

PETROL FİYATLARINDAKİ OYNAKLIĞIN ARCH/GARCH MODELLERİ VE YAPAY SİNİR AĞLARI ALGORİTMASI İLE TAHMİNİ

Arş. Gör. Salih ÇAM*

Çukurova Üniversitesi, İİBF, (scam@cu.edu.tr)

Arş. Gör. Dr. Esra BALLI

Çukurova Üniversitesi, İİBF, (esraballi@cu.edu.tr)

Arş. Gör. Çiler SİGEZE

Çukurova Üniversitesi, İİBF, (csigeze@cu.edu.tr)

ÖZET

Bu çalışmada Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (ARCH) modeli, Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişen Varyans (GARCH) modeli ve yapay sinir ağı algoritması kullanılarak petrol fiyatlarındaki oynaklık 2 Ocak 2008 ve 23 Ekim 2017 dönemi esas alınarak tahmin edilmiştir. Modelde finansal değişkenler olarak Dow Jones endeksi, FTSE endeksi, EUR/USD, Yen/USD döviz kurları kullanılmıştır. Yapay sinir algoritması ile petrol fiyatları getiri serisinin oynaklık değerleri tahmin edilmesinin yanı sıra hangi değişkenin bu oynaklık değerleri üzerinde en çok etkiye sahip olduğu önem analizi yardımıyla belirlenmiştir. Tahmin edilen yapay sinir ağı sonuçlarına göre R^2 değeri %87 bulunurken, petrol fiyatına en fazla etki eden değişkenler Dow Jones ve FTSE endeksleri olmuştur.

Anahtar Kelimeler: oynaklık, petrol fiyatları, yapay sinir ağı, GARCH modelleri

FORECASTING VOLATILITY IN OIL PRICES WITH ARCH/GARCH MODELS AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK ALGORITHMS

ABSTRACT

In this study, we analyze volatility in crude oil prices using ARCH-GARCH models and Artificial Neural Network (ANN) over the time periods from January 02, 2008 to October 23, 2017. To investigate the relationship, financial variables included in the model such as the DJIA and FTSE stock market indexes, EUR/USD and Yen/USD exchange rates. According to the artificial neural network results, the most important effect on oil price comes from volatility of DJIA and FTSE stock market indexes. Artificial Neural network evidence shows that the R-square coefficient is 87% for the sample period.

Keywords: volatility, oil prices, artificial neural networks, GARCH models

* Sorumlu yazar

1. Giriş

Petrol piyasaları, dünyanın enerji tüketiminin yaklaşık üçte ikisinin petrol ve doğal gazdan karşılanması nedeniyle oldukça önemlidir. Petrol, uluslararası piyasalarda petrol üreten ülkeler, petrol şirketleri, petrol ithalatçıları ve spekülâtorler tarafından satın alınmakta ve satılmaktadır (Alvarez-Ramirez, vd. (2003:583). Bu nedenle petrol fiyatları küresel ekonomide önemli rol oynamakta ve hükümetin planlarını ve ticari sektörleri etkileyen önemli bir faktörü teşkil etmektedir. Dolayısıyla, gelecekteki dalgalanmalarının önsel bilgisi politika yapımcılarının daha etkin kararlar vermelerini sağlamak açısından önem taşımaktadır. Uluslararası Enerjiye Bakış (2017) (IEA, 2017) raporunda belirtilen dünya petrol fiyatı konusundaki varsayımlar, uzun vadede enerji fiyatlarındaki belirsizliğin etkilerini göstermede önemli bir faktör olarak karşımıza çıkmaktadır. IEA (2017)'deki düşük fiyat varsayımına göre petrolün varil başına fiyatı 2040 yılında 43\$ olarak tahmin edilirken, yüksek fiyat varsayımı durumunda bu fiyat 226\$'a ulaşmaktadır. Petrol fiyatının tahmini için kullanılan sayısız istatistiksel temel metotlara rağmen, petrol fiyatı tahminlerindeki başarı çok yüksek değildir. Küresel ekonomide petrolün yerinin önemli olması nedeniyle, petrol fiyatındaki oynaklıklar politika yapımcılarının kararlarını etkilemektedir. Hızlı bir şekilde gerçekleşen petrol fiyatındaki artış veya düşüş, tüketim malları ve sanayi sektörleri üzerinde kritik etki yaratabilmektedir. Petrol piyasasındaki beklentiler petrol fiyatlarında dalgalanmalara sebep olsalar da, bu fiyatlardaki oynaklıkların tahmini büyük önem taşımaktadır.

Literatürde kriz modellerinde kullanılan birçok değişken ve kriz dönemlerini tahmin etmek için kullanılan birçok yöntem bulunmaktadır. Bununla birlikte, petrol fiyatlarındaki oynaklık değerleri kriz öncesi ve kriz sonrası dönemleri için oldukça önemli bir uyarı sistemi niteliğindedir. Dolayısıyla petrol fiyatlarındaki oynaklık değerlerini doğru öngörebilmek, alınması mümkün tedbirlerin bir an önce hayata geçirilmesi adına önem taşımaktadır. Petrol piyasalarının analizi, politika yapımcıları ve yatırımcılar için oldukça önemlidir ve uygulanacak politikalar ve yatırım kararları için önemli etkileri bulunmaktadır.

Petrol fiyatlarındaki oynaklık ve bu fiyatların ulusal ve küresel ekonomilere olan genel etkisi göz önüne alındığında petrol fiyatlarının oynaklığını öngörme olanağı petrol üreticileri ile yatırımcıları açısından önem arz etmektedir. Bu bağlamda, petrol fiyatının oynaklığının tahmini, aynı zamanda dünya ekonomisi için de önem taşımaktadır. Petrol fiyatlarındaki oynaklığın tahmini için genellikle GARCH modeli kullanılmaktadır. Bununla birlikte, bazı çalışmalar Yapay Sinir Ağı (YSA) algoritmalarını uygulayarak daha fazla tahmin kesinliği elde etmiştir.

Petrol fiyatlarındaki oynaklığı tahmin etmek amacıyla GARCH ve YSA'yı birlikte ele alan çalışmalar arasında Donaldson & Kamstra (1997), Londra, New York, Tokyo ve Toronto'daki hisse senetlerinin volatilitelerini tahmin etmek amacıyla YSA'ya dayanan doğrusal olmayan GARCH modeli oluşturmuşlardır. Wang (2009) benzer bir yaklaşımla YSA ile birlikte GJR-GARCH ve Gray-GARCH modellerini uygulamışlardır. Monfared & Enke (2014) de aynı yaklaşım ile ABD finansal piyasaların oynaklığını 1997-2011 dönemi için tahmin etmişlerdir. Dhamija & Bhalla (2010) çalışmasında döviz kuru serilerinin tahminlerinin kesinliğini YSA ve ARCH, GARCH, GARCH-M, TGARCH, EGARCH ve IGARCH gibi koşullu değişen varyans modelleri ile karşılaştırmıştır. Vejendla ve Enke (2013a) ileri beslemeli yapay sinir ağları (FNN) , tekrarlı sinir ağları (RNN) ile GARCH modellerinin tahmin güçlerini karşılaştırmışlardır. Daha sonra Vejendla & Enke (2013b) aynı yöntemi opsiyon piyasalarındaki oynaklığın tahminini için kullanmıştır. Bildirici ve Ersin (2009) Borsa İstanbul'un 23.10.1987-22.02.2008 tarihleri arası günlük getirilerin oynaklığını tahmin etmek için ARCH / GARCH modelleri ile YSA yöntemini birlikte ele almışlardır. Hajizadeh vd. (2012) Standard & Poor's 500 endeksinin oynaklığını tahmin etmek için EGARCH ve YSA uygulamıştır.

Literatürde petrol piyasasının oynaklığını öngörmek için GARCH modellerini ve türevlerini kullanan çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Buna göre Aloui & Mabrouk (2010) petrol ve gaz fiyatlarını FIGARCH, FIAPARCH ve HYGARCH dahil olmak üzere üç ARCH / GARCH tipi model ile incelemişlerdir. Arouri vd., (2011) çalışmalarında Avrupa'da ve ABD'de petrol ve hisse senedi piyasası arasındaki volatilitite geçişlerini incelemek amacıyla genelleştirilmiş VAR-GARCH yaklaşımı kullanmışlardır. Cheong (2009) Batı Teksas (WTI) ve Avrupa Brent arasındaki petrol fiyatlarının zamanla değişen oynaklığını ARCH ile incelemişlerdir. Hou & Suardi (2012) Avrupa Brent ve Batı Texas (WTI)'in petrol fiyatlarının getirilerinin oynaklığını modellemek ve tahmin etmek için, parametrik olmayan GARCH ve parametrik GARCH modellerini kullanmışlardır. Mohammadi & Su (2010) onbir uluslararası pazarın haftalık ham petrol spot fiyatlarını 1.2.1997-10.3.2009 dönemini esas alarak ARIMA-GARCH modeli ile incelemişlerdir. Narayan & Narayan (2007) ham petrol fiyat değişkenliğini 13.9.1991- 15.9.2006 dönemi için günlük veriler ile EGARCH modeli ile incelemişlerdir. Sadorsky (2006) vadeli petrol fiyatlarının günlük getirilerinin oynaklık tahminlerini GARCH ile modellemiştir. Wei vd. (2010) Avrupa Brent ve West Texas (WTI) ham petrol piyasalarının oynaklarını tahmin etmek amacıyla doğrusal ve doğrusal olmayan GARCH kullanmışlardır. Charles & Darné (2017) Avrupa Brent ve West Texas (WTI) ham petrol piyasalarının oynaklarını 6.01.1992-31.12.2014 tarihlerini esas alarak GARCH, GJR-GARCH ve EGARCH modelleri ile incelemişlerdir. Liu & Wan (2012) 5 dakikalık yüksek frekanslı verileri kullanarak Şangay'ın petrol fiyatlarındaki oynaklığı GARCH modelleri ile tahmin etmişlerdir. Wang & Wu (2012) enerji

piyasasındaki oynaklığı tek değişkenli hem de çok değişkenli GARCH sınıfı modelleri kullanmışlardır. Azadeh vd. (2012) uzun vadeli petrol fiyatı tahminini YSA ile analiz etmişlerdir. Bildirici & Ersin (2013) petrol fiyatlarını analiz etmek amacıyla LSTAR-LST-GARCH ve LSTAR-LST-GARCH-NN modelleri ile YSA kullanmışlardır. Godarzi vd., (2014) petrol fiyatının tahmini YSA yöntemini kullanmışlardır.

Bu çalışmada petrol fiyatındaki oynaklık YSA-GARCH modeli çerçevesinde tahmin edilmiştir. Çalışmada ikinci bölüm veri seti ve metodoloji, üçüncü bölüm bulgular ve son bölüm sonuç kısmından oluşmaktadır.

2. Veri Seti ve Yöntem

Çalışmada 02 Ocak 2008 ile 23 Ekim 2017 tarihlerini kapsayan günlük ham petrol fiyatları (Ons/USD), EUR/USD döviz kuru, USD/JPY döviz kuru, FTSE (The Financial Times Stock Exchange 100 Index) ve DJIA (The Dow Jones Industriail Average) değişkenleri kullanılmıştır. Çalışmanın ilk aşamasında ham petrol fiyatı büyüme oranları (Ons/USD), FTSE ve DJIA değişkenlerinin büyüme oranları hesaplanmış ve bu büyüme oranlarına ADF birim kök testi uygulanmıştır. Uygulanan ADF birim kök testi sonuçları üç değişkenin de düzeyde durağan olduğunu gösterirken, değişen varyans ARCH-LM testi bu üç değişkene ait serilerin ARCH etkisi taşıdığı göstermiştir. ARCH etkisi tespit edilen değişkenlerin oynaklık değerleri GARCH modelleri ile modellenmiştir. Elde edilen oynaklık değerleri daha sonra yapay sinir ağları (YSA) algoritmasında kullanılmıştır. YSA algoritmasında petrol fiyatlarının oynaklık değerleri çıktı verisi olarak, diğer değişkenlerin tamamı ise YSA algoritmasını girdi verisi olarak kullanılmıştır.

2.1. Koşullu Değişen Varyans Modelleri

Koşullu Değişen Varyans Modelleri ilk defa Robert F. Engle (1982) tarafından literatüre kazandırılmıştır. Geleneksel zaman serileri modelleri zamandan bağımsız sabit varyans varsayımı ile çalışır. Fakat finansal zaman serileri başta olmak üzere birçok zaman serisi bu varsayımı karşılamamaktadır. Koşullu değişen varyans modelleri bu noktada finans literatüründe riske karşılık gelen oynaklığı modellemek için kullanılan parametrik bir yöntemdir. Engle (1982)'in ilk haliyle önerdiği ARCH modeli, t dönemindeki hata terimi varyansının (σ_t^2), t-1 dönem hata teriminin karesine (u_{t-1}^2) koşullu olduğunu varsaymaktadır. Genel olarak bir otoregresif hareketli ortalamalar süreci ARMA(p,q) aşağıdaki şekilde ifade edilir.

$$y_t = \theta_0 + \sum_{i=1}^p \theta_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \phi_i u_{t-i} + u_t \quad (1)$$

Burada $u_t \approx N[0, (\omega + \alpha_1 u_{t-1}^2)]$ dağıldığı varsayılmaktadır. Denklem (1)'de u_t 'nin varyansı (t-1) dönemi hata teriminin karesine koşullu olduğu için ARCH(1) sürecine sahiptir. ARCH(1) süreci şu şekilde gösterilmektedir.

$$h_t = \text{Var}(u_t) = \sigma_t^2 = V(u_t^2 / I_{t-1}) = \omega + \alpha_1 u_{t-1}^2 + u_t \quad (2)$$

ARCH modellerinin en önemli avantajı hata teriminin koşullu varyansını parametrik olarak modellemeye izin vermesidir. Bu şekilde bir zaman serisinin oynaklığı hesaplanabilir ve zaman içindeki seyri gözlemlenebilir. ARCH(q), ARCH(1)'in genel halidir. ARCH(q) t dönemindeki hata terimi varyansının q dönem öncesinden etkilendiğini varsaymaktadır ve şu şekilde tanımlanmıştır.

$$h_t = \text{Var}(u_{tq}) = \sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_2 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + u_t \quad (3)$$

Burada $\omega > 0$; $\alpha_i \geq 0$ ve $\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$ koşullarının sağlandığı varsayılmaktadır (Özden, 2008, s. 340).

ARCH(q) modelleri t dönemindeki hata terimleri varyansının sadece önceki dönem hata terimlerinin karesine koşullu olduğunu varsaymaktadır. Fakat uygulamada varyanslar sadece önceki dönem hata terimlerinin karelerinden etkilenmemektedir aynı zamanda kendi geçmiş değerlerinden de etkilenmektedir. GARCH(p,q) modelleri bu tür süreçleri varsaymaktadır. GARCH modelleri ARCH modellerinin genelleştirilmiş halidir ve ilk defa Tim Bollerslev (1986) tarafından geliştirilmiştir. GARCH(p,q) modelinde p gecikme uzunluğu "0" ise bu model ARCH(q) modeline eşit olacaktır. Genel olarak bir GARCH(p,q) süreci $\omega > 0$; $\alpha_i \geq 0$; $\beta_j \geq 0$ ve

$$\sum_{i=1}^p \beta_j + \sum_{i=1}^q \alpha_i < 1 \text{ koşulları altında şu şekilde tanımlanmaktadır.}$$

$$h_t = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j h_{t-j} + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + u_t \quad (4)$$

Burada hata terimleri u_t 'nin temiz dizi (beyaz gürültü) sürecine sahip olduğu ve GARCH etkisine sahip olmadığı varsayılmaktadır (Özden, 2008:342).

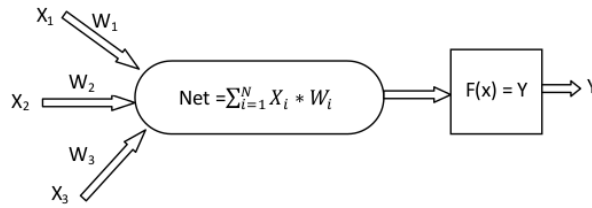
2.2. Yapay Sinir Ağları Algoritması

Yapay sinir ağları (YSA) insan beyinin çalışma prensiplerine dayanan ve örnek öğrenmesi gerçekleştiren doğrusal olmayan modellerdir. YSA algoritmaları örnekler yardımı ile eğitilir ve eğitim sırasında öğrendiği bilgileri ağ içindeki yapıda saklar. Bu özelliği sayesinde YSA algoritmaları hiç görmedikleri problemler hakkında genelleme yapabilirler. YSA modelleri genel olarak bir girdi katmanı bir gizli katman ve bir çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Her bir katmanda problemin karakteristiğine bağlı olarak farklı fonksiyon tipleri kullanılmaktadır. Diğer bütün parametrik ve parametrik olmayan modellerde olduğu gibi YSA algoritmalarının tahmin başarısı doğru bir ağ modeli kurmakla mümkün olmaktadır. Fakat YSA için doğru ağ yapısını belirlemede kullanılabilecek bir yöntem yoktur. Doğru ağ yapısını ve fonksiyon kalıplarını bulmak çoğunlukla araştırmacının bilgi ve deneyimine bağlıdır. Bu yönü YSA algoritmalarının en zayıf ve eleştiri alan yönüdür. Bunun yanında yapay sinir ağları algoritması veri için hiçbir ön varsayım gerektirmemektedir. Bir yapay sinir ağı eksik verilerde, durağan olamayan verilerde, uç değerlere sahip verilerde dahi başarı ile tahmin yapabilmektedir. Bir yapay sinir ağı yapısını en genel haliyle şu şekilde ifade edilebilir.

$$\hat{Y}_{t+1} = F_2[(V_t^T F_1(W_t \cdot X_t))] \quad (5)$$

Burada F_1 girdi katmanı ile gizli katman arasındaki toplam fonksiyonunu, F_2 gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki aktivasyon fonksiyonunu, W_t girdi katmanı ile gizli katman arasındaki ağırlıklar matrisini, V_t gizli katman ile çıktı katmanı arasındaki ağırlıklar matrisini, X_t açıklayıcı değişkenler (girdi verisi) matrisini ve Y_t çıktı verisini temsil etmektedir (Yu vd., 2007:29).

Şekil 1: Yapay Sinir Ağı Yapısı



Bir yapay sinir ağı eğitilirken mevcut veri setindeki veriler eğitim ve test olmak üzere iki gruba ayrılır. Oranlar değişebilmesine rağmen genel olarak verilerin 0.70'i eğitim için 0.30 ise test için kullanılmaktadır. Ağ eğitimi için birçok yöntem kullanılmasına rağmen literatürde en çok kullanılan yöntem geriye yayılma algoritmasıdır.

3. Bulgular

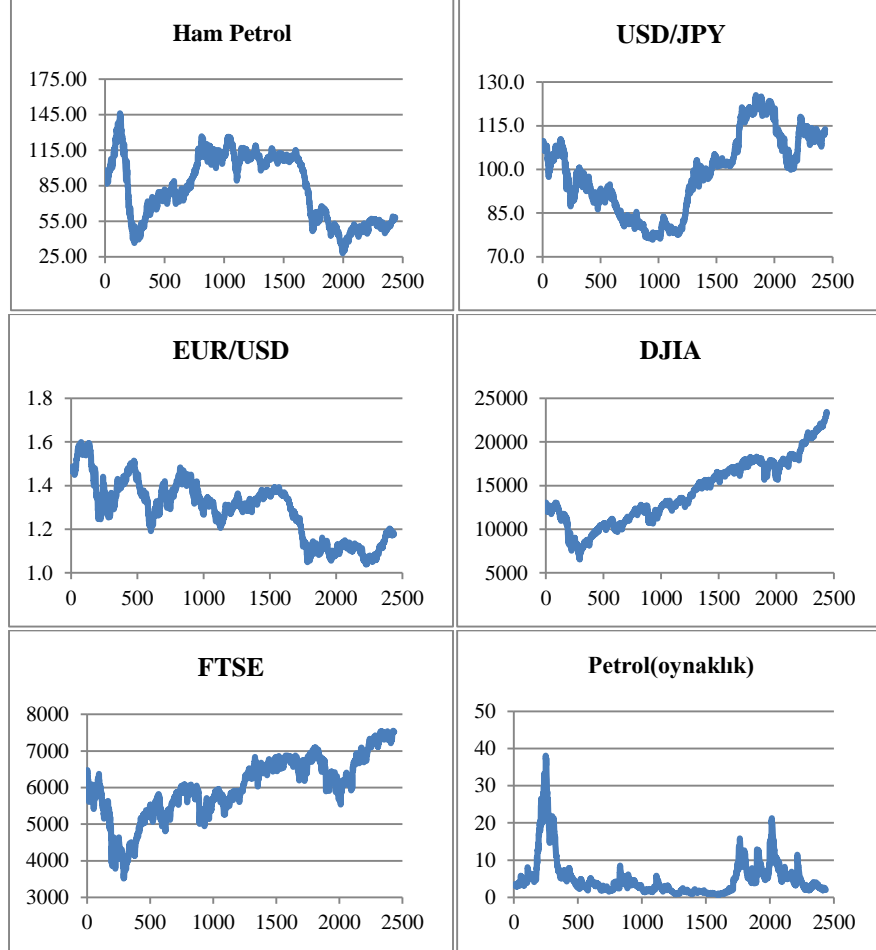
Yapay sinir ağları algoritmasında kullanılan değişkenlerin durağan olması varsayılmaz. Dolayısıyla ham petrol fiyatları, DJIA ve FTSE değişkenleri dışındaki değişkenlerin durağanlık araştırması yapılmamıştır. GARCH modelleri ile oynaklık değerleri modellenen ham petrol fiyatları, DJIA ve FTSE değişkenlerin büyüme oranlarına uygulanan birim kök testleri sonucunda üç değişkenin de düzeyde durağan olduğu sonucuna varılmıştır. Analiz, GARCH modelleri ile modellenecek olan değişkenlerin ARMA süreçlerini belirleme, kalıntıların karelerine değişen varyans ARCH (ARCH LM) testi uygulama ve nihayet uygun GARCH uzunluklarıyla modellenmesi olarak devam etmiştir.

Tablo 1: Betimleyici İstatistikler

Değişken	Min	Mak	Ortalama	Std Sapma	Gözlem
Petrol (oynaklık)	0.6382	38.1025	5.1310	5.24	2432
PTSE (oynaklık)	0.1940	22.6567	1.4965	2.06	2432
DJIA (oynaklık)	0.1896	31.4577	1.3783	2.52	2432
USD/JPY	75.820	125.620	98.7610	13.67	2432
EUR/USD	1.0387	1.5988	1.2894	0.13	2432
FTSE	3512.10	7556.25	6018.33	844.73	2432

Tablo 1 analizde kullanılan değişkenlerin karakteristik özelliklerini özetlemektedir. Veri setinde toplam 2432 gözlem mevcuttur. GARCH modellerinden elde edilen üç oynaklık serisinin standart sapmaları karşılaştırıldığında en yüksek salınımaya sahip değişkenin petrol fiyatları olduğu görülmektedir. Ayrıca minimum maksimum değerlerin salınım aralığının en yüksek olduğu değişkenin de petrol fiyatları oynaklık serisine olduğu tablodan görülmektedir. Bu değerler petrol fiyatlarının daha volatil (oynaklık değeri daha yüksek) olduğunu ve yatırımcı için daha yüksek risk/getiri sağladığını göstermektedir.

Tablo 2: Değişkenlere Ait Grafikler



Tablo 2 deki grafikler incelendiğinde DJIA ve FTSE indekslerinin yukarıya eğilimli oldukları, EUR/USD döviz kuru aşağıya eğilimli olduğu ve petrol fiyatlarının nispeten yatay fakat dalgalı bir seyir izlediği görülmektedir. Tablonun sağ alt köşesinde yer alan ham petrol büyüme serisinin oynaklık değerleri başlangıçta oldukça yüksek sonrasında yatay bir seyir izlemekte ve son dönemde oynaklık tekrardan arttığı görülmektedir. Burada değişkenler tanımlandıktan sonra oynaklık değerlerinin elde edilmesi ve YSA algoritması analizleri adım adım özetlenebilir. Öncelikli olarak serilerin durağanlık analizleri yapılmış ve ADF test sonuçlarına göre serilerin durağan oldukları sonucuna varılmıştır. Sonraki adımda her bir değişken için en uygun ARMA(p,q) gecikmeleri AIC, BIC ve Hannan-Quinn bilgi kriterleri yardımıyla belirlenmiştir. Bu kriterlere göre petrol fiyatları büyüme serisi için en uygun ARMA modeli ARMA(5,4), FTSE indeksi için en uygun model ARMA(5,5) ve DJIA indeksi için en uygun model ARMA(3,3) olarak belirlenmiştir. Bu modellerden elde edilen hata terimlerinin karelerine değişen varyans ARCH testi ve otokorelasyon fonksiyonları incelenmiş ve sonuçları aşağıda özetlenmiştir.

Tablo 3: Petrol Fiyatları Büyüme Serisi Değişen Varyans Testi

Değişen Varyans Testi: ARCH			Prob.
F-istatistik	47.82259	Prob. F(12,2406)	0.0000
Gözlem*R-Kare	465.8571	Prob. Chi-Square(12)	0.0000

Tablo 4: Petrol Fiyatları Büyüme Serisi Otokorelasyon Fonksiyonu

Gecikme	AC	PAC	Q-Stat	Prob.
1	0.176	0.176	75.636	0.0000
2	0.254	0.230	232.91	0.0000
3	0.255	0.196	391.12	0.0000
4	0.254	0.164	548.56	0.0000
5	0.196	0.073	642.19	0.0000
6	0.147	0.002	694.85	0.0000
7	0.183	0.051	776.82	0.0000
8	0.216	0.106	891.02	0.0000
9	0.203	0.094	991.73	0.0000
10	0.221	0.102	1111	0.0000
11	0.126	-0.033	1149.8	0.0000
12	0.287	0.146	1350.7	0.0000

Tablo 3 ve Tablo 4'deki testlere göre seriler ARCH etkisi taşıyor boş hipotezi red edilmektedir. Diğer bir deyişle, petrol fiyatları büyüme serisi ARCH etkisi taşımaktadır ve ARCH-GARCH modelleri ile modellenmesi uygundur. FTSE ve DJIA değişkenlerine de aynı testler uygulanmıştır ve iki değişkenin de ARCH etkisi taşıdığı sonucuna varılmıştır. Fakat buradaki ilgi petrol fiyatları serisinde olduğu için FTSE ve DJIA değişkenlerine ait test sonuçlarının detayları paylaşılmamıştır. Petrol fiyatları büyüme serisinin ARCH etkisi taşıdığına karar verdikten sonra en uygun GARCH(p,q) modeli belirlenebilir. GARCH modelinin gecikme uzunlukları belirlenirken BIC ve Hannan-Quinn bilgi kriterleri kullanılmıştır.

Tablo 5: Petrol Fiyatları GARCH Model Parametre Tahminleri

(p, q)	SABİT	GRCH 1	GRCH 2	GRCH 3	GRCH 4	ARCH 1	ARCH 2	ARCH 3	ARCH 4	BIC	H-Q
(1 0)	0.169	0.966								4.4650	4.4610
(1 1)	0.168	0.943				0.054				4.1396	4.1335
(1 2)	0.142	0.948				0.093	-0.044			4.1413	4.1337
(1 3)	0.013	0.952				0.091	-0.010	-0.035		4.1434	4.1343
(1 4)	0.013	0.952				0.091	-0.010	-0.029	-0.007	4.1466	4.1360
(2 0)	0.351	-0.033	0.964							4.4690	4.4629
(2 1)	0.021	0.068	0.669			0.259				4.1422	4.1346
(2 2)	0.005	0.096	-0.078			1.530	-0.549			4.1433	4.1342
(2 3)	0.025	0.091	0.061			-0.057	0.020	0.883		4.1452	4.1346
(2 4)	0.024	0.090	0.081			-0.055	-0.025	-0.001	0.907	4.1480	4.1359
(3 0)	0.517	-0.096	0.025	0.969						4.4703	4.4628
(3 1)	0.024	0.083	0.616	0.022		0.275				4.1445	4.1354
(3 2)	0.039	0.082	0.062	-0.151		0.263	0.738			4.1469	4.1363
(3 3)	0.012	0.091	0.039	-0.085		0.488	0.898	-0.432		4.1477	4.1355
(3 4)	0.013	0.090	0.044	-0.082		-0.004	0.454	0.901	-0.404	4.1509	4.1372
(4 0)	0.002	0.947	0.569	0.020	-0.536					4.4215	4.4124
(4 1)	0.024	0.082	0.654	0.000	0.226	0.035				4.1477	4.1371
(4 2)	0.037	0.075	0.054	-0.043	0.277	0.758	-0.127			4.1499	4.1378
(4 3)	0.013	0.089	0.040	-0.083	0.522	0.846	-0.468	0.052		4.1509	4.1372
(4 4)	0.018	0.100	0.048	-0.023	-0.062	0.245	0.419	0.775	-0.505	4.1538	4.1386

Tablo 5 günlük petrol fiyatları getiri serisinin GARCH(p,q) gecikme sayılarını ve ilgili parametre tahminlerini göstermektedir. Tablodaki (p,q) sütununun altındaki parantez içinde yazan sayılardan ilki "p" uzunluğunu ikinci sayılar ise "q" uzunluğunu temsil etmektedir. BIC ve Hannan-Quinn bilgi kriterleri en iyi GRCH(p,q) modelini, en küçük değerlerine bağlı olarak GARCH(1,1) olduğunu söylemektedir. Kullanılan kriterlerin her ikisi de GARCH(1,1) modelini işaret ettiği için oynaklık değerleri bu modelden elde edilmiştir. Tablo 6'da gösterilen GARCH(1,1) modelinden elde edilen kalıntıların karesine uygulanan otokorelasyon testi sonuçlarına göre seri otokorelasyon içermemektedir.

Tablo 6: GARCH(1,1) Kalıntıları Otokorelasyon Fonksiyonu

Gecikme	AC	PAC	Q-Stat	Prob.
1	0.030	0.030	2.2472	0.134
2	0.029	0.028	4.2875	0.117
3	-0.002	-0.004	4.2974	0.231
4	0.014	0.014	4.7957	0.309
5	-0.034	-0.035	7.6364	0.177

6	-0.024	-0.022	8.9908	0.174
7	-0.019	-0.016	9.8993	0.194
8	-0.001	0.001	9.9014	0.272
9	-0.002	0.000	9.9082	0.358
10	0.041	0.04	13.967	0.174
11	-0.005	-0.009	14.041	0.231
12	-0.019	-0.023	14.947	0.244

Bu aşamada kullanılan GARCH(1,1) modelinin kalıntılarına değişen varyans ARCH testi uygulanmıştır. Tablo 7'de gösterilen GARCH(1,1) modelinin kalıntılarının değişen varyans testi sonuçlarına göre, serinin ARCH etkisinden arındırılmıştır. Başka bir ifade ile GARCH modeli ile modellenen oynaklık değerlerinin kalıntıları artık temiz dizidir. FTSE ve DJIA indeksleri için de aynı şekilde oynaklık değerleri hesaplanmıştır. Uygulanan testler ve kullanılan bilgi kriterleri sonucunda FTSE indeksi için en uygun modelin GARCH(2,3), DJIA indeksi için ise en uygun modelin GARCH(2,3) olduğuna karar verilmiştir.

Tablo 7: GARCH(1,1) Modeli Değişen Varyans Testi

Değişen Varyans Testi:ARCH	Prob.		
F-istatistik	1.231534	Prob. F(12,2406)	0.2546
Gözlem*R-Kare	14.76755	Prob. Chi-Square(12)	0.2544

GARCH modelinden elde edilen oynaklık değerleri YSA algoritmasında kullanılmıştır. YSA algoritmasında petrol fiyatları getiri serisinin oynaklık değerleri çıktı verisi (bağımlı değişken) olarak, FTSE, DJIA, USD/JPY, EUR/USD, FTSE oynaklık değerleri ve DJIA oynaklık değerleri YSA algoritmasının girdi verileri olarak kullanılmıştır. Tahmin edilen YSA algoritması yaklaşık elli denemeden sonra en küçük nispi hataya sahip model olarak seçilmiştir. YSA algoritması ile petrol fiyatları getiri serisinin oynaklık değerleri tahmin edilmesinin yanı sıra hangi değişkenin bu oynaklık değerleri üzerinde en çok etkiye sahip olduğu önem analizi yardımıyla belirlenmiştir.

Tablo 8, YSA algoritmasının parametre tahminlerini vermektedir. Buna göre, YSA algoritması bir girdi katmanı, bir gizli katman ve bir çıktı katmanı olarak tahmin edilmiştir.

Tablo 8: YSA Algoritması Parametre Tahmini

Tahminci		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	VPETROL
Girdi	(Sapma)	-0.003	0.434	0.210	1.182	
Katmanı	FTSE	0.431	0.749	0.981	-0.533	
	DJIA	0.000	0.338	0.499	-0.727	
	USD/JPY	0.921	-0.134	-2.488	0.467	
	OFTSE	-0.057	1.571	-0.102	-0.265	
	ODJIA	0.241	1.042	-0.161	-0.575	
	EUR/USD	0.678	0.335	-0.439	1.095	
Gizli Katman	(Sapma)					-1.980
	H(1:1)					-1.300
	H(1:2)					0.707
	H(1:3)					-1.282
	H(1:4)					-0.720

YSA algoritmasının parametre değerleri bu algoritmanın yapısını belirlemek açısından önem taşımaktadır. YSA algoritmaları doğrusal olmayan ilişkileri tahmin etmekte iyi performans göstermesinin yanında önem analizi de yaparak bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkilerinin büyüklüklerini de elde etmemizi sağlamaktadır. YSA algoritmalarının önem analizi (importance analysis) her ne kadar bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkilerin büyüklüklerini hesaplasa da bu etkilerin yönleri hakkında bilgi vermemektedirler. Etkilerin yönü korelasyon matrisi ya da önsel beklentilerden yola çıkarak tahmin edilmektedir. Tablo 9, YSA algoritmasında kullanılan değişkenlerin petrol fiyatları büyüme serisinin oynaklık değerleri üzerindeki önemlerinin oranlarını göstermektedir.

Tablo 9: YSA Algoritması Önem Analizi

Değişkenler	Önem Oranı (%)
FTSE	0.16
DJIA	0.09
USD/JPY	0.11
VFTSE	0.33
VDJIA	0.18
EUR/USD	0.13

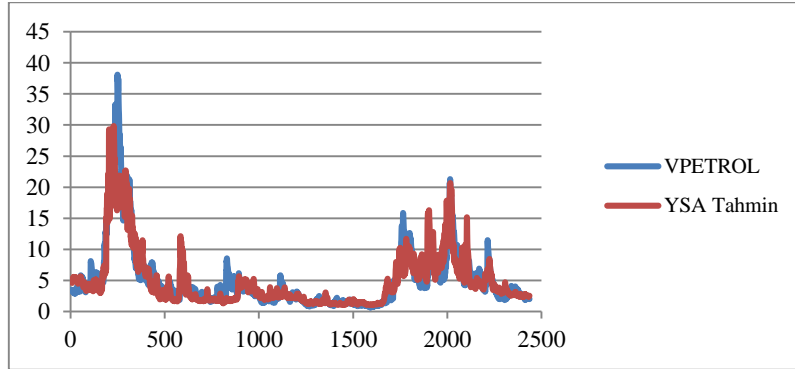
Tablo 9'dan elde edilen sonuçlara göre petrol fiyatlarındaki oynaklığı, %33 ile en çok FTSE indeksindeki oynaklık (VTSE) etkilemektedir. VFTSE'yi %18 ile DJIA indeksindeki oynaklık (VDJIA) takip etmektedir. FTSE, DJIA, USD/JPY ve EUR/USD değişkenleri ise petrol fiyatlarındaki oynaklığı sırasıyla %16, %9, %11 ve %13 oranında etkilemektedir. Buna göre, FTSE ve DJIA borsalarının oynaklık değerleri tek başına petrol fiyatlarındaki oynaklığın %51'ni açıklamaktadır. Bu aşamada korelasyon matrisine başvurularak etkilerin yönü tahmin edilmiştir. Tablo 10'da değişkenler arasındaki korelasyonu gösteren matris yer almaktadır.

Tablo 10: Korelasyon Matrisi

	VPETROL	VDJIA	VFTSE	FTSE	DJIA	USD/JPY	EUR/USD
VPETROL	1						
VDJIA	0.57	1					
VFTSE	0.61	0.93	1				
FTSE	-0.49	-0.53	-0.58	1			
DJIA	-0.28	-0.40	-0.44	0.93	1		
USDJPY	0.17	-0.07	-0.08	0.52	0.67	1	
EURUSD	-0.14	0.11	0.15	-0.49	-0.68	-0.54	1

Tablo 10'da yer alan bilgilere göre değişkenler arasındaki korelasyonlar incelendiğinde petrol fiyatlarının oynaklık değerleri ile en yüksek korelasyona sahip değişkenlerin VDJIA ve VFTSE indeksleri olduğu görülmektedir. Bunun yanında VFTSE ve VDJIA değişkenleri korelasyon matrisinde en yüksek korelasyon katsayılarına sahiptirler. Elde edilen sonuçlar önem analizi sonuçları ile korelasyon matrisindeki değerlerin uyumlu olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, borsaların oynaklık değerlerine bakıldığında FTSE ve DJIA arasında %93 oranında aynı yönlü ve güçlü bir ilişki olduğu görülmektedir. Petrol fiyatlarının oynaklık değerleri ile USD/JPY döviz kuru aynı yönlü ilişkiye sahip iken, FTSE, DJIA, EUR/USD değişkenleri ile ters yönde hareket etmektedir.

Şekil 2: VPETROL ve YSA Tahmin Değerleri



Şekil 2, GARCH modelinden elde edilen petrol fiyatları oynaklık değerleri ile YSA algoritmasından elde edilen tahmini oynaklık değerlerini göstermektedir. Buna göre, YSA algoritması petrol fiyatları oynaklık değerlerini büyük ölçüde doğru tahmin etmiştir ve bu tahmini değerlerin gerçek oynaklık değerlerine oldukça yakın olduğu görülmektedir. GARCH modeli ve YSA algoritmasının oynaklık değerleri incelendiğinde ilk dört yüz gözlem boyunca şiddetli dalgalanmalar meydana gelmiştir. İlk dört yüz gözlem 2008 yılı başlarından 2009 yılının ortasına kadar olan dönemi kapsamaktadır. 2008 küresel krizinin dördüncü çeyrekte itibaren hissedildiği göz önüne alınır, hesaplanan oynaklık değerleri kriz döneminden yaklaşık altı ay önce kriz sinyallerini vermeye başlamıştır. Elde edilen bu sonuç, doğru bir şekilde modellenmiş oynaklık değerlerinin olası bir kriz veya dalgalanma dönemi için çok önemli bir gösterge olarak kullanılabileceğini göstermektedir. YSA algoritması oynaklığın yüksek olduğu dönemleri yakalamasının yanında, oynaklığın yatay seyir izlediği dönemi de başarılı bir şekilde tahmin etmiştir. Nitekim Şekil 2'de de görüldüğü gibi, 2010 ile 2014 yılları arasında petrol fiyatlarının oynaklık değerlerinde daha az dalgalanma yaşanmış ve YSA algoritması bu dönemi de başarılı şekilde tahmin etmiştir. Son olarak 2015 yılının başlarından 2017 yılı ekim ayına kadar dalgalanmanın yeniden artış trendine girdiği bu dönemi de YSA'nın tahmin başarısı oldukça yüksek olmuştur.

4. Sonuç

Petrol fiyatları ile ilgili çalışmalar incelendiğinde, tahmin için birçok yöntemin kullanıldığı görülmektedir. Oynaklık tahmini için kullanılan yöntemlerden biri de GARCH modelleridir. Geleneksel ekonometrik ve zaman serileri yöntemleri genel olarak sabit varyans varsayımı altında tahmin gerçekleştirir. Ayrıca bu modeller doğrusal ilişkileri yakalamakta başarılı olmalarına rağmen doğrusal olmayan ilişkileri yakalamakta aynı başarıyı sağlayamamaktadırlar. Bu çalışmada kullanılan YSA algoritmasının en önemli özelliği problemin yapısına bağlı olarak birçok fonksiyon kalıbı kullanmasıdır. Bu özelliği sayesinde YSA

karmaşık yapıdaki ilişkileri doğru tahmin edebilmektedir. Özellikle veri sıklığının arttığı durumlarda YSA algoritmasının başarısı daha da artmaktadır. Petrol fiyatlarındaki oynaklığın yüksek olması, çalışmada YSA algoritmasının tercih edilmesine neden olmuştur. Literatürdeki çalışmalar ışığında belirlenen fonksiyon kalıbı, düğüm ve katman sayısı oynaklık değerlerinin doğru modellenmesi adına önem kazanmaktadır. GARCH modeli ve YSA algoritmasının çıktıları incelendiğinde petrol fiyatlarını en çok etkileyen değişkenlerin FTSE ve DJIA indekslerinin oynaklık değerleri olduğu görülmüştür. ABD ve İngiltere borsaları dünya borsalarına ve piyasalarına öncü oldukları için bu sonuç çok şaşırtıcı değildir. Hesaplanan petrol fiyatları oynaklık değerleri genel olarak kriz dönemlerinde dalgalanmanın arttığını göstermektedir. Tahmin edilen YSA algoritması %87 oranında bu dalgalanmaları doğru tahmin etmiştir. Dizayn edilen modelin 2008 krizini yaklaşık altı ay öncesinden tahmin etmiş olması başarılı bir model olduğunu göstermektedir.

Kaynakça

- Aloui, C., & Mabrouk, S. (2010). Value-at-risk estimations of energy commodities via long-memory, asymmetry and fat-tailed GARCH models. *Energy Policy*, 38(5), 2326-2339.
- Alvarez-Ramirez, J., Soriano, A., Cisneros, M., & Suarez, R. (2003). Symmetry/anti-symmetry phase transitions in crude oil markets. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 322, 583-596.
- Arouri, M. E. H., Jouini, J., & Nguyen, D. K. (2011). Volatility spillovers between oil prices and stock sector returns: Implications for portfolio management. *Journal of International money and finance*, 30(7), 1387-1405.
- Azadeh, A., Moghaddam, M., Khakzad, M., & Ebrahimipour, V. (2012). A flexible neural network-fuzzy mathematical programming algorithm for improvement of oil price estimation and forecasting. *Computers & Industrial Engineering*, 62(2), 421-430.
- Bildirici, M., & Ersin, Ö. Ö. (2009). Improving forecasts of GARCH family models with the artificial neural networks: An application to the daily returns in Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 7355-7362.
- Bildirici, M., & Ersin, Ö. Ö. (2013). Forecasting oil prices: Smooth transition and neural network augmented GARCH family models. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 109, 230-240.
- Charles, A., & Darné, O. (2017). Forecasting crude-oil market volatility: Further evidence with jumps. *Energy Economics*, 67, 508-519.
- Cheong, C. W. (2009). Modeling and forecasting crude oil markets using ARCH-type models. *Energy policy*, 37(6), 2346-2355.
- Dhamija, A. K., & Bhalla, V. K. (2010). Financial time series forecasting: comparison of neural networks and ARCH models. *International Research Journal of Finance and Economics*, 49, 185-202.
- 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.
- EIA. (2017). *International energy outlook 2017*. Erişim Tarihi: 24.08.2017, [https://www.eia.gov/outlooks/ieo/pdf/0484\(2017\).pdf](https://www.eia.gov/outlooks/ieo/pdf/0484(2017).pdf)
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 987-1007.
- Godarzi, A. A., Amiri, R. M., Talaei, A., & Jamasb, T. (2014). Predicting oil price movements: A dynamic Artificial Neural Network approach. *Energy Policy*, 68, 371-382.
- Hajizadeh, E., Seifi, A., Zarandi, M. F., & Turksen, I. B. (2012). A hybrid modeling approach for forecasting the volatility of S&P 500 index return. *Expert Systems with Applications*, 39(1), 431-436.
- Hou, A., & Suardi, S. (2012). A nonparametric GARCH model of crude oil price return volatility. *Energy Economics*, 34(2), 618-626.
- Liu, L., & Wan, J. (2012). A study of Shanghai fuel oil futures price volatility based on high frequency data: Long-range dependence, modeling and forecasting. *Economic Modelling*, 29(6), 2245-2253.
- Mohammadi, H., & Su, L. (2010). International evidence on crude oil price dynamics: Applications of ARIMA-GARCH models. *Energy Economics*, 32(5), 1001-1008.

- Monfared, S. A., & Enke, D. (2014). Volatility forecasting using a hybrid GJR-GARCH neural network model. *Procedia Computer Science*, 36, 246-253.
- Narayan, P. K., & Narayan, S. (2007). Modelling oil price volatility. *Energy Policy*, 35(12), 6549-6553.
- Özden, Ü. H. (2008). İMKB bileşik 100 endeksi getiri volatilitésinin analizi. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 13(7), 339-350.
- Sadorsky, P. (2006). Modeling and forecasting petroleum futures volatility. *Energy Economics*, 28(4), 467-488.
- Vejendla, A., & Enke, D. (2013a). Evaluation of GARCH, RNN and FNN models for forecasting volatility in the financial markets. *IUP Journal of Financial Risk management*, 10(1), 41.
- Vejendla, A., & Enke, D. (2013b). Performance evaluation of neural networks and GARCH models for forecasting volatility and option strike prices in a bull call spread strategy. *Journal of Economic Policy and Research*, 8(2), 1.
- Yu & Lai Shouyang (2007). *Foreign-exchange-rate forecasting with artificial neural network*. Springer Publisher.
- Wang, Y. H. (2009). Nonlinear neural network forecasting model for stock index option price: Hybrid GJR-GARCH approach. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 564-570.
- Wang, Y., & Wu, C. (2012). Forecasting energy market volatility using GARCH models: Can multivariate models beat univariate models?. *Energy Economics*, 34(6), 2167-2181.
- Wei, Y., Wang, Y., & Huang, D. (2010). Forecasting crude oil market volatility: Further evidence using GARCH-class models. *Energy Economics*, 32(6), 1477-1484.