilmesi nedeniyle politika yapıcılar ve araştırmacılar için çok önemli bir problemidir. Oynaklık döviz kuru gibi makroekonomik verilerde olduğu gibi finansal piyasalardaki indikatörler için de istikrarlı getiriye sağlama noktasında çok etkili bir faktördür. Bu gibi tahminlerin yapılması güç olmakla birlikte imkânsız değildir (Poon & Granger, 2003). Bu noktada araştırmacılar geçmişteki verilerden yararlanarak geleceğe dönük faydalı bilgi ve yorumlar üretmek durumundadırlar. Bu nedenle güvenilir modellerle oynaklığın doğru ve zamanında tahmin edilmesi politika yapıcı, karar verici ve araştırmacılar için değerli ve faydalı bilgiler sağlayacaktır.

Hisse senedi piyasası volatilitesi finans literatüründe önemli bir konu olarak ele alınmakta ve herhangi bir menkul kıymetin fiyatında meydana gelen ani değişkenlik olarak tanımlanmaktadır. Volatilité, ortaya çıkabilecek olası değişkenlikler doğrultusunda finansal piyasalarda yatırımcıların karar alma süreçlerini etkileyen belirsizliği de temsil etmektedir. Birçok ülkede, özellikle gelişmekte olan finansal piyasalarda gerek yatırımcılar gerekse politika yapıcılar artan risk ve belirsizlik problemleri ile sıkça karşılaşmaktadır. Buna bağlı olarak volatilitenin dikkate alınması özellikle yatırımcıların uzun dönemli yatırım kararlarında finansal varlıkların getirilerini tahmin edebilmeleri için oldukça önemlidir.

Bu çalışmada Borsa İstanbul 100 (BIST100) endeksi getiri serisi kullanılarak Türkiye hisse senedi piyasası volatilitesi GARCH modelleri aracılığı ile tahmin edilmiştir. Hisse senedi piyasa endeksinin asimetrik etki gösterip göstermediği ise EGARCH modeli kullanılarak araştırılmıştır. BIST100 endeksinin barındırdığı belirsizlik ve kaotik (düzensiz) davranışları geleneksel yöntemlerle tahmin etmek bir başka ifade ile riski yönetmek oldukça güç olmaktadır. Bu sebeple, çalışmada hisse senedi getirisinin tahmin edilmesi için belirsizliği modellemede yaygın olarak kullanılan bulanık mantık ve sinir ağı hibrit modeli uygulanmıştır.

Bu doğrultuda çalışmada öncelikle ampirik literatür özetlenmiştir. Ardından kullanılan veri seti ve yöntem anlatılmıştır. Son olarak çalışmanın analiz bulgularına yer verilmiş ve sonuçlar değerlendirilmiştir.

1. LİTERATÜR ÖZETİ

Volatilitenin modellenmesi ve getiri tahmini gibi konularda özellikle ekonometrik temelli birçok çalışma literatürde mevcuttur. Sinir ağı ve

bulanık mantık gibi modellemeler ise özellikle sosyal bilimler alanında yeni sayılabilecek yaklaşımlardır.

Dünya çapında yapılan çalışmalar incelendiğinde volatilitiyi modellemede ARCH, GARCH, IGARCH, EGARCH, QGARCH, PARCH gibi birçok simetrik ve asimetrik modelin kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmalardan önemli bazıları; (Bollerslev, 1986; Engle, 1982; Fildmuc & Horváth, 2008; Glosten, Jagannathan, & Runkle, 1993; Koutmos, 2012; Kumar, 2013; H. Li & Hong, 2011; Maradiaga, Zapata, & Pujula, 2012; Marshall, Musayev, Pinto, & Tang, 2012; Neely, 2009; Nelson, 1991; Schnabl, 2008; Zhang & Hu, 2013). Ayrıca, veri setinin gürültülü ve ilişkilerin daha karmaşık olduğu durumlarda sinir ağlarının iyi sonuçlar ürettiği (Binner, Gazely, & Chen, 2002; Co & Boosarawongse, 2007; Nazif Çatik & Karaçuka, 2012; Özkan, 2013) görülmektedir.

Hsieh (1989) çalışmasında GARCH ve EGARCH modelleri ile döviz kuru hareketlerinin volatilitisini ve etkilerini araştırmıştır. 1974-1983 günlük döviz kuru verilerini kullanmıştır. Donaldson & Kamstra (1997) GARCH-EGARCH modellerini sinir ağı modeli ile karşılaştırmış ve sinir ağı modelinin oynaklık etkilerini daha iyi açıkladığını tespit etmişlerdir. Gökçe (2001) İstanbul Menkul Kıymetler Borsası günlük hisse senedi verilerini kullandığı çalışmasında GARCH-EGARCH modelleri ile kaldıraç etkisini ve oynaklığın etkilerini araştırmıştır. Li & Lin (2003)'de 1981-1998 yılları arası haftalık hisse senedi kapanış fiyat verilerini kullanarak SWARCH modelleri ile oynaklık etkilerini araştırmıştır. Co & Boosarawongse (2007)'de pirinç ihracatını etkileyen pek çok faktörün olduğu ve bu nedenle ihracatını tahmin etmenin oldukça güç olduğu belirtilmiştir. Buradan hareketle sinir ağları ve çeşitli geleneksel tahmin modelleri kullanılmış, sinir ağlarının daha önce görülmeyen veriler üzerinde trend ve mevsimsellik gibi etkileri daha iyi modelleyebildiği tespit edilmiştir.

GARCH ve TGARCH modellerinin kullanıldığı Özden (2008)'de hisse senedi getirilerinin oynaklığını belirlemede TGARCH modelinin daha başarılı olduğu tespit edilmiştir. Rupee/Dolar döviz kuru tahmini yapılan Perwej & Perwej (2012)'de sinir ağı tahminlerinde girdi sayısının çok önemli olduğu tespiti yapılmıştır. Aynı şekilde Özkan (2013)'de döviz kuru tahmini için geleneksel satın alma gücü paritesini ve sinir ağı modellerini karşılaştırmış, sinir ağı modellerinin uzun dönemli döviz kuru tahminlerinde oldukça iyi sonuçlar verdiğini tespit etmiştir. Gupta & Kashyap (2016)'da

GARCH-EGARCH modelleri ile döviz kuru volatilitesi araştırılmıştır. Çalışmanın devamında sinir ağı modelleri kullanılarak döviz kuru için gelecek yıllara ait tahminler yapılmıştır. Değirmenci ve Akay (2017) ise borsa, altın, döviz ve petrol fiyatlarının Box-Jenkins modelleri ve ARCH modelleri ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Sonuç olarak altın fiyatları haricindeki tüm değişkenlerde asimetrik etkinin varlığı ortaya koyulmuştur.

Tablo 1’de seçilmiş bazı önemli çalışmalar ve sonuçları için özet bilgiler yer almaktadır.

Tablo 1

Literatür Özeti

Çalışma	Dönem	Değişken	Yöntem	Sonuç
(Hsieh, 1989)	1974-1983 (günlük)	Döviz kuru	GARCH modelleri	GARCH (1,1) ve EGARCH (1,1) modellerinin döviz kuru hareketlerinde koşullu değişen varyansı göstermede daha etkilidir
(Donaldson & Kamstra, 1997)	1969-1990 (günlük)	Hisse senedi	GARCH ve EGARCH modelleri ve Yapay Sinir Ağı	ANN modeli, GARCH, EGARCH ve GJR modellerine kıyasla oynaklık etkilerini daha iyi açıklamaktadır.
(Gökçe, 2001)	1989-1997 (günlük)	Hisse senedi	GARCH ve EGARCH modelleri	Kaldıraç etkisi söz konusudur.
(Li & Lin, 2003)	1981-1998 (haftalık)	Hisse senedi	GARCH ve SWARCH modelleri	SWARCH modelinin Tayvan hisse senedi getiri volatilitelerini daha iyi açıkladığı belirlenmiştir.
(Hyup Roh, 2007)	(günlük)	Hisse senedi	GARCH ve EGARCH modelleri ve Yapay Sinir Ağı	NN-EGARCH modelinin, hisse senedi fiyat endeksi zaman serilerinin tahmin volatilitelerinde iyileştirilebileceği ifade edilmiştir.
(Özden, 2008)	2000-2008 (günlük)	Hisse senedi	GARCH modelleri ve TGARCH modeli	En iyi modelin TGARCH(1,1) olduğu belirlenmiştir.

(Gupta & Kashyap, 2016)	1999-2013 (aylık)	Döviz kuru	GARCH ve EGARCH modelleri ve Yapay Sinir Ağı	Oynaklık ve kaldıraç etkisi vardır.
(Tuna & İsaetli, 2014)	2002-2012 (günlük)	Hisse senedi	GARCH modeli	Volatilitenin süreklilik gösterdiği belirlenmiştir.
(Dutta, 2014)	2000-2012 (günlük)	Hisse senedi	GARCH, EGARCH, GJR GARCH modelleri	Kaldıraç etkisi vardır.
(AL-Najjar, 2016)	2005-2014 (günlük)	Hisse senedi	ARCH-GARCH-EGARCH modelleri	Kaldıraç etkisinin geçerli olduğu, pozitif şokların negatif şoklardan daha etkili olduğu belirlenmiştir.
(Şahin, 2016)	2010-2015 (günlük)	Hisse senedi	GARCH modelleri	Koşullu değişen varyans modelleri volatilitiyi tahmin etmede başarılıdır.
(Değirmenci ve Akay, 2017)	2009-2016 (günlük)	Hisse senedi, altın, döviz, petrol	GARCH-EGARCH modeli	GARCH modellerinin volatilitiyi tahmin etmede başarılı olduğu ve asimetric etkinin varlığı ortaya koyulmuştur.

2. VERİ SETİ VE YÖNTEM

Bu çalışmada Borsa İstanbul100 (BIST100) endeksi kullanılarak Türkiye hisse senedi piyasası volatilitesi ve hisse senedi piyasa endeksinin asimetric etki gösterip göstermediği GARCH-EGARCH modelleri kullanılarak araştırılmıştır. BIST100 endeksinin barındırdığı belirsizlik ve kaotik (düzensiz) davranışları geleneksel yöntemlerle tahmin etmek bir başka ifade ile riski yönetmek oldukça güç olmaktadır. Bu sebeple, çalışmada hisse senedi getirisinin tahmin edilmesi için belirsizliği modellemede yaygın olarak kullanılan bulanık mantık ve sinir ağı hibrit modeli uygulanmıştır. Bu amaçla çalışmada 01.01.2009-21.04.2017 tarihleri arasında yer alan günlük veri seti kullanılmıştır. Volatilitite belirlenirken hisse senedi kapanış fiyatlarından yararlanılarak getiri serileri $y_t = (\log p_t - \log p_{t-1}) * 100$ formülü ile hesaplanmıştır. Burada p_t endeksin t dönemdeki kapanış fiyatını, p_{t-1} ise $t-1$ dönemindeki kapanış fiyatını ifade etmektedir.

ARCH tipi modellerin çözümlenmesi ve ANFIS model tahmini için bu çalışmada uygulanan sürecin temel aşamaları şu şekildedir.

- Serilerin durağan hale getirilmesi,
- Uygun ARMA yapılarının belirlenmesi,
- ARCH-LM testi,
- Volatilite modelleri ile tahmin,
- ANFIS model ile getiri tahmini.

2.1. GARCH-EGARCH Modeli

Klasik doğrusal regresyon modeli tahmin edilen modelin hata terimi varyansının zaman içinde sabit yani homoskedastik karaktere sahip olduğunu varsayar. Fakat özellikle hisse senedi fiyatı ve diğer döviz kuru, enflasyon oranı gibi finansal zaman serisi verilerinin kullanıldığı ekonometrik modellerin tahmin sonucunda hata terimi varyansının değişebildiği görülmektedir. Bu durum heteroskedastisite (değişen varyans) olarak adlandırılmaktadır.

Değişen varyans sorununun ortaya çıktığı durumlarda en küçük kareler yönteminin kullanılması durumunda tahmin edilen parametreler istatistiki açıdan anlamsız olabilmektedir. Bu nedenle Engle (1982), değişen varyans durumunun ortaya çıktığı durumlarda ARCH modelinin kullanılabilceğini ifade etmiştir. Fakat ARCH modelinin uygulamasında da 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 için, Bollerslev (1986), ARCH modelinin ortaya çıkardığı zorlukları gidermek amacıyla Genelleştirilmiş ARCH (GARCH) modelini geliştirmiştir. GARCH modeli, hem otoregresif hem de hareketli ortalamalar terimlerinin koşullu varyansın modellenmesinde kullanılabilmesine imkân tanımaktadır.

Finansal zaman serilerinin modellenmesinde GARCH modelinin zayıf yönlerini ortadan kaldırmak amacıyla Nelson (1991) tarafından üssel (exponential) GARCH (EGARCH) modeli geliştirilmiştir. EGARCH modeli kaldırıcı etkisi olarak da adlandırılan asimetrik etkiyi dikkate almaktadır. Yani piyasaya gelen olumsuz bir haber olumlu bir habere göre oynaklığı daha fazla etkilemektedir. EGARCH modeli aşağıdaki denklemde ifade edilmektedir.

$$\ln(\sigma_t^2) = a_0 + \sum_{n=1}^p \beta_n \ln(\sigma_{t-n}^2) + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \quad (1)$$

Burada $\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}$ standardize edilmiş hata terimleridir. EGARCH modelinde hata terimlerinin geçmiş değerleri yerine standardize edilmiş hata terimlerinin kullanılıyor olması, şokun büyüklüğü ve kalıcılığı hakkında bilgi vermektedir. γ_i parametresi ise asimetric etkiyi göstermektedir. Genellikle negatif değer alan bu parametre pozitif getiri şoklarının negatif getiri şoklarından daha az volatilitite yarattığını göstermektedir (Yavuz, 2015: 460-463).

2.2. ANFIS Model

ANFIS model, sinir ağlarının öğrenebilme, bulanık mantığın belirsizliğini modelleyebilme ve karar verme yeteneğini birleştiren sinirsel bulanık yaklaşımlardan bir tanesidir. ANFIS model bilgiyi işleyebilme, öğrenebilme ve genelleme yeteneklerine sahip olan bir modeldir (Pabuçcu, 2017). Geleneksel matematiksel modellerle belirsizlik barındıran problemlerin çözümü ve tutarlı tahminler üretilmesi oldukça güçtür. Bulanık çıkarım sistemleri ise bulanık “eğer o halde” kurallarını kullanarak belirsizliğin sisteme dâhil edilmesini sağlamakta ve özellikle sinirsel sistemlerle birleştirildiğinde güçlü tahminler üretebilmektedir. Bulanık “eğer-o halde” kuralları “eğer x A ise Y B dir” şeklinde ve uygun üyelik fonksiyonları ile karakterize edilen bulanık durum ifadeleridir. Bulanık kuralların genel ifadesi eşitlik 2’de görülmektedir.

$$R_i: \text{Eğer } X \text{ } A_i \text{ ve } Y \text{ } B_i \text{ ve } Z \text{ } C_i \text{ ise } f_i = p_i X + q_i Y + r_i Z + k_i \quad (2)$$

ANFIS model, “bulanık kural tabanlı sistemler, bulanık modeller ve bulanık ilişkiel hafıza” olarak da adlandırılan bulanık çıkarım sistemlerinden bir tanesidir. Bulanık çıkarım sistemleri temel olarak beş fonksiyonel katmandan meydana gelir (Jang, 1993):

- Bulanık kuralları içeren kural tabanı,
- Kullanılan bulanık kuralların dâhil olduğu bulanık kümelere ait üyelik fonksiyonlarının tanımlandığı veri tabanı,
- Çıkarım operatörlerinin işletildiği karar verme birimi,
- Dilsel değerlerle eşleştirilmiş kesin girdileri bulanık değerlere dönüştüren bulanıklaştırma birimi,
- Bulanık sonuçları, kesin çıktılara haline dönüştüren durulaştırma birimi.

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n)) \quad (3)$$

3. AMPİRİK BULGULAR

3.1. GARCH-EGARCH Modelleri ile Volatilitenin Tahmini

Bu çalışmada Borsa İstanbul 100 (BIST100) endeksi kullanılarak hisse senedi piyasası volatilitesi ve asimetrik etki gösterip göstermediği GARCH modelleri aracılığı ile belirlenmiştir. Ayrıca Anfis model ile getiri tahminleri yapılmıştır. Bu amaçla çalışmada 01.01.2009-21.04.2017 tarihleri arasında yer alan günlük veri seti kullanılmıştır. Volatilite belirlenirken hisse senedi kapanış fiyatlarından yararlanılarak getiri serileri $y_t = (\log p_t - \log p_{t-1}) * 100$ formülü ile hesaplanmıştır. Burada p_t endeksin t dönemdeki kapanış fiyatını, p_{t-1} ise $t-1$ dönemdeki kapanış fiyatını ifade etmektedir.

Tablo 2

ADF ve PP Birim Kök Testleri

	ADF		PP	
	Sabitli	Sabitli Trendli	Sabitli	Sabitli Trendli
Getiri	-47.19097 ^a	-47.22015 ^a	-47.18922 ^a	-47.22205 ^a
a, %1 seviyesinde serinin durağan olduğunu ifade etmektedir.				

Çalışmada öncelikli olarak hisse senedi getiri serilerinin durağan olup olmadığı araştırılırken Dickey-Fuller (ADF) ve Phillips-Perron (PP) birim kök testleri kullanılmıştır. Birim kök analizi sonuçları Tablo 2’de sunulmuştur. Getiri serisine ilişkin birim kök bulgularının yer aldığı Tablo 2’den görüleceği üzere hem ADF hem de PP testine göre bütün seriler %1 anlamlılık düzeyinde birim kök içermemektedir.

Durağanlık analizinden sonra uygun ARMA modeli Tablo 3’te verilen değerlere göre AIC, log-likelihood (logl) gibi değerlere bakılarak belirlenmiştir. ARIMA modelinin seçiminden sonra modellerin hata terimlerinde ARCH etkisinin var olup olmadığı ARCH-LM testi ile araştırılmıştır ve ARCH etkisinin varlığı tespit edilmiştir.

Tablo 3

ARMA Model Seçimi ve ARCH Etkisi

ARMA Modelleri	AIC	Logl	ARCH Etkisi
BİST-AR(1)	3.616787	-3913.980	23.47527*
BİST-ARMA (1,1)	3.617560	-3913.817	23.20171*
BİST-ARMA (2,1)	3.617803	-3913.080	23.91449*
BİST-ARMA (2,2)	3.618427	-3912.756	23.59512
BİST-ARMA (3,2)	3.618595	-3911.939	23.39655*
BİST-ARMA (3,3)	3.615590	-3907.684	22.43676*

* ilgili istatistiğin %1 düzeyinde anlamlı olduğunu ifade etmektedir.

ARCH etkisinin belirlenmesinden sonra çeşitli GARCH-EGARCH modelleri (Tablo 4) uygulanarak en iyi model seçilmeye çalışılmıştır. Verilen modeller içerisinde max. logl değeri, min AIC, min. SCH değerleri için en iyi modelin normal dağılıma göre AR(3,3)-EGARCH(1,1,1) modeli olduğu görülmektedir. Ayrıca, modellerden elde edilen standardize edilmiş hata terimleri ve karelerine ilişkin Ljung-Box (LB) ve Ljung-Box (LB2) istatistikleri de hata terimleri arasında otokorelasyon ve değişen varyans sorunu olmadığını göstermektedir. Ayrıca, hata terimlerinde ARCH etkisi de giderilmiştir.

Oynaklık direnci parametresi (Θ) ise 1'e oldukça yakın bir değer almaktadır (0.942805a). Volatilitenin süreklilik gösterdiği söylenebilir. Ayrıca asimetrik etki parametresinin de (Υ) getiri serisi için negatif ve istatistikî olarak %1 düzeyinde anlamlı çıktığı görülmektedir (-0.075759a). Yani kötü haberlerin şartlı varyans üzerinde iyi haberlerden daha büyük bir etkiye yol açtığı görülmektedir.

Tablo 4

Volatilite Tahmin Modelleri

Parametreler	Normal		Normal	
	AR(3,3)- EGARC H(1,1,1)	AR(3,3)- EGARCH (1,0,1)	AR(3,3)- GARCH(1,1)	AR(3,3)- GARCH(0,1)
α_0	-0.602612 ^c	-0.447174 ^c	-0.437995 ^a	-0.482539 ^a
α_1	0.401705 ^a	-0.378813 ^b	-0.432047 ^a	0.571722 ^a
α_2	0.907176 ^a	-0.624805 ^a	-0.968840 ^a	0.883947 ^a
β_0	0.613655 ^a	0.441213 ^a	0.428960 ^a	0.458081 ^a
B1	-0.374512 ^b	0.391475 ^b	0.439085 ^a	-0.583430 ^a
B2	-0.896925 ^a	0.644950 ^a	0.978406 ^a	-0.871436 ^a
γ	-0.075759 ^a	-0.164348 ^a	-----	-----
θ	0.942805 ^a	-----	-----	-----
AIC	3.517680	3.591662	3.527047	3.593142
SCH	3.546562	3.617918	3.553303	3.616773
Logl	-3793.371	-3874.382	-3804.501	-3876.983
LB(10)	5.5550	7.0246	6.7951	6.8725
LB(15)	8.5140	11.281	10.159	11.967
LB²(10)	5.9876	125.03 ^a	5.5322	152.23 ^a
LB²(15)	9.1133	174.16 ^a	8.5654	188.28 ^a
ARCH-LM Testi	3.865635	66.11132 ^a	3.119797	840584 ^a

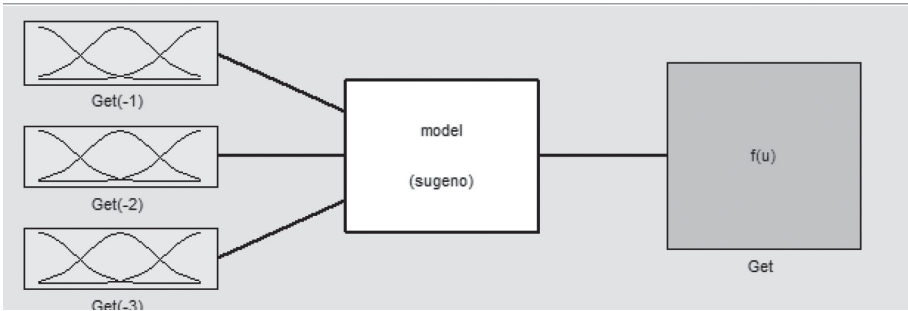
a, b, c sırasıyla %1, %5, %10 düzeyinde katsayıların istatistiksel olarak anlamlı olduğunu gösterir.

3.2. ANFIS model getiri tahmini

Çalışmada volatilitenin varlığının test edilmesinden sonra BIST 100 getirisi tahmini için belirsizlik içeren seriyi en iyi şekilde modelleyebilecek yöntemin Sugeno tipi ANFIS model olduğuna karar verilmiştir. Analiz için veri seti eğitim, doğrulama ve test seti olmak üzere üçe bölünmüştür. Zou, Xia, Yang, & Wang, (2007)' e göre eğitim, doğrulama ve test seti sırasıyla veri setinin %80-%10-%10'u olarak belirlenmiştir.

Çalışmada uygun ARIMA modelinin seçiminde gecikme sayısı 3 olarak belirlenmiş ve buradan hareketle 5 gecikmeye kadar ANFIS model için denemeler yapılmıştır. En uygun gecikme sayısının 3 olduğu yapılan denemeler sonucunda en düşük hata oranına göre belirlenmiş ve model tahmin edilmiştir. Parametrelerin değiştirilmesiyle yapılan birçok deneme sonucunda en uygun ANFIS model mimarisi (Şekil 1) belirlenmiştir.

Şekil 1. ANFIS getiri tahmin modeli



Bağımlı değişkenin kendi üç gecikmesi ile tahmin edilmesi için kullanılan Sugeno tipi ANFIS model mimarisi ve parametreler Tablo 5'te verilmiştir. En iyi modelin seçimi için yapılan birçok deneme arasından 0,684 eğitim, 0,679 test ve 0,597 doğrulama hatası elde edilen en düşük değerlerdir. Hesaplanan hatalar RMSE (hata kare ortalaması karekökü) türünden hesaplanmıştır. Asıl amacın model karşılaştırması olmaması sebebiyle tahmin edilen diğer modellere ait hata istatistikleri burada sunulmamıştır. Bağımlı değişken ve gecikmeleri arasında karmaşık ve birbiriyle çelişen ilişkilerin olmayışı (3 boyutlu grafiklerden görülebilir) değişkenlerin daha az sayıda üyelik fonksiyonu ile temsil edilmesine ve dolayısıyla daha küçük çaplı bir kural tabanının oluşmasına imkân sağlamıştır.

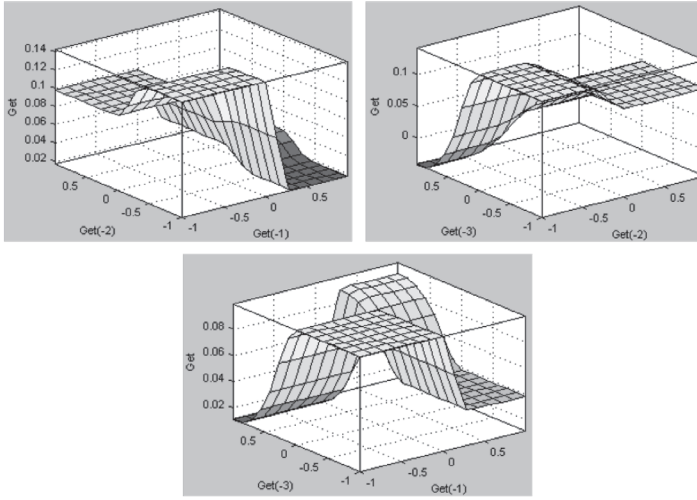
Tablo 5

ANFIS Model Mimarisi ve Parametreleri

Ağın türü	ANFIS (Sugeno tipi)
Ağdaki katman sayısı	6
Eğitim iterasyon sayısı	100
Girdi üyelik fonksiyonu	Trapezoidal (yamuk)
Çıktı fonksiyonu	Sabit
Üyelik fonksiyon sayısı	2-2-2-
Bulanık kural sayısı	8
Optimizasyon algoritması	Hibrit (Geri yayılım-EKK)
“ve” metodu	prod (çarpım)
“veya” metodu	probor (cebirsal toplam)
Durulaştırma metodu	wtaver (ağırlıklı ortalama)
RMSE (Eğitim)	0,684
RMSE (Test)	0,679
RMSE (doğrulama)	0,597

Değişkenler arasındaki ilişki grafikleri incelendiğinde bağımlı değişkenle bağımsız değişkenler arasında karmaşık ilişkilerin olmadığı, doğrusala yakın denebilecek düzeyde ilişkilerin olduğu açıkça görülebilmektedir.

Şekil 2. Değişkenler arası 3 boyutlu ilişki grafikleri



4. SONUÇ

Bu çalışmada BIST 100 endeksi getiri volatilitesi modellenerek asimetrik etki gösterip göstermediği GARCH- EGARCH modelleri ile araştırılmıştır. Çalışmada ayrıca BIST100 endeksinin barındırdığı belirsizlik ve kaotik (düzensiz) davranışları geleneksel yöntemlerle tahmin etmek oldukça güç olduğundan hisse senedi getirisinin tahmin edilmesi için belirsizliği modellemede yaygın olarak kullanılan bulanık mantık ve sinir ağı hibrit modeli uygulanmıştır.

Çalışmanın sonucunda bulgulara göre volatilitenin süreklilik gösterdiği, yani t zamanında piyasalara etki eden bir şokun, $t+1$ döneminde ve ilerleyen dönemlerde de etkisini devam ettirdiği belirlenmiştir. Ayrıca hisse senedi getirisi için kaldıraç etkisinin varlığı ortaya koyulmuştur. Yani kötü haberlerin oynaklık üzerinde asimetrik gösterdiği, hisse senedi piyasalarının oynaklığı üzerinde kötü haberlerin iyi haberlerden daha etkili olduğu ve oynaklığı daha fazla artırdığı söylenebilir.

Belirsizlik içeren zaman serilerinin tahmini için uygun modellerin kullanılması gerekmektedir. Bu sebeple ANFIS model seçilmiş ve yapılan birçok deneme sonucu başarılı bir tahmin performansı göstermiştir. Tahmin modeli ile gecikmeli getiri değerleri kullanılarak ileriye doğru güçlü tahminler yapılarak yatırımcıların getirisi yüksek yatırımlar gerçekleştirmesine

yardımcı olunabilir. ANFIS modelin seri davranışı ile ilgili olarak çok fazla bilgi sunmaması ve yorumlamanın zor olması sebebiyle, bu çalışmada olduğu gibi ekonometrik modellerle birlikte kullanımı bilgi ve yorum açısından daha faydalı olacaktır.

KAYNAKÇA

- AL-Najjar, D. M. (2016). Modelling and Estimation of Volatility Using ARCH/GARCH Models in Jordan's Stock Market. *Asian Journal of Finance & Accounting*, 8(1), 152–167. <http://doi.org/10.5296/ajfa.v8i1.9129>.
- Bayramoğlu, T., Pabuçcu, H., & Çelebi Boz, F. (2017). Türkiye İçin Anfis Modeli İle Birincil Enerji Talep Tahmini. *Ege Akademik Bakis (Ege Academic Review)*, 17(3), 431–446. <http://doi.org/10.21121/eab.2017328408>.
- Binner, J. M., Gazely, A. M., & Chen, S.-H. (2002). Financial innovation and Divisia monetary indices in Taiwan: A neural network approach. *The European Journal of Finance*, 8(2), 238–247.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327.
- Co, H. C., & Boosarawongse, R. (2007). Forecasting Thailand's rice export: Statistical techniques vs. artificial neural networks. *Computers & Industrial Engineering*, 53(4), 610–627.
- Değirmenci, N. & Akay, A. (2017). Finansal Verilerin ARIMA ve ARCH Modelleriyle Öngörüsü: Türkiye Örneği. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi*, 12(3), 15–36.
- Donaldson, R. G., & Kamstra, M. (1997). An artificial neural network-GARCH model for international stock return volatility. *Journal of Empirical Finance*, 4(1), 17–46. [http://doi.org/10.1016/S0927-5398\(96\)00011-4](http://doi.org/10.1016/S0927-5398(96)00011-4).
- Dutta, A. (2014). Modelling volatility: symmetric or asymmetric garch models? *Journal of Statistics: Advances in Theory and Applications*, 12(2), 99–108.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 987–1007.
- Fidrmuc, J., & Horváth, R. (2008). Volatility of exchange rates in selected new EU members: Evidence from daily data. *Economic Systems*, 32(1), 103–118.
- 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.
- Gökçe, A. (2001). İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Getirilerindeki Volatilitenin ARCH Teknikleri ile Ölçülmesi. *Gazi Üniversitesi İ.İ.B.F. Dergisi*, 1, 35–58.
- Gupta, S., & Kashyap, S. (2016). Modelling volatility and forecasting of exchange rate of British pound sterling and Indian rupee. *Journal of Modelling in Management*, 11(2), 389–404. <http://doi.org/10.1108/JM2-04-2014-0029>.

- Hirota, K., & Pedrycz, W. (1994). A distributed model of fuzzy set connectives. *Fuzzy Sets and Systems*, 68(2), 157–170. [http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/0165-0114\(94\)90042-6](http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/0165-0114(94)90042-6).
- Hirota, K., & Pedrycz, W. (1994). Or/and Neuron in Modeling Fuzzy Set Connectives. *Ieee Transactions on Fuzzy Systems*, 2(2), 151–161. <http://doi.org/10.1109/91.277963>.
- Hsieh, D. A. (1989). Testinf for Nonlinear Dependence in Daily Foreign Exchange Rates. *The Journal of Business*, 62(3), 339–368.
- Hyup Roh, T. (2007). Forecasting the volatility of stock price index. *Expert Systems with Applications*, 33(4), 916–922. <http://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.08.001>.
- Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(3), 665–685. <http://doi.org/10.1109/21.256541>.
- Jang, J.-S. R. (1996). Input selection for ANFIS learning. In *Proceedings of IEEE 5th International Fuzzy Systems* (Vol. 2, pp. 1493–1499). <http://doi.org/10.1109/FUZZY.1996.552396>.
- Jang, J.-S. R., Sun, C., & Mizutani, E. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing-A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence* (1st ed.). New Jersey: NJ:Prentice Hall.
- Kandel, A. (1991). *Fuzzy expert systems*. CRC press.
- Koutmos, G. (2012). Modeling interest rate volatility: an extended EGARCH approach. *Managerial Finance*, 38(6), 628–635.
- Kumar, M. (2013). Returns and volatility spillover between stock prices and exchange rates: Empirical evidence from IBSA countries. *International Journal of Emerging Markets*, 8(2), 108–128.
- Li, H., & Hong, Y. (2011). Financial volatility forecasting with range-based autoregressive volatility model. *Finance Research Letters*, 8(2), 69–76.
- Li, M. Y. L., & Lin, H. W. W. (2003). Examining the volatility of Taiwan Stock Index returns via a three-volatility-regime Markov-switching ARCH model. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 21(2), 123–139. <http://doi.org/10.1023/A:1024887315531>.
- Maradiaga, D. I., Zapata, H. O., & Pujula, A. L. (2012). Exchange Rate Volatility in BRICS Countries. In *Southern Agricultural Economics Association, Annual Meeting, February* (pp. 4–7).
- Marshall, A., Musayev, T., Pinto, H., & Tang, L. (2012). Impact of news announcements on the foreign exchange implied volatility. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 22(4), 719–737.
- Nazif Çatik, A., & Karaçuka, M. (2012). A comparative analysis of alternative univariate time series models in forecasting Turkish inflation. *Journal of Business Economics and Management*, 13(2), 275–293.
- Neely, C. J. (2009). Forecasting foreign exchange volatility: Why is implied volatility biased and inefficient? And does it matter? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 19(1), 188–205.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 347–370.
- Özden, Ü. H. (2008). İMKB Bileşik 100 Endeksi Getiri Volatilitesinin Analizi. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 7(13), 339–350.

- Özkan, F. (2013). Comparing the forecasting performance of neural network and purchasing power parity: The case of Turkey. *Economic Modelling*, 31, 752–758.
- Pabuçcu, H. (2017). Neural Network Data Preprocessing: Is it Necessary for Time Series Forecasting? *Journal of Academic Researches and Studies*, 9(17), 147–154. <http://doi.org/10.20990/kilisiibfakademik.329247>.
- Pabuçcu, H. (2017). Time series forecasting with neural network and fuzzy logic. In *Recent Studies in Economics* (pp. 195–204). E-BWN.
- Pabuçcu, H., & Ayan, T. Y. (2017). The Development of an Alternative Method for the Sovereign Credit Rating System Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *American Journal of Operations Research*, 7(1), 41–55. <http://doi.org/10.4236/ajor.2017.71003>.
- Pabuçcu, H., & Pabuçcu, R. (2017). J Eğrisi Hipotezinin Geçerlilik Testi: ANFIS Model. In *XVIII. Uluslararası Ekonometri Yöneylem Araştırması ve İstatistik Sempozyumu* (pp. 188–189). Trabzon.
- Perwej, Y., & Perwej, A. (2012). Forecasting of Indian Rupee (INR)/US Dollar (USD) currency exchange rate using artificial neural network. *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications*, 2(2), 41–52. <http://doi.org/10.5121/ijcsea.2012.2204>.
- Poon, S.-H., & Granger, C. W. J. (2003). Forecasting volatility in financial markets: A review. *Journal of Economic Literature*, 41(2), 478–539.
- Schnabl, G. (2008). Exchange rate volatility and growth in small open economies at the EMU periphery. *Economic Systems*, 32(1), 70–91.
- Şahin, Ö. (2016). Gün içi Fiyat Anomalisinin ARCH Ailesi Modelleri İle Test Edilmesi; Borsa İstanbul 100 Ve Kurumsal Yönetim Endeksi Üzerine Bir Uygulama. *Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 19(36), 329–360.
- Tuna, K., & İsaetli, İ. (2014). Finansal Piyasalarda Volatilite ve Bist-100 Örneği. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 24(1), 21–31.
- Zhang, J., & Hu, W. (2013). Does realized volatility provide additional information? *International Journal of Managerial Finance*, 9(1), 70–87.
- Zou, H. F., Xia, G. P., Yang, F. T., & Wang, H. Y. (2007). An investigation and comparison of artificial neural network and time series models for Chinese food grain price forecasting. *Neurocomputing*, 70(16), 2913–2923. <http://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neucom.2007.01.009>