

PAPER DETAILS

TITLE: BIST-100 Endeks Hareketlerinin BRICS Endeksleri Araciligiyla Tahmin Edilmesi: Yapay Sinir Aglari Uygulamasi

AUTHORS: Kübra SAKA ILGIN,Salim SERCAN SARI

PAGES: 350-366

ORIGINAL PDF URL: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/2344328>



Abant Sosyal Bilimler Dergisi

Journal of Abant Social Sciences

2022, 22(1): 351 – 366, doi: 10.11616/asbi.1096346



BIST-100 Endeks Hareketlerinin BRICS Endeksleri Aracılığıyla Tahmin Edilmesi: Yapay Sinir Ağları Uygulaması

Estimation Of ISE-100 Index Movement Through BRICS Indexes: Application of Artificial Neural Networks

Salim Sercan Sarı¹ , Kübra Saka Ilgın² 

Geliş Tarihi (Received): 12.01.2021

Kabul Tarihi (Accepted): 15.04.2021

Yayın Tarihi (Published): 31.03.2022

Öz: Bu çalışmada, BİST 100 endeks hareketlerinin BRICS ülkelerinin gösterge endeksleri ile tahmin edilmesi amaçlanmaktadır. Çalışmanın uygulama kısmında, tahmin için geliştirilen modellerde bağımlı değişken olarak BİST 100 endeksinin aylık kapanış fiyatları, bağımsız değişken olarak BRICS ülkelerinin gösterge endekslerinin aylık kapanış fiyatları kullanılmıştır. Bu kapsamda 5'i bağımsız, 1'i bağımlı değişken olmak üzere toplam 6 değişkenle kurulan 20 model Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemi ile analiz edilmiştir. Analizi yapılan tüm modellerde, 2008- 2019 yılları arasındaki aylık verilerden yararlanılmıştır. Değişkenlere ait toplanan 143 aylık verinin %70'i eğitim verisi olarak, %30'u ise matematiksel modellerin tahmin başarısını ölçmek için kullanılmıştır. Elde edilen bulgulara göre, Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemi ile BİST 100 endeksini tahmin etmek için kurulan modellerin BRICS ülkelerinden sırasıyla Hindistan, Güney Afrika ve Rusya ülkeleri için başarılı sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Borsa Endeksleri, BRICS Ülkeleri, Yapay Sinir Ağları.

&

Abstract: In this study, it is aimed to estimate the movements of BIST 100 index with indicator indexes of BRICS countries. In the application part of the study, monthly closing prices of BIST 100 index are used as dependent variables and monthly closing prices of BRICS countries' indicator indexes as independent variables. In this context, 20 models installed with a total of 6 variables, 5 of which are independent and 1 of which are dependent variables, were analyzed using the Artificial Neural Networks (ANN) method. Monthly data between 2008 and 2019 were used in all analyzed models. 70% of the 143-month data collected from variables were used as training data, and 30% were used to measure the predictive success of mathematical models. According to obtained findings, it has been observed that the models established to estimate the BIST 100 index by Artificial Neural Networks (ANN) method yielded successful results from BRICS countries for India, South Africa and Russia respectively.

Keywords: Stock Market Indices, BRICS Countries, Artificial Neural Networks.

Atıf/Cite as: Sarı, S. S., Saka Ilgın, K. (2022). BIST-100 endeks hareketlerinin BRICS endeksleri aracılığıyla tahmin edilmesi: Yapay sinir ağları uygulaması. *Abant Sosyal Bilimler Dergisi*, 22(1), 351-366. doi: <https://doi.org/10.11616/asbi.1096346>

İntihal-Plagiarism/Etik-Ethic: Bu makale, en az iki hakem tarafından incelenmiş ve intihal içermediği, araştırma ve yayın etiğine uyulduğu teyit edilmiştir. / This article has been reviewed by at least two referees and it has been confirmed that it is plagiarism-free and complies with research and publication ethics. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/asbi/policy>

Copyright © Published by Bolu Abant İzzet Baysal University, Since 2000 – Bolu

¹ Arş. Gör. Dr., Salim Sercan Sarı, Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, salim.sari@erzincan.edu.tr (Sorumlu yazar).

² Dr. Öğr. Üyesi, Kübra Saka Ilgın, Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, kubra.saka@erzincan.edu.tr.

1. Giriş

Yatırımcıların portföylerine dahil edecekleri ulusal ya da uluslararası karlı yatırımları belirlemede ve yatırım kararı almalarında öngöründe bulunmak büyük önem taşımaktadır. Bireysel ve kurumsal yatırımcıların yatırım kararı almalarında finansal enstrümanların fiyat hareketlerinin takip edilmesi oldukça önemlidir. Temel borsa yatırım aracı olan hisse senetleri ve borsa endeksleri ile ilgili öngöründe bulunulması yatırımcıların doğru karar verebilmelerini kolaylaştırmaktadır. Borsa endeksleri gibi finansal zaman serilerinde doğru tahminlerde bulunmanın önünde bir engel oluşturan doğrusal olmayan yapı; regresyon analizi ve diğer ekonometrik analizlere alternatif yöntemler olan yapay sinir ağları (YSA) ve destek vektör makineleri (DVM) gibi daha güvenilir sonuçlar veren yeni yön-temlerin endeks hareketlerinin tahmininde kullanımını yaygınlaştırmıştır.

Yapay sinir ağları, finans literatüründe finansal başarısızlığın, hisse senedi fiyat ve getirilerinin, döviz kurlarının, altın fiyatlarının tahmin edilmesinde son yıllarda kullanımı artan bir yöntemdir. Literatürde yapılmış olan bazı çalışmalarda geleneksel tahmin yöntemleri ve YSA ile yapılan tahminler karşılaştırıldığında; YSA tahminlerinin diğer yöntemlere göre çok daha başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir.

Dünya ekonomisini etkileyen 2008 küresel finansal krizi sonrasında, gelişmekte olan ülkelerin ekonomik büyümelerinin ivme kazandığı bunun yanı sıra gelişmiş ülkelerin ekonomik büyümelerinin negatif yönde seyrettiği görülmüştür. BRICS ülkeleri olarak adlandırılan gelişmekte olan ülkeler (Brezilya, Rusya, Hindistan, Çin ve Güney Afrika), yükselen ekonomik büyümeleri, dünyanın önemli bir kısmını oluşturan nüfusları ve dünyada çoğu gelişmiş ülkeden daha yüksek olan kişi başına düşen milli gelirleri ile diğer gelişmekte olan ülkelere ayrı bir grup olarak ele alınmaktadır. BRICS ülkelerinin ekonomik gelişmişliklerinin en önemli göstergesi olan GSYH'ları gelişmekte olan diğer ülkelerin oldukça üzerindedir. Türkiye'nin GSYH'sı ve kişi başı gelir düzeyi de azımsanamayacak büyüklüktedir (World Economic Outlook Database Ekim 2019: 57-58). Türkiye, son yirmi yılda geleceğin önde gelen ekonomik gücü olarak görülen BRICS ekonomilerine yakın bir ekonomik gelişme göstermiştir. Bu bağlamda 2050'li yıllarda gelişmekte olan ülkelere Türkiye'nin de BRICS ülkelerine yakın bir ekonomik başarı sergileyerek dünya ekonomisinde önemli yeri olan ülkeler arasında olması beklendiği ifade edilebilmektedir (Goldman Sachs, Global Economics Paper, 2003: 2-3). Teknolojik gelişmeler sermayenin uluslararası piyasalarda dolaşımını hızlandırmış, ulusal ve uluslararası sermaye piyasaları entegre hale gelmiştir. Borsa İstanbul da kısa süre içinde finansal entegrasyona uyum sağlamaya başlamıştır.

Bu bilgiler perspektifinde çalışmada, tahmin başarısı yüksek olan yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak BİST 100 endeks hareketleri, BRICS ülkelerinin gösterge endeksleri aracılığı ile tahmin edilmeye çalışılmıştır.

2. Literatür

Hisse senedi fiyat ve getiri endekslerinin tahmin edilmesi üzerine literatürde bazı çalışmalara rastlansa da, ülke borsalarının birbiri üzerinden tahmin edildiği sınırlı sayıda çalışmaya ulaşılmıştır. Bunun yanı sıra ülke borsaları arasındaki entegrasyonun ve uzun dönemli ilişkinin araştırıldığı çalışmalar aşağıda sunulmaktadır. Bu çalışmalarda yöntem olarak genellikle klasik eş bütünleşme testleri kullanılmıştır.

Kar (1990) borsa endekslerini tahmin etmek için yapay sinir ağları yaklaşımını kullanmıştır. Oluşturduğu algoritmayı Nifty hisse endeksi veri kümesinde test etmiştir. Veri kümesinde% 96'lık en iyi vaka doğruluğunu elde etmiştir.

Narayan ve Smyth (2005), çalışmalarında 1967-2003 döneminde Yeni Zelanda ile Avustralya ve G7 ülkelerinin borsaları arasındaki entegrasyonu Johansen ve Gregory-Hansen eş bütünleşme testleri ile araştırmışlardır. Johansen testi sonuçları, Yeni Zelanda ile incelenen hiçbir ülke borsası arasında uzun dönemli ilişki olmadığı belirlenmiştir. Gregory- Hansen testi sonuçları ise Yeni Zelanda borsasının incelenen ülkelere yalnızca ABD borsası ile uzun dönemli ilişki içerisinde olduğu tespit edilmiştir.

Çıtak ve Gözbaşı (2007), çalışmalarında İstanbul Menkul Kıymetler Borsası ile bazı gelişmiş ve gelişmekte olan ülke borsaları arasındaki ilişkiyi temel endeks ve ana sektör endeksleri (sanayi, mali, hizmet endeksleri) bazında incelemişlerdir. Uygulama sonucunda; 1986-2006 döneminde Türkiye ile ABD, Almanya, Hindistan ve İngiltere temel piyasa endeksleri arasında uzun dönemli ilişki olduğu fakat alt dönemlerde Türkiye ile seçilen hiçbir ülkenin temel piyasa endeksleri arasında uzun dönemli ilişki olmadığı belirlenmiştir. Sektörel endekslerdeki incelemeden elde edilen sonuç ise, İMKB ile yalnızca İtalya sanayi sektörü arasında uzun dönemli ilişkinin tespit edilmesidir.

Bozoklu ve Saydam (2010), BRIC ülkeleri (Brezilya, Rusya, Hindistan ve Çin) ile Türkiye sermaye piyasaları arasındaki entegrasyonu parametrik (Johansen) ve parametrik olmayan (Bierens) eş bütünleşme testleri ile analiz etmişlerdir. Analiz, her iki yöntemle göre de aynı sonuca ulaşılmış, BRIC ülkeleri ve Türkiye sermaye piyasası arasında entegrasyonun var olduğu tespit edilmiştir.

Çelik ve Boztosun (2010), Türkiye ile Asya ülkeleri hisse senedi piyasaları arasındaki uzun dönemli ilişkiyi 1998-2009 dönemi için araştırmışlardır. Analiz sonuçları, ilgili dönemde Türkiye hisse senedi piyasası ile Kore, Malezya, Singapur ve Tayvan hisse senedi piyasaları arasında uzun dönemli ilişki olduğunu; Avustralya, Çin, Endonezya, Hindistan, Hong Kong ve Japonya hisse senedi piyasaları arasında uzun dönemli ilişki olmadığını belirlemiştir.

Gözbaşı (2010), Türkiye ile gelişmekte olan yedi ülkenin hisse senedi piyasaları arasındaki etkileşimi 1995-2008 dönemi için araştırmış olduğu çalışmada haftalık veriler ile eş bütünleşme ve nedensellik analizi kullanarak bir uygulama gerçekleştirmiştir. Uygulama sonuçları; ilgili dönemde İstanbul Menkul Kıymetler Borsası ile Brezilya, Hindistan ve Mısır'ın hisse senedi piyasaları arasında uzun dönemli; Macaristan ve Meksika hisse senedi piyasaları arasında ise kısa dönemli etkileşim olduğunu göstermiştir.

Vuran (2010), İstanbul Menkul Kıymetler Borsası 100 endeksi ile gelişmiş ve gelişmekte olan borsa endeksleri (FTSE 100, DAX, CAC 40, S&P 500, Nikkei 225, Bovespa, Merval ve Meksika IPC) arasındaki eş bütünleşme ilişkisini incelemiştir. 2006-2009 dönemine ait günlük verilerle Johansen eş bütünleşme analizinin uygulanmış olduğu çalışmada Türkiye borsası ile İngiltere, Almanya, Brezilya, Arjantin ve Meksika borsaları arasında ilgili dönemde uzun dönemli ilişki olduğu belirlenmiştir.

Yılcı ve Öztürk (2010), çalışmalarında Türkiye ile Türkiye'nin en büyük beş ticaret ortağı olan ABD, İspanya, İngiltere, Almanya ve Hollanda hisse senedi piyasaları arasındaki uzun dönemli ilişkileri 1995-2009 dönemini kapsayacak şekilde incelemişlerdir. Engle-Granger eş bütünleşme testi Türkiye ile incelenen hiçbir ülke arasında eş bütünleşme ilişkisi olmadığını; Hatemi-J eş bütünleşme testi ise Türkiye ile incelenen ülke borsalarından sadece Almanya ve İspanya borsaları arasında eş bütünleşme ilişkisinin olduğunu göstermiştir.

Güreşen, Kayakutlu, Daim (2011) NASDAQ Menkul Kıymetler Borsası tahminlerinde dinamik ve etkili olarak benimsenen sinir ağı modellerinin etkinliğini değerlendirmişlerdir. Analizde, yapay sinir ağlarının eksikliklerini azaltan ve yeni yapay sinir ağları modelleri olarak kabul edilen Dinamik yapay sinir ağı (DAN2) ile hibrid modeller (GARCH-ANN, EGARCHANN) kullanılmıştır. Sonuçta olarak klasik YSA modelinin küçük bir farkla daha başarılı olduğunu göstermişlerdir.

Horvath ve Petrovski (2013), 2006-2011 döneminde Batı Avrupa ile Orta (Çek Cumhuriyeti, Macaristan ve Polonya) ve Güneydoğu Avrupa (Hırvatistan, Makedonya ve Sırbistan) borsaları arasındaki ilişkiyi çok değişkenli GARCH modellerini kullanarak araştırmışlardır. Analiz sonuçları Batı Avrupa hisse senedi piyasalarının Orta Avrupa hisse senedi piyasaları ile entegrasyon derecesinin çok daha yüksek olduğunu göstermiştir.

Benli (2014), Johansen eş bütünleşme analizini kullanarak gelişmekte olan yirmi adet ülke ve Türkiye hisse senedi piyasaları arasındaki uzun dönemli ilişkiyi 1994-2013 dönemi için aylık veriler kullanarak araştırmıştır. Analiz sonuçları anlamlı ilişkilerin yalnızca Türkiye ile Kolombiya ve Meksika borsaları arasında olduğunu göstermiştir.

Dimpfl (2014), yirmi sekiz adet ülke borsa endeksini kullanarak gerçekleştirmiş olduğu eş bütünleşme testleri ve simülasyon çalışmasında, eş bütünleşme ilişkisinin tespitinin oldukça rastlantısal olduğunu;

analiz edilen sürenin eş bütünleşme analizlerinin sonuçları üzerinde büyük etkisi olduğunu tespit etmiştir. Eş bütünleşme testlerini etkilediği bilinen değişen varyans sorununun göz ardı edildiğini ve uluslararası borsa endeksleri arasındaki ilişkinin hatalı algılanmasına yol açabileceği sonucuna ulaşmıştır.

Guidi ve Ugur (2014), Güneydoğu Avrupa ülkeleri (Bulgaristan, Hırvatistan, Romanya, Slovenya ve Türkiye) borsaları ile gelişmiş ülke borsaları (Almanya, İngiltere ve ABD) arasındaki entegrasyonu 2000-2013 dönem aralığı için araştırmışlardır. Statik test sonuçları, Güneydoğu Avrupa piyasalarının Almanya ve İngiltere piyasaları ile entegre olduğunu göstermiştir. Dinamik test sonuçları ise Güneydoğu Avrupa piyasaları ile gelişmiş ülke piyasaları arasındaki eş bütünleşme ilişkisinin finansal kriz gibi şokların etkilerini yansıtan alt dönemlerde zamanla değiştiğini belirlemiştir.

Lehkonen ve Heimonen (2014), BRIC (Brezilya, Rusya, Hindistan ve Çin) ülkeleri ile bu ülkelere yakın olan gelişmiş ekonomilerden Kanada, Hong Kong ve Avustralya; büyük sanayileşmiş ekonomilerden İngiltere, Almanya ve Japonya hisse senedi getirileri arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Ülke borsalarının entegrasyon düzeyleri üzerinde bölgesel faktörlerin, kalkınma seviyelerinin ve özellikle de getirilerin zaman aralıklarının etkili olduğu tespit edilmiştir. Uluslararası portföy çeşitlendirmelerinde bu faktörlerin göz önüne alınması önerisinde bulunulmuştur.

Şahin ve Sümer (2014), 2009-2014 döneminde Türkiye borsası ile gelişmiş ve gelişmekte olan ülke borsaları arasındaki ilişkileri VAR analizi, nedensellik analizi ve etki tepki analizi ile araştırmışlardır. Analizlerin bulguları ile, Türkiye borsasının gelişmiş ülkelere kıyasla gelişmekte olan ülke borsalarından (Çin, Hindistan, Kazakistan ve Rusya) daha fazla etkilendiği tespit edilmiştir.

Akel (2015), Kırılgan Beşli Ülkeler olarak adlandırılan Brezilya, Endonezya, Güney Afrika, Hindistan ve Türkiye hisse senedi piyasaları arasındaki eş bütünleşme ve nedensellik ilişkilerini haftalık endeks kapanış verileri kullanılarak incelemiştir. Çalışma sonuçları kırılgan beşli ülkelerin hisse senedi piyasaları arasında eş bütünleşme ilişkisi olduğunu ve Hindistan'ın diğer ülkelerin tümüyle çift yönlü nedensellik ilişkisi içerisinde olduğu, Türkiye'den Endonezya'ya, Brezilya'dan Endonezya ve Güney Afrika'ya, Endonezya'dan Güney Afrika'ya, Güney Afrika'dan Türkiye'ye tek yönlü bir Granger nedenselliğinin geçerli olduğu tespit edilmiştir.

Kshirsagar, Chandel, Kakade, Amaria (2016) hisse senedi değerinin gelecekteki değerini geçmiş değerlerindeki varyasyonlara göre yayılım algoritmali yapay sinir ağları yardımıyla tahmin etmişlerdir. Sonuçta yapay sinir ağlarının hisse senedi değerinin tahmin için kullanılabileceğini göstermişlerdir.

Şimşek (2016), Türkiye ile BRICS ülkelerinin gösterge hisse senedi piyasa endeksleri arasındaki uzun dönemli ilişkiyi 2008-2015 dönemi için araştırdığı çalışmada doğrusal olmayan koşullu değişen varyans modellerini kullanarak araştırmışlardır. Analiz sonuçları Borsa İstanbul ve BRICS ülkelerinin gösterge endeksleri arasında uzun dönemli ilişki olduğunu belirlerken; bu ilişkinin en yüksek olduğu borsaların Güney Afrika ve Hindistan en düşük olduğu borsanın ise Rusya borsası olduğu tespit edilmiştir.

Wamkaya (2016) çalışmalarında basit sinir ağı sistemleriyle yapılan borsa tahminlerinin etkili sonuçlar vereceğini doğrulamayı amaçlamışlardır. 21 Eylül 2016 - 11 Ekim 2016 tarihleri arasında seçilen Şanghay Menkul Kıymetler Borsası hisseleri tahmin için teste tabi tutmuşlardır. Sonuçta basit bir yapay sinir ağları konfigürasyonunun tahmin doğruluğu için analizde kullanılabileceğini belirtmişlerdir.

Yağlı (2016), ABD ile Türkiye ve BRICS hisse senedi piyasaları arasındaki eş bütünleşme ilişkisini 2001-2016 dönemi için incelemişlerdir. Haftalık veri setleri kullanılarak yapılan Johansen eş bütünleşme analizi neticesinde ABD ile BRICS ve Türkiye borsa endeksleri arasında eş bütünleşme ilişkisinin olmadığı sonucuna ulaşılmıştır.

Literatürde ülke borsalarının fiyat ve getirilerinin YSA kullanılarak tahmin edildiği sınırlı sayıda çalışmaya ulaşılmıştır. Bu çalışmalar ve elde edilen sonuçlar aşağıda belirtilmiştir:

Avcı ve Çinko (2008), YSA modellerinin gelişmekte olan altı Avrupa ülkesi (Çek Cumhuriyeti, Macaristan, Polonya, Romanya, Slovenya ve Türkiye) borsalarının günlük endeks getirilerini tahmin etmedeki başarısını incelemişlerdir. YSA tahmin güçlerini ölçerken; istatistiksel performans ölçütü olarak; ortalama

hata kareleri (MSE), normalleştirilmiş ortalama hata kareleri (NMSE), ortalama mutlak hata (MAE) ve trend doğruluğu (TA); finansal performans ölçütü olarak da al-sat stratejisi kullanılmıştır. YSA modellerinin inceleme dönemlerinin çoğunda piyasa üzerinde getiri sağladığı, hiçbir modelin sürekli piyasaya ve diğer modellere üstünlük sağlamadığı tespit edilmiştir.

Kutlu ve Badur (2009), İMKB 100 endeksini ileri beslemeli YSA modelleri kullanılarak tahmin etmişlerdir. Borsa endeks değerlerinin tahmin edilmesinde bir önceki gün endeks değerlerinin yanı sıra dış ülke borsa endekslerinden NASDAQ, DOW JONES, S&P500, Brezilya ve Japonya endekslerinin bir önceki gün değerleri kullanılmıştır. Analiz sonuçları İMKB endeks değerinin YSA ile başarılı bir şekilde tahmin edilebildiği ve dış borsa endekslerinin İMKB endeks tahmini üzerinde olumlu bir etkisi olmadığını göstermiştir.

Benli ve Tosunoğlu (2014), AB üyesi on dört ülkenin MSCI endekslerinin YSA ile tahminini amaçladığı çalışmalarında analiz dönemi olarak 1987-2013 seçilmiştir. Analiz sonuçları maksimum hataların sırasıyla Danimarka, İsveç ve Almanya borsalarından elde edildiğini göstermiş; diğer tüm ülkelerin borsalarına ait her iki hata değerinin de %5'ten düşük olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla YSA ülke borsa endekslerinin tahmininde oldukça başarılı sonuç vermiştir.

Yakut, Elmas ve Yavuz (2014), BİST endeksinin yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri yöntemleriyle tahmin edilebilirliğini araştırmışlardır. Endeksin bir, iki ve üç gün gecikmeli değerlerinin yanı sıra Japonya, Brezilya, İngiltere, Fransa ve Almanya borsa endeks değerleri de analiz kapsamına alınmıştır. Analiz sonuçları her iki yöntemin de BİST endeks tahmininde etkin olduğu ve dış ülke borsalarının BİST endeks tahmininde olumlu etkisi tespit edilmiştir.

Özer, Sarı ve Başakın (2018), çalışmalarında gelişmiş (ABD, İngiltere, Almanya ve Fransa) ve gelişmekte olan (Çin, Hindistan, Meksika ve Türkiye) ülkelerin 2012-2016 dönemindeki haftalık hisse senedi endeks fiyatları ele alınarak bulanık mantık ve YSA ile tahmin edilmesini incelemişlerdir. Analiz sonuçları kullanılan yöntemlerin başarılı sonuçlar verdiğini kanıtlamıştır.

Yakut ve Süzölmüş (2020), çalışmalarında YSA, ANFIS ve SVM yöntemlerini kullanarak Türkiye'deki aylık ortalama hava sıcaklık değerlerinin tahmini için modeller geliştirmeyi amaçlamışlardır. YSA, ANFIS ve SVM modellerinin performanslarını R^2 , hata karelerinin ortalaması, ortalama mutlak hataların yüzdesi ve göreceli kök ortalama hatalarının karesini kullanarak karşılaştırmışlardır. YSA, ANFIS ve SVM modelleri tarafından sağlanan tahmin edilen sıcaklık değerleri ile istasyonlardan elde edilen gözlemlenen sıcaklık değerleri arasındaki farklılıkları doğrulamak için bir t-testi analizi yapmışlardır. ANFIS modellerinin istatistiksel performans değerlerinin YSA ve SVM modellerinden biraz daha iyi olduğunu bulmuşlardır.

Ülke borsaları arasındaki entegrasyonu araştıran çok sayıda çalışma olsa da; borsalar arasındaki tahmin edilebilirliği ölçen çalışmaların sınırlı olması, çalışmanın çıkış noktası olmuştur.

3. Metodoloji

Çalışmanın bu bölümünde ilk olarak araştırmanın amacı, hipotezleri, örnekleme, veri seti, değişkenleri ve yöntemi ile ilgili bilgi verilmiştir. Daha sonra BİST 100 endeksinin, BRICS ülkelerinin gösterge endeksleri yardımıyla anlamlı tahminin yapılabileceği hipotezinin geçerli olup olmadığı test edilmiştir. Son olarak BRICS endekslerinin BİST 100 endeksi üzerindeki etkisi, kullanılan yöntem ve veriler ele alınarak incelenmiş ve ulaşılan bulgular yorumlanmıştır.

3.1. Araştırmanın Amacı ve Önemi

Çalışmanın amacı, Borsa İstanbul ve BRICS ülkelerindeki yatırımcılarının portföylerini oluştururken doğru kararlar alabilmelerini sağlamak üzere, BİST 100 endeksinin BRICS ülkelerinin gösterge endeksleriyle tahmin edilmeye çalışılmasıdır. Bu çalışmanın önemi; Türkiye'de yatırımcılar tarafından en çok takip edilen BİST 100 endeksinin BRICS ülkelerinin en popüler borsa endeksleri ile tahmin edilip edilemeyeceğinin açığa kavuşturulması bakımından özgün bir yapıya sahip olmasıdır. Çalışma

sonucunda, Türkiye ve BRICS ülkelerindeki borsalar arasındaki ilişkinin tahmin edilmesi ve literatüre katkı sağlanması amaçlanmıştır.

Çalışma, Borsa İstanbul ve BRICS ülkelerinde işlem yapan yatırımcı aktörlerin finansal piyasalarda başarılı sonuçlar elde edebilmesinin önünün açılması için önemlidir.

3.2. Veri Seti

Çalışmada kullanılan verilere Investing veri tabanından ulaşılmıştır. Başlangıç yılı tüm değişkenlerin veri setine ulaşılabilen 2008 yılı Şubat ayı olarak belirlenmiştir. 2008 Şubat - 2019 Aralık dönemi örneklem olarak dikkate alınmış ve aylık bazda toplam 143 gözlem değeri kullanılmıştır. Analizde Borsa İstanbul'da piyasa endeksini belirtmek için kullanılan ve temel endeks olan BİST 100 endeksinin aylık kapanış fi-yatları bağımlı değişken olarak yer almaktadır. Borsanın genel performansını gösteren BİST endeksi, yatırımcılar tarafından takip edilen popüler endeksler arasında kabul edilmektedir. BİST 100 endeksi, borsada yaşanan olumlu ve olumsuz gelişmeleri tüm yatırımcılara kısa süre içeri-sinde yansıtmaktadır.

Bağımsız değişken olarak ise BRICS ülkelerinin borsa endekslerinin kapanış fiyatları ele alınmıştır. Çalışmada yer alan beş bağımsız değişken ve bir bağımlı değişken olmak üzere toplam 6 değişken Tablo 1'de gösterilmiştir.

Tablo 1: Değişkenler Tablosu

Bağımsız Değişkenin Adı	Verinin Kaynağı
Bovespa Endeksi (BVSP)	Investing
MOEX Russia	Investing
BSE Sensex 30	Investing
Shanghai	Investing
South Africa Top 40	Investing
Bağımlı Değişkenin Adı	Verinin Kaynağı
BİST 100	Investing

3.3. Araştırmanın Hipotezleri

Bu çalışmada BRICS borsaları ile Türkiye borsası arasındaki ilişki ampirik olarak tahmin edilmiştir. "BRICS borsa endeksleri aracılığıyla BİST 100 endeksi tahmin edebilmekte midir?" sorusuna cevap aranmıştır. YSA kullanılarak veri alanına yüklenen eğitim verileriyle oluşturulmuş modelin nasıl sonuç vereceğini ölçmek, tahmin ve gerçekleşen değerlerin karşılaştırılmasıyla mümkündür. Araştırmada kullanılan hipotezi test etmek için değişkenlere ait 20 model test edilmiştir. Modellere eklenen her bir değişken ile bağımlı değişkende meydana gelen değişim gözlemlenmiştir.

Çalışmada kullanılan modellerin her biri için elde edilen tahminler ile gerçekleşen veriler arasındaki ilişki açıklanmıştır. Bunun için çalışmadaki tüm modellerde kullanılan gözlem verileri ile modellerden elde edilen tahminler, SPSS paket programına yüklenmiştir.

Buna göre oluşturulan hipotez aşağıda verilmiştir:

H_0 : Gerçekleşen değerler ile modelden ulaşılan tahmin değerleri arasında anlamlı bir fark yoktur.

H_1 : Gerçekleşen değerler ile modelden ulaşılan tahmin değerleri arasında anlamlı bir fark vardır.

3.4. Araştırmanın Yöntemi

Araştırmada yer alan yöntem YSA'dır. Yöntemi uygulamak için Statistica paket programından faydalanılmıştır. Bu bölümde yapay sinir ağları ile ilgili bilgiler verilmektedir.

3.4.1. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Genel olarak "sinir ağları" adıyla anılan YSA üzerine yapılmış çalışmalar, insan beyninin geleneksel dijital bilgisayardan daha farklı bir şekilde hesaplar yaptığı farkıyla kuruluşundan itibaren motive edilmiştir. Beyin oldukça karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel bir bilgisayardır. Nöronlar olarak bilinen yapısal

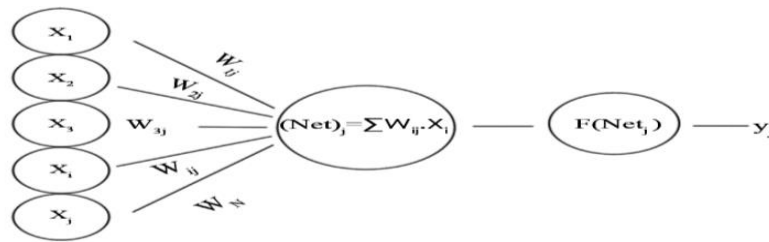
bileşenlerini, günümüzde var olan en hızlı dijital bilgisayardan çok daha hızlı gerçekleştirebilmek için düzenleme yeteneğine sahiptir (Haykin, 2009:1).

En genel ifadeyle, bir sinir ağı, beynin belirli bir görevi veya işlevi yerine getirme şeklini modellemek için tasarlanmış bir makinedir. Ağ genellikle elektronik bileşenler kullanılarak uygulanmakta veya dijital bir bilgisayardaki yazılımla simüle edilmektedir. İyi performans elde etmek için, sinir ağları “nöronlar” veya “işlem birimleri” olarak adlandırılan basit hesaplama hücrelerinin büyük bir ara bağlantısını kullanmaktadır. Dolayısıyla, uyarlanabilir bir makine olarak görülen bir sinir ağı deneysel bilgiyi depolamak ve kullanıma sunmak için doğal bir eğilime sahip basit işlem birimlerinden oluşan büyük ölçüde paralel dağıtılmış bir işlemcidir (Haykin, 2009:1-2).

YSA'larının önemli bir uygulama alanı tahminidir. YSA'ları, hem araştırmacılara hem de uygulayıcılara tahminde bulunmak için çekici bir alternatif araç sağlamaktadır. YSA'larının ayırt edici bazı özellikleri, bir tahmin görevi için onları değerli ve çekici kılmaktadır. Birincisi, geleneksel model tabanlı yöntemlerin aksine, YSA'ları veri odaklı kendiliğinden uyarlanabilir yöntemlerdir. Çünkü incelenen sorunlara ilişkin modeller hakkında önceden var olan bir varsayım yoktur. Altta yatan ilişkiler bilinmese veya tanımlanması zor olsa bile, örneklerden öğrenmekte ve veriler arasındaki ince fonksiyonel ilişkileri yakalamaktadırlar. Bu nedenle YSA'ları, çözümleri belirtilmesi zor olan ancak yeterli veri veya gözlemin olduğu bilgi gerektiren problemler için uygundur. İkincisi, YSA'ları genelleme yapabilmektedirler. Kendilerine sunulan verileri öğrendikten sonra, YSA'ları, örnek veriler gürültülü bilgi içeriyor olsa bile, genellikle bir popülasyonun görünmeyen kısmını doğru bir şekilde çıkarabilmektedirler. Üçüncüsü, YSA'ları evrensel fonksiyonel yaklaşımlardır. Bir ağın herhangi bir sürekli işlevini, istenen herhangi bir hassasiyete yaklaştırdığını göstermektedirler. YSA'larının geleneksel istatistiksel yöntemlerin etkili bir şekilde başa çıkabileceğinden daha genel ve esnek fonksiyonel formları bulunmaktadır. Son olarak, YSA'ları doğrusal değildir. İncelenen zaman serilerinin doğrusal süreçlerden üretildiğini varsayan zaman serisi tahminine yönelik geleneksel yaklaşımların aksine doğrusal olmayan yöntemler için uygun olabilmektedirler (Zhang, Patuwo, Hu, 1998: 35-36).

Doğrusal olmayan bir devre olarak ifade edilen YSA, dağınık olmayan ve bir şebeke şeklinde düğümlerden oluşmaktadır. İşlem elemanı adıyla bilinen söz konusu düğümlerin iletim yolu bağlantıları kendi içlerinde tek yönlü hareket etmektedir. Bu işlem elemanlarına giriş bağlantısı sınır olabilmesine rağmen çıkış bağlantısı tek yapılmak zorundadır. Bağlantı yolları kopyalanabilir ve çıkışların ulaşmasını sağlayan bağlantı yollarında gecikmeler yaşanabilmektedir. Matematiksel olarak ifade edilen çıkışlar isteğe göre reel, sürekli ve iki tabanlı olabilmektedir (Yarar, 2010: 30).

Şekil 1: Yapay Sinir Ağı Gösterimi



Şekil 1’de girdi değeri, çok katmanlı bir ağ için kendisine diğer katmanlardan gelen değerlerin ağırlık katsayılarının çarpımının toplamı olarak aşağıdaki formülle ifade edilmektedir.

$$V_j = \sum_{i=1}^N X_i W_{ij} \quad (1)$$

Denklem 1’deki W_{ij} ağırlıkları, X_i ise girdi değerlerini ifade etmektedir. Denklem 1’deki V_j girdi katmanının çıkışı, ağırlıklar toplamının doğrusal olmayan bir fonksiyonda yerine yazılarak hesaplanmasıyla Denklem 2’teki gibi bulunmaktadır.

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-V_j}} \quad (2)$$

Denklem 2 sigmoid transfer fonksiyonu olarak adlandırılmaktadır ve ağırlıkların güncellenebilmesi için türevi alınabilir bir fonksiyon elde etmek için kullanılır.

3.4.1.1. Yapay Sinir Ağlarında Ağın Eğitilmesi

Girdi ve çıktılar arasındaki bağ, ağırlıkların farklılaştırılmasıyla YSA'nda öğrenme ortaya koyulmaktadır. Ağırlık katsayılarının tamamında veya bir bölümünde varılmak istenen çıktı ve ağ çıktısı arasındaki fark arzulanan değere düşürülene kadar sigmoid transfer fonksiyonuyla bu değiştirilme yapılmaktadır.

Ağın eğitilmesi esnasında elde edilen çıktı ile arzulanan çıktı arasındaki fark belli bir değere altına ininceye kadar denetimli öğrenmede değişiklik yapılmaya devam edilmektedir. (Özer vd., 2018: 112). YSA'nda en sık karşılaşılan ileri beslemeli geriye yayılım sinir ağları girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olarak üzere 3 bölüme ayrılmaktadır. Birimlerde yer alan nöronlar ağırlık kümeleri ile birbirlerine bağlanmaktadır. İleri beslemeli geriye yayılım algoritmasında 2 bölüm bulunmaktadır. Bu bölümler ileriye doğru besleme etabı ile çıktı birimindeki hesaplanıp gözlenen bilgi sinyalleri arasındaki ayrıma odaklanan geriye doğru ilerlemeye tabidir.

3.4.2. Yapay Sinir Ağları İçin Model Başarı Kriterleri

Tahmin modellerinin başarısını tanımlamak için literatürde farklı başarı ölçütleri öne sürülmüştür. Bu çalışmada kullanılan modellerin başarısını ölçmek amacıyla, Kök Ortalama Karesel Hata (KOKH) ve Nash-Sutcliffe Model Verimlilik Katsayısı (VK) kriterleri ele alınmıştır. Nash-Sutcliffe model verimlilik katsayısı (VK), ilk olarak 1970'de hidrolojik modellerin öngörü gücünü değerlendirmek için kullanılmıştır (Nash ve Sutcliffe, 1970). Söz konusu denklemler aşağıda belirtilmiştir.

$$KOKH = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (B_{pi} - B_{oi})^2} \quad (3)$$

$$VK = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (B_{pi} - B_{oi})^2}{\sum_{i=1}^n (B_{oi} - \bar{B}_o)^2} \right] \quad (4)$$

Denklemlerde yer alan ifadelerden n gözlem sayısını, B_{pi} tahminde bulunulmuş BİST 100 kapanış fiyatı değeri, B_{oi} gözlemlenen BİST 100 kapanış fiyatı değerini, $\bar{B}_o$ gözlemlenen BİST 100 kapanış fiyatı değerlerinin ortalamasını ifade etmektedir. KOKH denkleminin değeri 0 ile sonsuz arasındadır. Değerler sıfıra yaklaştıkça modelin başarısı artmakta, sıfır olduğunda ise modelden yüzde yüz başarı elde edildiği kabul edilmektedir. VK ise hata karelerinin ortalaması ve gerçekleşen değerlerin varyansına bağlı olarak değişmektedir. VK değeri eksi sonsuz ile 1 arasında değişebilen değerler almaktadır. VK'nın 1 olması modelden yüzde yüz başarı elde edildiğini ifade etmektedir. VK değerinin 0.3-0.5 arasında olması tahmin başarısının düşük olduğunu, 0.5-0.7 arasında olması tahmin başarısının kabul edilebilir olduğunu, 0.7-0.85 arasında olması tahmin başarısının yüksek olduğunu ve 0.85-1 arasında olması tahmin başarısının mükemmel olduğunu belirtmektedir (Başakın vd., 2019: 758-759).

4. Ampirik Bulgular

Bu başlıkta, değişkenleri içeren tanımlayıcı istatistiklere, BİST 100 hisse senedi piyasalarını tahmin etmek için kullanılan ve BRICS ülkelerinin hisse senedi piyasalarıyla yapılan YSA analizine yer verilmiştir.

Çalışma kapsamında BİST 100 endeksinin tahmini, YSA yöntemi ile modellenmiştir. İlk olarak verilerin %70'i ile eğitim, %30'u ile model test edilmiştir.

4.1. Tanımlayıcı İstatistikler

Araştırmada yer alan değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler Tablo 3'te gösterilmiştir. Tablo 2 her biri 143 gözlem sayısından oluşan değişkenlerin sınıflandırılmasına uygun bir şekilde özet istatistiki bilgilerle düzenlenmiştir.

Tablo 2: Değişkenlere Ait Tanımlayıcı İstatistikler

Değişkenler	Ortalama	En Büyük Değer	En Küçük Değer	Standart Sapma
Bovespa Endeksi (BVSP)	63206	115645	36595	15981
Shanghai	2780	4611	1728	539
South Africa Top 40	42444	59772	18465	12151

BSE Sensex 30	23864	41253	8891	8148
MOEX Russia	1705	3045	611	487
TÜRKİYE	72639	120016	23679	22142

Tablo 3'te görüldüğü üzere, değişkenlere ilişkin istatistiki bilgiler farklılık göstermektedir. Bu bilgiler değişkenlerin hesaplanması dikkate alınarak tam sayı şeklinde ifade edilmiştir. Bağımlı değişken olan BİST 100 endeksinin kapanış fiyatlarındaki değişimin ortalaması 72639'dur. BİST 100 endeksi kapanış fiyatları bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki en yüksek standart sapmaya sahiptir.

Bağımsız değişkenlere bakıldığında, endekslerin kapanış fiyatlarına ilişkin farklı istatistiki yorumlarla karşılaşılmaktadır. Bovespa Endeksi (BVSP)'nin ortalaması 63206'dır. Bovespa Endeksi (BVSP), değişkenler arasındaki en yüksek standart sapmaya sahiptir. Gözlenen değerler 36595 ile 115645 arasında değişmektedir. Shanghai'ın ortalaması 2780 olup, en büyük değer ve en küçük değer gözlemleri sırasıyla 4611 ve 1728'dir. South Africa Top 40, en büyük değer 59772 civarında gerçekleşirken; en küçük değer ise 18465 olmuştur. Değişkenler arasındaki en büyük standart sapmaya sahip olan IH'nin değişkenler arasında en fazla değişkenliğe sahip olduğunu göstermektedir. BSE Sensex 30'un en büyük değeri 41253, en küçük değeri ise 8891'dir. MOEX Russia, ortalaması 1705'tir. Değişkenler arasındaki en düşük standart sapmaya sahip olan değişken MOEX Russia'dır.

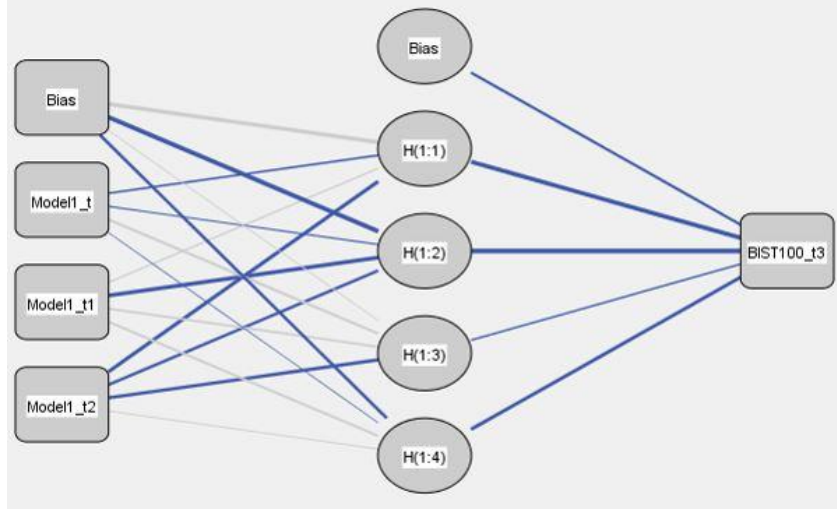
BRICS ülkelerinin hisse senedi piyasalarının Türkiye'nin hisse senedi piyasaları üzerindeki etkisini açıklamak için kullanılan YSA yönteminin analiz sonuçlarıyla ulaşılan bulgulara aşağıda yer verilmektedir.

4.2. Yapay Sinir Ağları Model Sonuçları

Bu çalışmada kullanılan yöntemde dikkate alınan girdilere belirli ön işlemler uygulanarak, verilerin eğitimi daha verimli hale getirilmeye çalışılmıştır. Bunun için normalleştirme işlemi ham verilere uygulanarak, verilerin eğitimi için uygun veri setinin hazırlanması amaçlanmıştır. YSA yönteminde ilk olarak, kullanılacak olan ham verilere normalleştirme yöntemlerinden max kuralı uygulanmıştır. Ham veri setleri kabul edilen endekslerin kapanış fiyatları max kuralı normalleştirme yöntemiyle 0 ile 1 aralığında değer almışlardır. Bu şekilde farklı ortamlardan gelen bütün girdiler arasında bütünlük elde edilmiş ve yanlış girilme ihtimali olan değerlerin etkisinin ortadan kaldırılması sağlanmıştır.

Her iki yöntem için analizlerde değişkenlerin %70'lik kısmı eğitim, %30'luk kısmı ise test için ayrılmıştır. Ağın eğitimi esnasında bulanıklaştırma işlemi yapılmıştır. Modellerde eğitim ve test verilerinin blok olarak alınması düşük tahmin değerleri vermesine rağmen daha tarafsız bir sonuç elde edilmiştir. Modelimizin girdi değerleri zaman serisindeki bir ay önceki değer (T-1), iki ay önceki değer (T-2), üç ay önceki değer (T-3) ve dört ay önceki değer (T-4) olmaktadır. Çıktı değeri ise bulunduğumuz ay (T) olarak seçilmiştir. Ağ mimarisinin belirlenmesi sırasında gizli katman sayısının etkisinin değerlendirilmesi amacıyla 1 ile 6 arasında değişen sayılarda modeller oluşturulmuştur. Modellerin içerdiği katman sayısı SPSS 22 programı aracılığıyla tüm modelleri göstermek mümkün olmadığından en başarılı model dikkate alınarak Şekil 2'de gösterilmiştir.

Şekil 2: En Başarılı Model Olan Model 1'e Ait Girdi ve Çıktı Değeriyle Oluşturulan Yapay Sinir Ağı Model Yapısı



Şekil 2’de sırasıyla (T), (T-1) ve (T-2) girdileriyle kurulan modellerin gizli katman sayıları görülmektedir. Gizli katman sayısının arttırılması ağıın yapısını karmaşıklştıracağı için 1 ile 6 arasında denenmesi uygun görülmüştür. Söz konusu en başarılı modele ait parametre tablosu Tablo 3’te sunulmuştur.

Tablo 3: En Başarılı Model Olan Model 1’e Ait Parametre Tahminleri

Tahmin Edilen		Tahmin Edilen				
		Gizli Katman 1				Çıktı Katmanı
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	H(1:4)	BİST 100 (T-3)
Girdi Katmanı	(Sapma)	,675	-1,149	,186	-,454	
	Model 1					
	(T)	-,316	-,284	,380	-,145	
	Model 1 (T-1)	,303	-,563	,327	,367	
Gizli Katman 1	Model 1 (T-2)	-,527	-,441	-,459	,194	
	(Sapma)					-,413
	H(1:1)					-,952
	H(1:2)					-1,519
	H(1:3)					-,304
	H(1:4)					-,462

Söz konu değişkenlerin her biri tek başına BİST 100 endeksi piyasalarıyla analiz edilmiş ve 20 adet model elde edilmiştir. Modellerin yer aldığı analizlerin başarı kriterlerine (VK) göre sonuçları aşağıda Tablo 4’te gösterilmiş ve yorumlanmıştır.

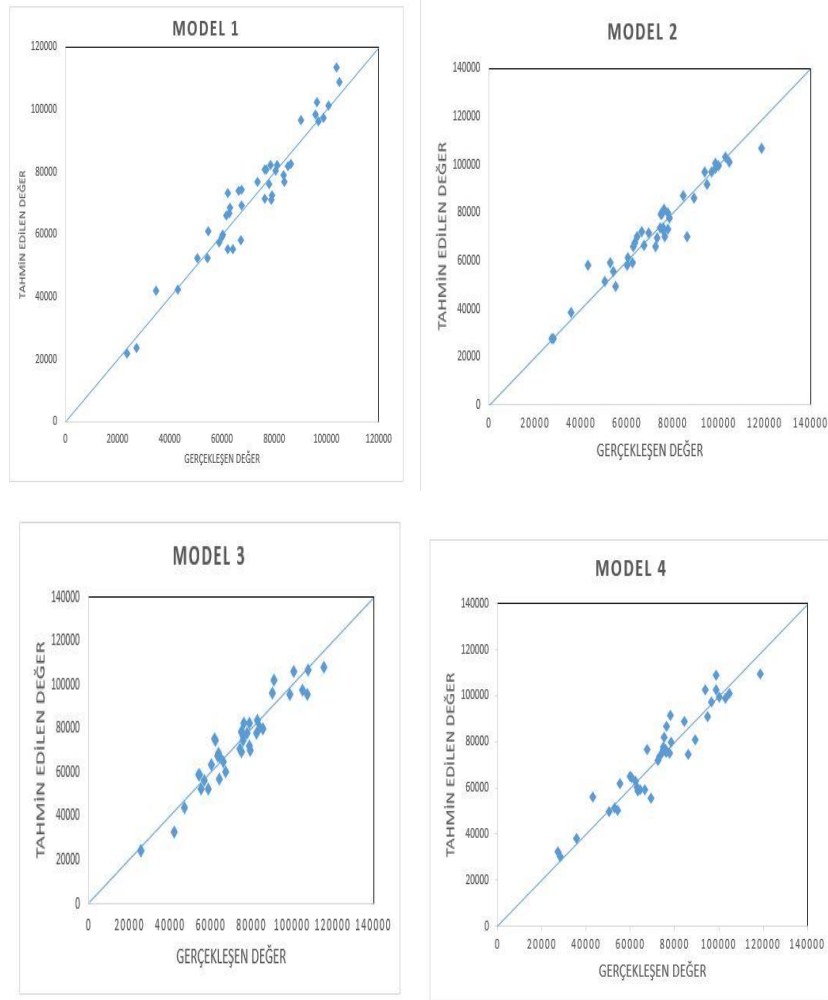
Tablo 4: Yapay Sinir Ağları Model Başarı Değerleri

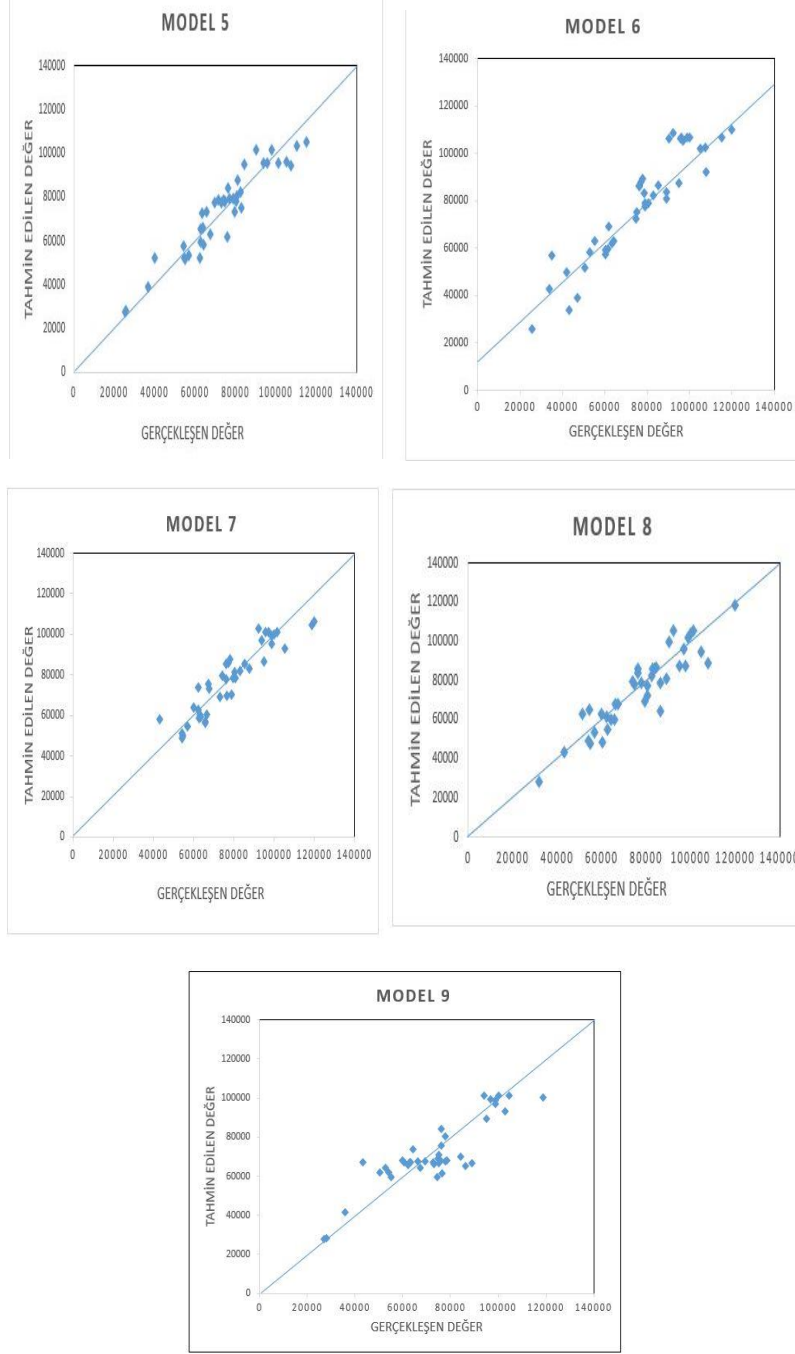
Model	Endeks	Gecikme	KOKH	VK	R ²
1	BSE Sensex 30	T-3	0.00182	0.93	0.93
2	BSE Sensex 30	T-1	0.00183	0.93	0.93
3	BSE Sensex 30	T-4	0.00249	0.91	0.91
4	South Africa Top 40	T-1	0.00266	0.90	0.90
5	BSE Sensex 30	T-2	0.00299	0.89	0.89
6	South Africa Top 40	T-3	0.00487	0.86	0.87
7	South Africa Top 40	T-2	0.00333	0.85	0.84
8	South Africa Top 40	T-4	0.00435	0.82	0.84
9	MOEX Russia	T-1	0.00638	0.77	0.78
10	MOEX Russia	T-3	0.01194	0.67	0.68
11	BVSP	T-1	0.00962	0.66	0.65
12	MOEX Russia	T-2	0.00880	0.60	0.64
13	BVSP	T-4	0.01160	0.60	0.60

14	BVSP	T-3	0.01092	0.58	0.58
15	MOEX Russia	T-4	0.00966	0.56	0.58
16	BVSP	T-2	0.01314	0.55	0.56
17	Shanghai	T-1	0.01806	0.37	0.37
18	Shanghai	T-3	0.02447	0.34	0.43
19	Shanghai	T-4	0.01685	0.33	0.32
20	Shanghai	T-2	0.01911	0.14	0.30

Nash-Sutcliffe model verimlilik katsayısı (VK) başarı kriterlerinde 0.7 ve üzeri yüksek tahmin başarısına sahip modeller olarak kabul edilmektedir. Tablo 4 incelendiğinde kurulan modellerden ilk dokuzunun VK'larının 0.70'in üzerinde olduğu ve yapılan tahminlerin başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu modeller grafikleri çizilerek görsel olarak da karşılaştırılmıştır. Çünkü VK değerleriyle birlikte saçılım grafiklerinin de çizilmesi en uygun modele karar verebilmek için fayda sağla-maktadır. Tahmin-gözlem saçılım grafiği adıyla bilinen söz konusu grafiklerde, 45 derecelik bir eğri ile 1 katsayısı temsil edilmektedir. Grafikte gösterilen değerlerin, çizgiye yakın hareket sergilemesi modelin başarılı olduğunu ispat etmektedir. Çizgiden uzaklaşan değerler ise, tahminin başarılı olmadığını göstermektedir. Modellere ait YSA grafikleri aşağıdaki gibidir.

Grafik 1: Yapay Sinir Ağları Model Grafikleri





En iyi başarı kriterine sahip olan Model 1, BRICS ülkelerinden Hindistan BSE Sensex 30 borsasının kapanış fiyatları kullanılarak BİST 100 endeksinin tahmini için kurulmuştur. Modelin girdi değerleri zaman serisindeki üç ay önceki değer (T-3) olmaktadır. Modelin KOKH değeri 0.00182, VK değeri 0.93 ve R2 değeri 0.93'tür.

İkinci en iyi başarı kriterine sahip olan Model 2, BRICS ülkelerinden Hindistan BSE Sensex 30 borsasının kapanış fiyatları kullanılarak BİST 100 endeksinin tahmini için kurulmuştur. Modelin girdi değerleri zaman serisindeki bir ay önceki değer (T-1) olmaktadır. Modelin KOKH değeri 0.00183, VK değeri 0.93 ve R2 değeri 0.93'tür.

Üçüncü en iyi başarı kriterine sahip olan Model 3, BRICS ülkelerin-den Hindistan BSE Sensex 30 borsasının kapanış fiyatları kullanılarak BİST 100 endeksinin tahmini için kurulmuştur. Modelin girdi değerleri zaman serisindeki dört ay önceki değer (T-4) olmaktadır. Modelin KOKH değeri 0.00249, VK değeri 0.91 ve R2 değeri 0.91'dir.

Dördüncü en iyi başarı kriterine sahip olan Model 4, BRICS ülkelerinden Güney Afrika South Africa Top 40 borsasının kapanış fiyatları kullanılarak BİST 100 endeksinin tahmini için kurulmuştur. Modelin girdi değerleri zaman serisindeki bir ay önceki değer (T-1) olmaktadır. Modelin KOKH değeri 0.00266, VK değeri 0.90 ve R2 değeri 0.90'dır.

Beşinci en iyi başarı kriterine sahip olan Model 5, BRICS ülkelerin-den Hindistan BSE Sensex 30 borsasının kapanış fiyatları kullanılarak BİST 100 endeksinin tahmini için kurulmuştur. Modelin girdi değerleri zaman serisindeki iki ay önceki değer (T-2) olmaktadır. Modelin KOKH değeri 0.00299, VK değeri 0.89 ve R2 değeri 0.89'dur.

Altıncı en iyi başarı kriterine sahip olan Model 6, BRICS ülkelerinden Güney Afrika South Africa Top 40 borsasının kapanış fiyatları kullanılarak BİST 100 endeksinin tahmini için kurulmuştur. Modelin girdi değerleri zaman serisindeki üç ay önceki değer (T-3) olmaktadır. Modelin KOKH değeri 0.00487, VK değeri 0.86 ve R2 değeri 0.87'dir.

Yedinci en iyi başarı kriterine sahip olan Model 7, BRICS ülkelerin-den Güney Afrika South Africa Top 40 borsasının kapanış fiyatları kullanılarak BİST 100 endeksinin tahmini için kurulmuştur. Modelin girdi değerleri zaman serisindeki iki ay önceki değer (T-2) olmaktadır. Modelin KOKH değeri 0.00333, VK değeri 0.85 ve R2 değeri 0.84'dür.

Sekizinci en iyi başarı kriterine sahip olan Model 8, BRICS ülkelerinden Güney Afrika South Africa Top 40 borsasının kapanış fiyatları kullanılarak BİST 100 endeksinin tahmini için kurulmuştur. Modelin girdi değerleri zaman serisindeki dört ay önceki değer (T-4) olmaktadır. Modelin KOKH değeri 0.00435, VK değeri 0.82 ve R2 değeri 0.84'dür.

Dokuzuncu ve son en iyi başarı kriterine sahip olan Model 9, BRICS ülkelerinden Rusya MOEX Russia borsasının kapanış fiyatları kullanılarak BİST 100 endeksinin tahmini için kurulmuştur. Modelin girdi değerleri zaman serisindeki bir ay önceki değer (T-1) olmaktadır. Modelin KOKH değeri 0.00638, VK değeri 0.77 ve R2 değeri 0.78'dir.

Yukarıda Nash-Sutcliffe'in kriterlerine göre başarılı kabul edilen ilk 9 modele ilişkin gerekli bilgiler verilmiştir. 20 modelden oluşan çalışmada başarı oranı düşük olan 11 modelin bulguları ise Tablo 4'te gösterilmiştir. Bunlardan Model 10, Model 12 ve Model 15 Rusya MOEX Russia borsasıyla, Model 11, Model 13, Model 14 ve Model 16 Breziya Bovespa Endeksi (BVSP) borsasıyla ve Model 17-18-19-20 ise Çin Shanghai borsasıyla kurulmuştur.

4.3. Hipotez Testi

Gerçekleşen değerler ile modelden ulaşılan tahmin değerleri arasında anlamlı bir fark olup olmadığını test etmek amacıyla ve veriler normal dağılımdan geldiği için t testi kullanılmıştır.

Başarı kriterlerine göre sıralanan modellerin t testi sonuçları Tablo 4'te gösterilmektedir.

Tablo 4: Yapay Sinir Ağları Modelleri için Gerçekleşen Değer ile Tahmin Değerlerinin Karşılaştırılması

Modeller	Dolaylı Değişkenlere Ait Modellerin Değerleri	Ortalama	N	Standart Sapma	t değeri	p değeri
1	Gerçekleşen	71829	42	19442	-0,140	0.889
	Tahmin	72440	42	20408		
2	Gerçekleşen	73252	42	20359	0.007	0.995
	Tahmin	73223	42	19156		
3	Gerçekleşen	73466	42	20381	0.098	0.922
	Tahmin	73029	42	20544		
4	Gerçekleşen	78383	42	17945	0.162	0.872
	Tahmin	77762	42	17211		
5	Gerçekleşen	77925	42	19093	0.375	0.709
	Tahmin	76342	42	19624		
6	Gerçekleşen	73252	42	20359	0.388	0.699
	Tahmin	71646	42	17416		

7	Gerçekleşen	73252	42	20359	-0.160	0.873
	Tahmin	73958	42	20023		
8	Gerçekleşen	73721	42	20674	-0.066	0.947
	Tahmin	74011	42	19489		
9	Gerçekleşen	76121	42	23129	-0.434	0.666
	Tahmin	78293	42	22764		

Tablo 4'te değişkenler aracılığıyla oluşturulan ve YSA yöntemine göre başarılı kabul edilen modeller bulunmaktadır.

YSA modelleri için gerçekleşen değerler ile tahmin değerleri arasındaki test değerleri ve p değerleri Tablo 4'te gösterilmektedir. Buna göre başarılı kabul edilen modeller için p değerleri 0.05'den büyük olduğundan gerçekleşen değerler ile tahmin değerlerinin ortalamaları arasında fark olmadığı söylenebilir. Modellerde p değeri 0.05'den büyük olduğundan H_0 kabul edilmiştir. Yani gerçekleşen değerler ile tahmin değerleri arasında fark yoktur yorumu yapılabilir. Kurulan bu modellerle yapılan tahminler gerçekleşen değerlere oldukça yakındır.

5. Sonuç

Bu çalışmada BİST 100 endeksi, BRICS ülkelerinin borsa endeksleri ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. BRICS ülkeleri ve Türkiye'yi temsil eden borsa endekslerinin kapanış fiyatlarıyla tahmin modelleri kurulmuştur. Modellerin oluşturulması sırasında kullanılan YSA yönteminin, BRICS ülkeleri ve Türkiye'yi ele alan çalışmalarda ilk kez kullanılmasının literatüre önemli bir fayda sağlayacağı düşünülmektedir.

Model başarı sonuçları KOKH, VK ve R^2 parametreleri yardımıyla yorumlanmıştır. Kullanılan tahmin yönteminden YSA'nın başarılı performans sergilediği dikkati çekmektedir. Yapılan analizler sonucunda BRICS ülkelerinin hisse senedi piyasalarının Türkiye hisse piyasasını tahmin edebildiği ortaya çıkmıştır. Aşağıda BRICS ülkelerinin hisse senedi piyasalarının BİST 100 endeksini tahmin etme gücü bulgulara göre tek tek yorumlanmıştır.

Hindistan BSE Sensex 30 endeksinin BİST 100 endeksini tahmin etme kabiliyetinin oldukça fazla olduğu, tahmin etme gücü en fazla olan dönemin ise sırasıyla (T-3), (T-1), (T-4) ve (T-2) olduğu görülmektedir. Çünkü BSE Sensex 30 endeksi, yapılan analizlerde en başarılı ilk üç modelde ve başarılı ilk 9 modelin tamamında bulunmaktadır. Çalışmada BSE Sensex 30 endeksi BİST 100 endeksi ile yüksek etkileşim gösterdiği görülmüştür. Dolayısıyla BRICS ülkelerinden Hindistan BSE Sensex 30 endeksinin BİST 100 endeksini önemli ölçüde tahmin etme kabiliyetine sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Hindistan BSE Sensex 30 endeksinden sonra Güney Afrika South Africa Top 40 endeksinin BİST 100 endeksini tahmin etmede başarılı olduğu görülmektedir. YSA ile gerçekleştirilen tahminlerde South Africa Top 40 endeksi en başarılı ilk 9 modelin tamamında bulunmaktadır. Tahmin etme gücü en fazla olan dönemin ise sırasıyla (T-1), (T-3), (T-2) ve (T-4) olduğu görülmektedir. En başarılı 9 modelin sonucunda BİST 100 endeksinin tahmininde Rusya MOEX Russia endeksi (T-1) döneminde yer almaktadır. MOEX Russia endeksinin BİST 100 endeksini tahmininde sırasıyla (T-3), (T-2) ve (T-4) dönemleri başarı oranı düşük olan modeller içerisinde bulunmaktadır. BSE Sensex 30 ve South Africa Top 40 endekslerinden sonra BİST 100 endeksini tahminde en başarılı endeks MOEX Russia'dır. Analiz sonuçlarına göre BİST 100 endeksini tahmin etmek için MOEX Russia'nın (T-1) döneminde kullanılması uygun olmaktadır. Sırasıyla (T-3), (T-2) ve (T-4) dönemlerinde yapılan tahminlerin başarılı ilk 9 model içerisinde yer almadığı görülmektedir. BİST 100 endeksini tahmin etmede başarısız kabul edilen BRICS ülkeleri endeksleri sırasıyla Breziya Bovespa Endeksi (BVSP) ve Çin Shanghai'dır. Brezilya Bovespa Endeksinin (BVSP) BİST 100 endeksini tahmin etme gücünün dönemsel olarak sıralaması (T-1), (T-4), (T-3) ve (T-2)'dir. Çin Shanghai endeksinin BİST 100 endeksini tahmin etme gücünün dönemsel olarak sıralaması ise (T-1), (T-3), (T-4) ve (T-2) şeklindedir.

BRICS ülkelerinden Hindistan, Güney Afrika ve Rusya borsa endeksleri ile Türkiye'nin gösterge borsa endeksi arasındaki tahmin kabiliyetinin oldukça güçlü olduğu belirlenmiştir. Dolayısıyla Hindistan, Güney Afrika ve Rusya ile Türkiye'nin sermaye piyasaları arasında güçlü bir entegrasyon olduğu ifade edilebilmektedir. BRICS ülkelerinden Çin ve Brezilya ile Türkiye borsa endeksi arasındaki tahmin

edilebilirliğin ise diğer ülkelere kıyasla daha zayıf olduğu tespit edilmiştir ki en zayıf ilişkinin Çin Shanghai endeksi ile olduğu görülmüştür. Çin'in temel ekonomik verilerinden de anlaşıldığı üzere, dünya ekonomisinde söz sahibi olan önde gelen bir gelişmekte olan ülke olmasının bu ilişkinin sebebi olduğu düşünülmektedir. Bu sonuç da; Çin ve Brezilya ile Türkiye sermaye piyasaları arasında nispeten daha zayıf bir entegrasyonun varlığına işaret etmektedir. Türkiye'de BRICS ülkelerinin sermaye piyasalarına yatırım yapmak isteyen yatırımcıların portföylerini oluştururken bu ilişkileri yakından takip etmeleri; risklerini minimize ederek getirilerini artıracakları portföy çeşitlendirmesine imkan tanıyacaktır. Çalışmamızın bulguları doğrultusunda; Türkiye borsasındaki yatırımcıların portföy çeşitlendirmesi amacıyla Çin ve Brezilya borsalarına yönelmelerinin karlılıklarını artırabileceği düşünülmektedir. Nitekim sermaye piyasaları arasında tahmin edilebilirliğin ya da entegrasyonun daha az olduğu ülkelerin piyasalarına yatırım yapanlar, ilgili ülkelere birinde ortaya çıkabilecek ekonomik bir şokun diğer ülkelere yayılımının da kontrol altında olduğunu bilerek bu riski de minimize etmiş olacaktırlar. Bu sonuçlardan yola çıkarak, BRICS ülkelerinin gösterge borsa endekslerini dikkate alan Borsa İstanbul 100 yatırımcılarının daha başarılı sonuçlar elde etmesi beklenmektedir.

Borsa İstanbul endeksine en yakın BRICS borsa endekslerinin tahmin edilebilmesinin, bireysel ve kurumsal yatırımcıların yatırım kararlarına katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Türkiye için, borsa endeks hareketlerinin tahmininde BRICS ülkelerinin borsa endekslerinin incelendiği bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu konuda çalışmanın literatüre katkıda bulunması hedeflenmektedir. Gelecek çalışmalarda gelişmiş ülkelerin borsa endeksleri aracılığıyla Borsa İstanbul endeks hareketleri tahmin edilebilir. BİST 100 endeksi kapanış fiyatı yerine BİST 100 getiri endeksi gibi farklı değişkenler kullanılarak analizler tekrarlanabilir.

Kaynaklar

- Akel, V. (2015), Kırılgan Beşli Ülkelerinin Hisse Senedi Piyasaları Arasındaki Eşbütünleşme Analizi, *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 11(24), s.75-96.
- Avcı, E. ve Çinko, M. (2008), Endeks Getirilerinin Yapay Sınır Ağları Mo-Delleri İle Tahmin Edilmesi: Gelişmekte Olan Avrupa Borsaları Uygulaması, *İktisat İşletme ve Finans Dergisi*, 23(266), s.114-137.
- Başakın, E. E., Özger, M. ve Ünal, N. E. (2019), Gri Tahmin Yöntemi İle İstanbul Su Tüketiminin Modellenmesi, *Politeknik Dergisi*, 22(3), s.755-761.
- Benli, Y. K. (2014), Türkiye Borsasının Gelişmekte Olan Ülkeler Borsaları ile Eşbütünleşme Analizi, *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 12(23), s.18-32.
- Benli, Y. K. ve Tosunoğlu, N. G. (2014), Avrupa Birliği Üyesi Ülkelerin Morgan Stanley Capital International Endekslerinin Değerlendirilmesi ve Yapay Sınır Ağları İle Öngörüsü, *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 16(2), s.72-87.
- Bozoklu, Ş. ve Saydam, İ. M. (2010), BRICS Ülkeleri ve Türkiye Arasındaki Sermaye Piyasaları Entegrasyonunun Parametrik ve Parametrik Olmayan Eşbütünleşme Testleri ile Analizi, *Maliye Dergisi*, 159, s.416-431.
- Çelik, T. ve Boztosun, D. (2010), Türkiye Borsası ile Asya Ülkeleri Borsaları Arasındaki Entegrasyon İlişkisi, *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 36, s.57-71.
- Çıtak, L. ve Gözbaşı, O. (2007), İMKB ile Bazı Önde Gelen Gelişmiş ve Gelişmekte Olan Ülke Borsaları Arasındaki Bütünleşmenin Temel Endeks ve Ana Sektör Endeksleri Temelinde Analizi, *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 22(2), s.249-271.
- Dimpfl, T. (2014), A Note on Cointegration of International Stock Market Indices, *International Review of Financial Analysis*, 33, s.10-16.
- Gözbaşı, O. (2010), İMKB ile Gelişmekte Olan Ülkelerin Hisse Senedi Piyasalarının Etkileşimi: Eşbütünleşme ve Nedensellik Yaklaşımı, *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 35, s.99-118.

- Guidi, F. ve Ugur, M. (2014), An Analysis Of South-Eastern European Stock Markets: Evidence on Cointegration and Portfolio Diversification Benefits, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 30, s.119-136.
- Guresen, E., Kayakutlu, G. ve Daim, T. U. (2011), Using Artificial Neural Network Models in Stock Market Index Prediction, *Expert Systems with Applications*, 38(8), s.10389-10397.
- Haykin, S. (2009), *Neural Networks and Learning Machines*, Canada: Pearson.
- Horvath, R. ve Petrovski, D. (2013), International Stock Market Integration: Central and South Eastern Europe Compared, *Economic Systems*, 37(1), s.81-91.
- International Monetary Fund, *World Economic Outlook Databases October 2019*, Washington, DC.
- Kar, A. (1990), *Stock Prediction Using Artificial Neural Networks*, Dept. of Computer Science and Engineering, IIT Kanpur.
- Kshirsagar, G., Chandel, M., Kakade, S. ve Amaria, R. (2016), Stock Market Prediction Using Artificial Neural Networks. *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET)*, 5(5), s.1691-1695.
- Kutlu, B. ve Badur, B. (2009). Yapay Sinir Ağları İle Borsa Endeksi Tahmini, *Yönetim Dergisi*, 20(63), s.25-40.
- Lehkonen, H. ve Heimonen, K. (2014), Timescale-Dependent Stock Market Comovement: BRICS vs. Developed Markets, *Journal of Empirical Finance*, 28, s.90-103.
- Narayan, P. K. ve Smyth, R. (2005), Cointegration of Stock Markets Between New Zealand, Australia and The G7 Economies: Searching for Co-Movement Under Structural Change, *Australian Economic Papers*, 44(3), s.231-247.
- Nash, J. E. ve Sutcliffe, J. V. (1970), River Flow Forecasting through Conceptual Models. Part 1: A Discussion of Principles, *Journal of Hydrology*, 10(3), s.282-290.
- Özer, A., Sarı, S. S. ve Başakın, E. E. (2018), Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağları İle Borsa Endeks Tahmini: Gelişmiş ve Gelişmekte Olan Ülkeler Örneği, *Hitit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 11(1), s.99-124.
- Sachs, G. (2003), *Dreaming with BRICs: The Path to 2050*, <http://www2.goldmansachs.com/ideas/brics/book/99-dreaming.pdf>, (Erişim Tarihi: 20.03.2020).
- Yakut, E., & Süzölmüş, S. (2020). Modelling monthly mean air temperature using artificial neural network, adaptive neuro-fuzzy inference system and support vector regression methods: A case of study for Turkey. *Network: Computation in Neural Systems*, 31(1-4), 1-36.
- Şahin, C. ve Sümer, K. K. (2014), Gelişmiş ve Gelişmekte Olan Ülke Borsaları ile Türk Borsası Arasındaki Etkileşime Yönelik Bir İnceleme, *Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 16(2), s.315-338.
- Şimşek, M. (2016), Borsa İstanbul (BIST) ve BRICS Ülkelerinin Hisse Senedi Piyasalarının İlişkisi Üzerine Bir İnceleme, *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 5(3), s.520-536.
- Vuran, B. (2010), IMKB 100 Endeksinin Uluslararası Hisse Senedi Endeksleri ile İlişkinin Eşbütünleşme Analizi ile Belirlenmesi, *Istanbul University Journal of the School of Business Administration*, 39(1), s.154-168.
- Wanjawa, B. W. (2016), Predicting Future Shanghai Stock Market Price Using ANN in the Period 21-Sep-2016 to 11-Oct-2016, *Mach Learn*, 1, s.1-10.
- Yağlı, İ. (2016), Uluslararası Portföy Çeşitlendirmesi Kapsamında ABD ile BRICS ve Türkiye Hisse Senedi Piyasaları Arasındaki Eşbütünleşme İlişkisinin Analizi, *Ekonomi Politika ve Finans Araştırmaları Dergisi*, 1(1-2), s.13-22.

- Yakut, E., Elmas, B. ve Yavuz, S. (2014). Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Makineleri Yöntemleriyle Borsa Endeksi Tahmini, *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19(1), s.139-157.
- Yakut, E., ve Süzülmüş, S. (2020). Modelling Monthly Mean Air Temperature Using Artificial Neural Network, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System And Support Vector Regression Methods: A Case Of Study For Turkey. *Network: Computation in Neural Systems*, 31(1-4), s.1-36.
- Yarar, A. (2010), *Susurluk Havzası Yağış Akış Verilerinin Modellenmesi*, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora Tezi.
- Yılcı, V. ve Öztürk, Z. A. (2010), Türkiye ile En Büyük Beş Ticaret Ortağının Hisse Senedi Piyasaları Arasındaki Entegrasyon İlişkisinin Analizi: Yapısal Kırılmalı Birim Kök ve Eşbütünleşme Analizi, *Erciyes Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 36, s.261-279.
- Zhang, G., Patuwo, B. E. ve Hu, M. Y. (1998), Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the Art, *International Journal of Forecasting*, 14(1), s.35-62.