

K-En Yakın Komşu Algoritması İle Dolar-Tl Ve Euro-Tl Kuru Kullanarak Borsa Endeks Tahmini

Çiğdem ÖZARI¹ - Özge DEMİRKALE²

Makale Gönderim Tarihi: 08 Aralık 2021

Makale Kabul Tarihi: 31 Mart 2022

ÖZ

Çalışmada teknik analiz yardımıyla borsa endeks değerleri için belirlenen kararlar, veri madenciliği yöntemlerinden K-En Yakın Komşu (K-NN) algoritması kullanılarak tahmin edilmeye çalışılmıştır. 2008-2021 yılı kapanış fiyatları dikkate alınarak gerçekleştirilen çalışmada, öncelikle teknik analizin en bilinen indikatörlerinden Bollinger Bant ve Göreceli Güç Endeks göstergeleri ile BIST30, BIST50 ve BIST100 fiyat analizinde Al/Sat/Bekle kararları belirlenmiştir. Elde edilen kararlar ile Dolar-TL ve Euro-TL günlük kur değerleri kullanılarak bir sonraki gün için borsa endeks değerlerinin Al/Sat/Bekle kararları, K-NN algoritması ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Bu bağlamda çalışmanın ana amacı borsa endekslerinin kur değişimlerinden etkilendiğini belirlemektir. Elde edilen tahmini kararlardan, endeksin kur değişimlerinden etkilendiği tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: K-NN Algoritması, Bollinger Bant, Göreceli Güç Endeksi, Finansal Tahminleme.

Jel Sınıflandırması: C19, C51, C52, G17.

¹ Dr. Öğr. Üyesi, İstanbul Aydın Üniversitesi, Ekonomi ve Finans, cigdemozari@aydin.edu.tr, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2948-8957>

² Dr. Öğr. Üyesi, İstanbul Aydın Üniversitesi, İşletme, ozgedemirkale@aydin.edu.tr, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4227-3934>

Stock Market Index Prediction Using Dollar-TL And Euro-TL Exchange Rates With K-Nearest Neighbor Algorithm

Abstract

In the study, the decisions determined with technical analysis for the stock-market index values were estimated using the K-Nearest Neighbor (K-NN) algorithm. Considering the closing prices of 2008-2021, the Buy/Sell/Wait decisions were determined for the BIST30, BIST50, and BIST100 with most well-known indicators (Bollinger Band and Relative Strength Index). The decisions obtained from technical analysis and Dollar-TL, Euro-TL daily exchange rates are used to estimate the next day's prices with the K-NN. The main purpose is to determine the effect of exchange rate changes from stock-market indices. From obtained decisions, "the index is affected by exchange rate changes" is determined.

Keywords: K-NN Algorithm, Bollinger Band, Relative Strength Index, Financial Forecasting.

Jel Classification: C19, C51, C52, G17.

1. Giriş

Finansal zaman serileri analizinde bir finansal varlığın geçmişteki fiyat hareketlerinden gelecekteki yönünü tahmin etmeye çalışmak hem yatırımcılar hem de araştırmacıların ilgisini çekmektedir. Özellikle borsa endekslerinin geçmiş fiyat hareketlerine göre yönünü tahmin etmek ve buna bağlı Al/Sat/Bekle ve benzeri kararlar oluşturmak zaman serisi analizlerinde en zor uygulamaların başında gelmektedir. Borsa endeksini etkileyebilecek makroekonomik faktörleri analize dahil ederek çeşitli istatistiksel analizler yapmak ve buna bağlı olarak endeksin hangi faktörlerden etkilendiğini ve/veya artı/eksi hangi faktörlerle ilişki içerisinde olabileceğini tahmin etmek mümkündür. Bununla birlikte hisse senedi fiyatlarının geçmiş verilerinden faydalanarak yatırımcı açısından Al/Sat/Bekle ve benzer kararlar oluşturmak için temel ve/veya teknik analiz yöntemlerinden de faydalanılabilmektedir. Temel analizde daha çok hisse senedine yatırım yapma kararı vermeden önce, şirketin finansal durumu, şirketin içerisinde bulunduğu endüstri ekonomik konjonktür, siyasi ve jeopolitik faktörleri dikkate alınarak yatırımcı için yatırım tavsiyesi oluşturulabilmektedir. Teknik analizde ise finansal varlığın geçmiş fiyat hareketleri ile gelecekte nasıl hareket edeceği tahmin edilmeye çalışılmaktadır.

Bilgi teknolojilerinde yaşanan hızlı değişim her alanda olduğu gibi istatistiksel yöntemlerin de hızla gelişmesine ve yatırımcı için daha doğru kararların alınmasını sağlayacak uygulamaların ortaya çıkmasına neden olmuştur. Tahminleme; bir işletmenin ürün veya hizmetinin pazarda ne kadar talep göreceğinden, işletmenin bugünkü satış oranlarına bakarak gelecekte ürüne veya hizmete olan talebin nasıl değişkenlik göstereceğine kadar birçok amaç için kullanılabilir. Bununla birlikte tahminleme, sadece finansal alanda değil ekonomik ve sosyal olmak üzere birçok alanda oldukça önem taşımaktadır. Bu nedenle gelişen teknolojinin imkânları yapay zekâ, makine öğrenmesi, veri madenciliği gibi temel istatistik teknikler; alandaki karar vericilerin stratejik kararlar alıp uygulamasında artık çok daha büyük bir öneme sahiptir.

Bu çalışmada 02.01.2008 ile 20.10.2021 dönemi için BIST30, BIST50, BIST100, Dolar/TL, Euro/TL değişkenlerinin kapanış verileri kullanılmıştır. Öncelikle, borsa endeks değerleri için yatırımcıların sıklıkla tercih ettiği Bollinger Bant (BB) ve Göreceli Güç Endeksi (RSI) değerlerinden Al/Sat/Bekle kararları belirlenmiştir. Çalışmanın ana amacı borsa endeks değerleri için göstergeler yardımıyla belirlenen kararların, Dolar-TL ve Euro-TL kur değerleriyle tahmin edilebileceğidir. Bu bağlamda çalışmanın ana amacı borsa endekslerinin döviz kurlarına bağlılığını göstermektir. Bu amaç doğrultusunda, göstergelerden elde edilen 10 günlük veriler (kararlar) ile Dolar-TL ve Euro-TL günlük kur değerleri eğitim veri seti olarak belirlenmiş olup, takibinde yer alan gün için tahmin gerçekleştirilmiştir. Çalışmada, Al/Sat/Bekle karar tahmini için lineer olmayan sınıflayıcı olan k-NN algoritmasından faydalanmıştır. K parametresinin belirlenmesi için literatürde farklı yöntemler olsa da çalışmada eğitim veri setinin 10 günlük olması nedeniyle k değeri ilgili tüm değerlerde uygulanarak, hangi k değerinin daha iyi tahmin ettiği de araştırılmıştır.

Bu bağlamda çalışmanın ikinci bölümünde teknik analiz göstergeleri, K-NN algoritması ve benzer yöntemler ile endeks üzerinde tahminleme yapan çalışmalar incelenmiştir. Üçüncü bölümde çalışmada kullanılan yöntemler ve bu araştırma yöntemlerinin uygulama esasları yer alırken, dördüncü bölümde veri seti, uygulama basamakları ve elde edilen bulgulara yer verilmiştir.

2. Literatür

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde farklı teknik analiz göstergelerini kullanarak hisse senedi fiyat hareketlerini tahmin etmeye çalışan birçok çalışmaya rastlamak mümkündür. Bu çalışmalardan seçili bazı çalışmalar aşağıdaki gibi özetlenmiştir.

Ratner ve Leal (1999), 1982-1995 dönem verilerinden faydalanarak Asya ve Latin Amerika bölgesinde gelişmekte olan ülkelerin borsa endekslerini teknik analiz yöntemleri kullanarak incelemiştir. Çalışmanın sonucu; Meksika, Tayvan ve Tayland piyasalarında teknik analiz yöntemlerini kullanarak işlem yapılabileceği ve kar elde edilebileceği yönünde olmuştur. Hareketli ortalama yöntemini kullanarak TA25 (İsrail) ve S&P500 (ABD) karşılaştıran Shachmurove vd. (2001), TA25 endeksinin uzun dönemde daha iyi sonuçlar verirken, S&P500 endeksinin düşük bir performans gösterdiğini tespit etmişlerdir. Aynı yöntemi kullanarak Ürdün borsasının tahmin gücünü analiz eden Atmeh ve Dobbs (2004) işlem maliyetleri söz konusu olduğunda hareketli ortalama yönteminin tahmin gücünün zayıf olduğu, işlem maliyeti olmadığı durumlarda ise endeks üzerinde tahmin yönteminin güçlü sonuçlar verdiğini saptamışlardır. Chaitanya ve Sahu (2005) ise CNX Nifty (Hindistan) endeksinin günlük verilerini hareketli ortalama yöntemi ile alım-satım performansını tahmin etmişlerdir. Çalışmadan elde edilen sonuçlar, hareketli ortalama yöntemine göre alım satım tahmini ve buna bağlı işlemi yapmak al-tut stratejisine göre daha etkin olduğunu saptamışlardır.

Chong ve Ng (2008), FT30 (Londro) endeksinin 60 yıllık verilerini kullanarak Hareketli Ortalamaların Yakınlaşması ve Uzaklaşması (MACD) ve RSI göstergeleri ile endeksin yatırımcı açısından getiri etkisini tahmin etmişlerdir. Çalışmanın sonucuna göre yatırımcı açısından her iki yönteminde al stratejisi tut stratejisinden daha etkin ve daha yüksek getiri sağladığını tespit etmişlerdir. BB, RSI, Emtia Kanal Endeksi (CCI) ve MACD olmak üzere dört gösterge kullanarak 1997-2015 yılları arasında BIST30 ve BIST100 endeks yatırımcılar için Al/Sat/Bekle kararlarını tahmin eden Özarı vd. (2016) yatırımcıların dört göstergeyi birlikte kullanmalarının hatalı yatırım kararlarına yol açabileceğini tespit etmişlerdir. Şangay ve Shenzhen Menkul Kıymet Borsası'nda işlem gören 300 hissenin performansını çoğaltmak için tasarlanmış CSI300 endeks verileri ile BB ve dalgacık analizine dayalı BB yöntemlerini kullanan Chen vd. (2018) ise dalgacık analizine dayalı BB yöntemi ile daha az işlem gerçekleştirerek daha fazla kar elde edilebileceğini tespit etmişlerdir. Yıldırım (2019), doğalgaz fiyatlarına ait en yüksek, en düşük, açılış ve kapanış değerler yardımıyla 2017'nin altı aylık periyodu için farklı göstergelerle günlük al ve sat sinyalleri üreterek değişimin etkisini test etmiştir. Logit modelinden elde edilen bulgulara göre; RSI, CCI gibi teknik analiz göstergelerinin doğalgaz fiyatlarının yüzdelik değişimi üzerinde etkiye sahip olmadığı ancak BB ve Gann Hilo Aktivatörü gibi teknik analiz göstergelerinin ise pozitif yönlü bir etkiye sahip olduğudur.

Literatürde k-NN algoritmasından yararlanarak borsa endeks hareketlerini, hisse senedi fiyat değişimlerini inceleyen çalışmaları aşağıdaki gibi özetlemek mümkündür.

Aparicio vd. (2002), New York borsasındaki davranışı k-NN algoritmasında yararlanarak incelemiştir. Elde edilen bulgular tahmin algoritmasının performansının başarılı olduğu yönündedir. Brezilya borsa endeksinde yer alan hisse senetlerinin fiyatlarını k-NN algoritmasını kullanarak tahmin eden Teixeira ve Olive (2010) k-NN algoritması ile birlikte birleştirdikleri teknik analiz yöntemlerinin başarılı tahminler yaptığını saptamışlardır.

Subha ve Nambi (2012), 2006-2011 tarihleri arasında BSE-SENSEX ve NSE-NIFTY endekslerinin günlük hareket yönünü tahmin etmek için k-NN algoritmasından elde edilen sonuçları lojistik regresyon analizi sonuçları ile karşılaştırmışlardır. Elde edilen sonuçlara göre k-NN algoritmasının %79,65 ile daha başarılı bir performans gösterdiği yönündedir. Alkhatib vd (2013), Ürdün borsasında işlem gören beş hisse senedinin fiyat hareketini k-NN algoritmasını ve doğrusal olmayan regresyon yöntemini kullanarak tahmin etmişlerdir. Elde edilen sonuçlar gerçek verilerle karşılaştırıldığında küçük sapmalarla birlikte yakın sonuçlar elde edildiği yönündedir. Lojistik Regresyon (LR) ve k-NN yöntemlerini kullanarak BIST100 endeksinin getiri hareketlerini tahmin eden Alkış (2017), LR algoritmasının borsa endeksinin hareketinin tahmininde daha doğru sonuçlar verdiğini tespit etmiştir. BIST100 endeksinin hareket yönünü (aşağı/yukarı) çoklu LR ve k-NN algoritmasını kullanarak tahmin eden Kemalbay ve Alkış (2020), çalışmasının sonuçları LR modelinin %81 doğruluk oranı ile en başarılı tahmin performansı gösterdiğini ortaya çıkarmıştır.

Filiz ve Öz (2017), BIST100 endeksini etkileyen makroekonomik faktörleri çalışmalarına değişken olarak dahil ederek k-NN, Naive Bayes (NB), LR ve C4.5 sınıflandırıcılarını kullanarak tahmin etmişlerdir. Çalışmanın sonucuna göre, en başarılı yöntemin C4.5 (%66,2) algoritması olduğu tespit edilmiştir.

Teknik analizle bulanık mantığı birlikte kullanarak hisse senedi fiyat hareketlerini tahmin etmeye çalışan literatürdeki çalışmaları aşağıdaki gibi özetlemek mümkündür.

Simutis (2000), 1996-1998 yılları arasında NASDAQ ve NYSE borsalarından seçilen hisse senetlerini teknik analiz ve bulanık mantık yaklaşımını kullanarak incelemiştir. Çalışmada komisyon ücreti olarak her Al/Sat kararı için 10\$ belirlenmiş olup, ayrıca her bir hisse senedine 10.000\$ yatırım yapıldığı varsayılmıştır. Çalışmanın sonucuna göre, Al/Sat kararın-

daki komisyon ücreti çıkarıldığında yaklaşık %22 net getiri sağlandığı tespit edilmiştir. Teknik analiz ve bulanık mantık yaklaşımını kullanarak Al/Sat kararı üreten Cheung ve Kaymak (2007) çalışmalarında 1997-2006 tarihleri arasında haftalık verileri kullanarak MSCI EMU endeksi, MSCI US endeksi, MSCI Japan endeksi, EMU Bond, US Bond, Amerikan, Avrupa ve Japonya para birimlerini kullanmışlardır. Çalışmada oluşturulan portföylerin performansını ölçebilmek için ayrıca Sharpe oranını da kullanmışlardır. Elde edilen sonuçlar bulanık mantık ile oluşturulan portföyün Al/Sat kararlarına göre her periyotta olmamakla birlikte üstün olduğu yönündedir. Dourra ve Sıy (2001) çalışmalarında General Motor, Compaq Bilgisayar, Intel ve Western Dijital şirketlerinin 3 yıllık hisse fiyatlarını teknik analiz göstergelerinden elde edilen verilerle bulanık mantık yaklaşımı ile değerlendirmişlerdir. General Motor üç yıllık periyotta ortalama bir performans gösterirken, Intel bütün periyotlarda iyi bir performans göstermiştir. Western Dijital ve Compaq bilgisayar ise üç yıllık periyodun ilk yarısında başarılı iken ikinci yarısında kötü bir performans göstermiştir.

Gamil vd. (2007), Nasdaq'dan elde edilen verilerle bulanık mantık kuralları ile genetik algoritma kullanmışlardır. Her bir bulanık değişken için düşük, orta ve yüksek olmak üzere sözel bazda 3 adet üyelik fonksiyonu oluşturmuşlardır. Çıktı sinyali olarak da Al/Tut/Sat olmak üzere 3 adet üyelik fonksiyonu belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, bulanık mantık yaklaşımının yatırımcılar için doğru bir tahminleme yaklaşımı olduğu yönündedir. Chang ve Liu (2008), Tayvan Borsası Endeksi ve MediaTek Teknoloji şirketi hisse senedi fiyatlarını bulanık mantık yaklaşımı ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmanın uygulama kısmında teknik analiz göstergelerinden olan 6 günlük hareketli ortalama ve RSI, 9 günlük stokastik gösterge, MACD ve işlem hacmini kullanmışlardır. Elde edilen bulgulara göre fiyat hareketlerini doğru tahmin etme yüzdesi Tayvan borsasında %97,6 iken MediaTek Teknoloji hisse fiyatlarında %98,08 olarak saptanmıştır. Bulanık mantık yaklaşımından yararlanarak Standard & Poors kapanış endeksinin 10 Ocak-23 Aralık 2005 verilerini kullanarak Gradojevic ve Gençay (2012) tarafından yapılan bir başka çalışmada ise girdi ve çıktı verisi olarak 5 ayrı sözel değişken belirlenmiştir. Girdi verisi olarak kapanış değerinin 50 günlük ağırlıklı ortalaması alınmış ve bu değerlere çok küçük, küçük, orta, büyük ve çok büyük olmak üzere 5 sözel değişken belirlemiştir. Çıktı verisi olarak Al/Sat tavsiyesi olarak “güçlü sat”, “zayıf sat”, “elde tut”, “zayıf al” ve “güçlü al” olmak üzere 5 sözel değer belirlemiştir. Elde edilen bulgulara göre yüksek volatilitenin yalnız teknik analiz ile düşük kar getirebileceği, volatilitenin al-sat stratejisinde kayıp ya da kazanç ile herhangi bir bağlantısının olmadığını tespit etmişlerdir.

3. Metodoloji

RSI, BB göstergelerinin tanımları ve değerlendirmeleri ile birlikte K-NN yönteminin tanımı ve değerlendirilmeleri aşağıdaki gibidir.

3.1. Göreceli Güç Endeksi

1978 yılında geliştirilen RSI, piyasalarda çok sık kullanılan, incelenen dönem içerisinde hisse senedinin kapanış değerinin bir önceki güne göre değişiminden yola çıkarak hesaplayan bir göstergedir. Bu yöntem daha çok dakikalık, saatlik, haftalık, aylık vs. frekansa göre fiyat verisi kullanılarak hesaplanmaktadır (Ponsi, 2016, s. 230). RSI fiyatların geçmişte yükseldiği günlerle, azaldığı günlerin karşılaştırılması olarak özetlenebilir (Tomak, 2007, s. 6). RSI değeri hesaplanırken aşağıdaki adımlar sırayla uygulanır.

Adım 1: Ortalama Yukarı Hareket (OYH) hesaplanır.

OYH: (n+1) adetlik zaman diliminde bir önceki güne göre artan n adet verinin aritmetik ortalaması.

Adım 2: Ortalama Aşağı Hareket (OAH) hesaplanır.

OAH: (n+1) adetlik zaman diliminde bir önceki güne göre azalan n adet verinin aritmetik ortalaması.

Adım 3: OYH/OAH bölünerek RS değeri elde edilir.

Adım 4: Adım 3'teki hesaplama sonucunda elde edilen RS değeri kullanılarak, aşağıda verilen eşitlik yardımıyla RSI değeri elde edilir.

$$RSI = 100 - \left[\frac{100}{1 + RSI} \right]$$

RSI göstergesinin amacı, ilgili endeksin belli bir dönem aralığı için değer kaybettiği günlerle değer kazandığı günleri karşılaştırarak endeksin gücünü belirlemektir. Dönem aralığı ne kadar azalır, hassaslık o kadar azalır (Sakınç, 2018). RSI değeri 0 ile 100 arasında dalgalanır; 70'in üzeri aşırı alım ve 30'un altı aşırı satış bölgesidir (Çetinyokuş ve Gökçen, 2002). RSI 50 seviyesinden yukarı hareket ederse fiyatların yükselebileceğine, aşağı hareket ederse fiyatların düşebileceğine dikkat etmek gerekmektedir (Mergen, 1993:129, aktaran Sakınç, 2018: 137).

3.2. Bollinger Bant

John Bollinger tarafından 1980 yılında geliştirilen BB orta, üst ve alt bant olarak oluşturulur. En önemli varsayımı fiyatların alt ve üst bant olarak adlandırılan fonksiyonlar arasında gidip geldiğidir. Üst BB (ÜBB) orta ban-

da 2 standart sapması eklenerek, Alt BB (ABB) ise orta banttın 2 standart sapması çıkartılarak hesaplanır. Bu parametre değeri (2), farklı ortalamalar ile değişkenin değerine göre farklılaşabilir. Yatırımcılar açısından piyasada gelecekteki fiyat değişimlerini ve oynaklığı kestirmek için alım satım sinyalleri üretmek amacıyla bir takım pozisyon tavsiyeleri sunmaktadır (Bollinger, 2001: 6). BB hesaplanırken aşağıdaki adımlar sırayla uygulanır.

Adım 1: Ortalama Bollinger (OBB) bant hesaplanır. Bu bant n günlük hareketli ortalamalardan oluşur. n sayısı periyodu göstermektedir.

Adım 2: Adım 1’de oluşturulan OBB’den faydalanarak, ÜBB hesaplanır.

$$\text{ÜBB} = \text{OBB} + 2 \times S_{nn}$$

SS_n: n günlük Hareketli Standart Sapma

Adım 3: Adım 1’de oluşturulan OBB’den faydalanarak, ABB bant hesaplanır.

$$\text{ABB} = \text{OBB} - 2 \times S_{nn}$$

3.3. K-en yakın komşu algoritması

K-NN yöntemi, sınıfları belli olan bir veri setine yeni bir veri eklendiğinde bir örnek kümedeki gözlem değerlerinden yararlanarak, yeni eklenen verinin hangi sınıfa ait olduğunu tespit etmek için kullanılır (Özkan, 2008: 117). Yeni eklenen verinin hangi sınıfa ait olduğunu belirlemek için, bu verinin sınıfları bilinen (eğitim seti) tüm verilere olan uzaklığı hesaplanır. Uzaklıklar yakından uzağa doğru sıralanır ve bu bilgiler yardımıyla komşuluklar belirlenir. K parametresine göre, k tane komşunun sınıfları incelenerek, en çok gözlemlenen sınıf eklenen verinin sınıfı olarak belirlenir. Bir başka ifadeyle, sınıflandırma da temel amaç verilerin ait olduğu özelliklere bakıp bu verilerin hangi sınıfa ait olduğunun tespit edilmesidir. K-NN algoritmasının adımları aşağıdaki gibidir (Bhuvaneswari ve Therese, 2015).

Adım 1: k değeri belirlenir.

Adım 2: Diğer değişkenlerden hedef değişkene olan uzaklıklar hesaplanır.

Bu adımda uzaklık, Öklid uzaklığı veya başka uzaklık ölçütü kullanılarak hesaplanabilir.

Adım 3: Uzaklıklar küçükten büyüğe doğru sıralanır ve en yakın uzaklığa bağlı olarak en yakın komşular belirlenir.

Böylelikle, hedef değişkene en yakın olan değişken birinci komşu olarak adlandırılır ve diğer uzaklıklardaki olan değişkenlerde bağlı oldukları uzaklıklarla ilişkili komşuluklara atanır.

Adım 4: 3. adımda belirlenen k tane komşuluğun sınıfları (kategorileri) belirlenir

Adım 5: 4. adımda belirlenen sınıflardan en çok gözlemlenen sınıf seçilir.

K-NN algoritmasının performansını büyük ölçüde örneklem büyüklüğü, kullanılan uzaklık ölçütü ve k parametresinin seçimi etkiler (Liu ve Zhang, 2012, s. 1068). K değerini olması gerekenden büyük bir değer belirleyerek analiz etmek, çok benzer olmayan verileri aynı kategoriye alacağından, doğruluk değerini düşürür; benzer şekilde çok küçük bir değer belirlemek ise bazı olası kategorileri göz ardı edeceğinden yine doğruluk değerini düşürecektir (Dilki ve Başar, 2020)

4. Uygulama ve Ampirik Bulgular

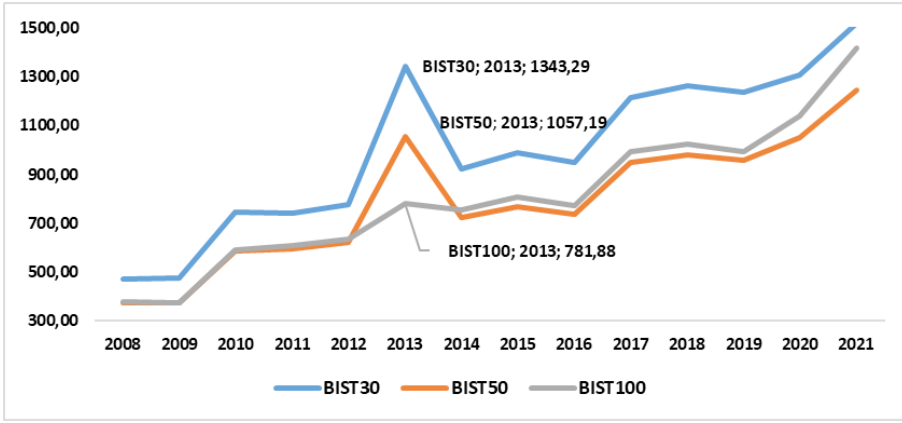
Çalışmada 02.01.2008 ile 20.10.2021 dönemi için BIST30, BIST50, BIST100, Dolar/TL, Euro/TL değişkenlerinin günlük kapanış verileri kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan veriler www.investing.com internet sitesinden derlenmiştir. Çalışmanın ana amacı BIST30, BIST50 ve BIST100 değerlerinin Dolar-TL ve Euro-TL kur değerlerinden etkilendiğini göstermektir. Bu bağlamda öncelikle çalışmada kullanılan veri setine ilişkin tanımlayıcı istatistikleri incelenmiştir. Tablo 1’de BIST30’un kapanış değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri yıl bazlı ve çalışma döneminin ortalama değeri ile yer almaktadır, BIST50 ve BIST100’ün bilgileri ise Ek 1 ve Ek 2’de yer almaktadır.

Tablo 1. BIST30 Kapanış Değerlerinin Tanımlayıcı İstatistikleri

BIST30	Ortalama	Standart Sapma	Minimum	Maksimum
2008	471,89	91,13	270,95	698,92
2009	476,71	122,54	290,38	664,99
2010	745,86	75,65	617,74	911,89
2011	741,55	68,98	597,92	857,98
2012	776,82	90,38	606,11	988,66
2013	1343,29	6084,25	779,49	97728,24
2014	922,33	90,39	740,28	1068,49
2015	990,76	61,60	848,93	1139,35
2016	947,06	44,50	850,93	1062,60

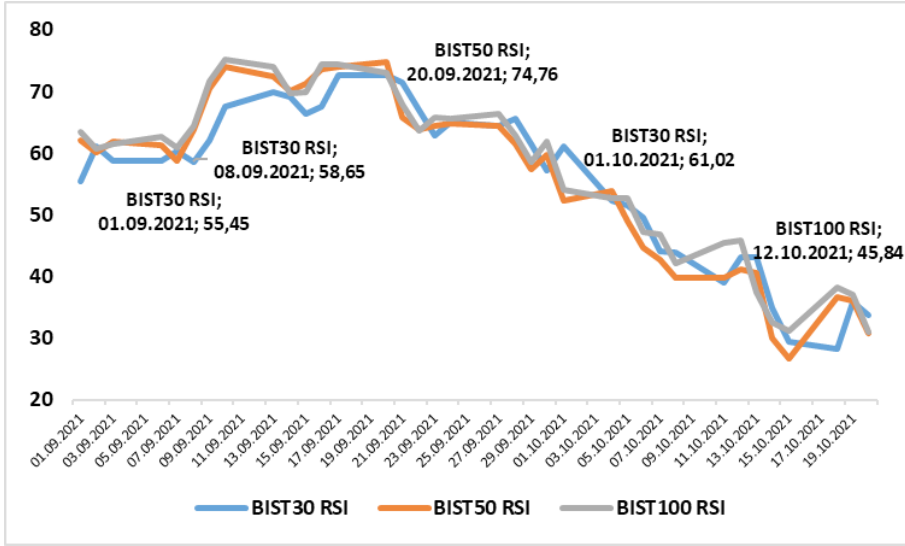
2017	1214,94	119,74	928,54	1412,95
2018	1261,54	118,11	1066,05	1487,33
2019	1238,22	72,36	1043,24	1394,68
2020	1308,95	130,53	1003,38	1642,84
2021	1517,62	93,77	1228,90	1705,79
2008-2021	990,41	1672,45	270,95	97728,24

Grafik 1 çalışma dönem aralığında tahmini gerçekleştirilmek istenen BIST30, BIST50 ve BIST100 endekslerinin kapanış değerlerini göstermektedir.

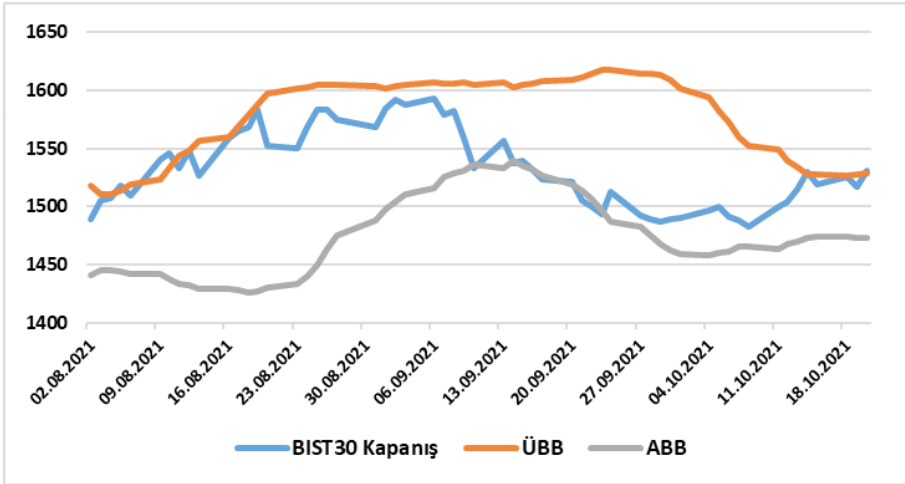


Grafik 1. BIST, BIST50 ve BIST100 Endekslerinin Kapanış Değerleri: 2008-2021

Çalışmanın birinci aşamasında, borsa endeks değerlerinin RSI ve BB değerleri hesaplanarak Al/Sat/Bekle kararları belirlenmiştir. Grafik 2’de çalışmanın 2021 yılının Eylül ve Ekim aylarına ait BIST30, BIST50 ve BIST100 kapanış değerlerinden elde edilen RSI değerlerinin grafiği yer almaktadır.



Grafik 2. BIST30, BIST50 ve BIST100 için RSI Değerleri



Grafik 3. BIST30 BB

Fiyatların ABB kesmesi ve/veya geçmesi durumunda fiyatların genelde bandın içinde yer alacağı varsayımından belli bir süre sonra bandın içine geri döneceği düşüncesi ortaya çıkmaktadır. Fiyatların bandın altında olması durumunda, finansal varlığın gerektiğinden daha düşük değerde olduğunu ve ilgili finansal varlığın alınmasının uygun olduğu ortaya çıkmaktadır. Bu durum ise al sinyali üretmektedir. Fiyatların ÜBB kesmesi ve/veya geçmesi durumunda

ise benzer varsayımlardan bir sat sinyali ürettiği ve bantlar arasında olduğu tüm süreçlerde ise karar veremediği yani bekle sinyali ürettiği söylenmektedir (Uyar, Kelten ve Morali; 2020).

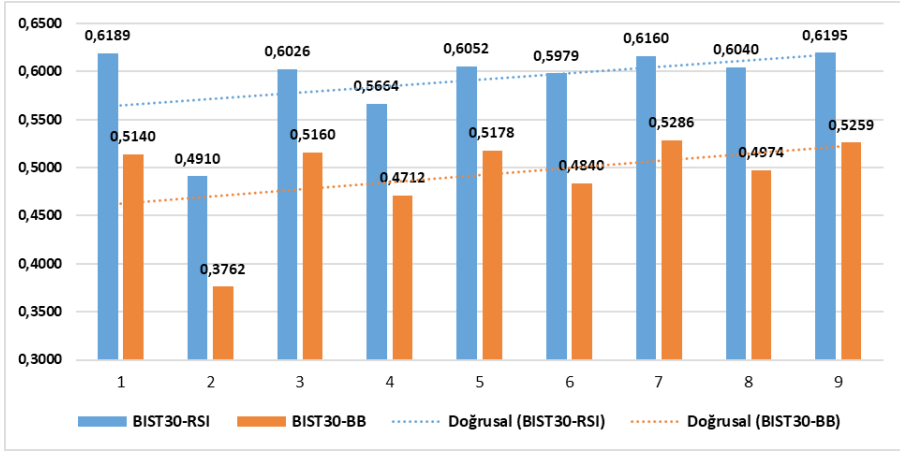
Çalışmanın bu aşamasında sadece BB ve sadece RSI göstergelerinden elde edilen kararlar ile kur değerleri k-NN algoritmasına eğitim seti olarak verilerek, bir sonraki günün kararı tahmin edilmiştir. Bir başka ifade ile iki farklı k-NN algoritması çalıştırılarak tahmin gerçekleştirilmiştir. Her iki algoritma içinde; eğitim seti 10 günlük periyotlardan oluşturulmuş ve onbirinci günde yer alan kur değerlerinden her bir endeks için hangi stratejinin oluşturulacağı tahmin edilmiştir. Tablo 2’de iki ayrı k-NN algoritması için oluşturulan eğitim seti yer almaktadır.

Tablo 2. Eğitim Veri Seti

Tarih	USD/TRY	Euro /TL	BIST30 RSI Karar	BIST30 BB Karar
11.01.2021	7,4733	9,0793	Sat	Al
12.01.2021	7,4482	9,0905	Sat	Bekle
13.01.2021	7,3934	8,9882	Sat	Al
14.01.2021	7,3699	8,9589	Bekle	Al
15.01.2021	7,4733	9,0263	Bekle	Al
18.01.2021	7,4768	9,029	Al	Al
19.01.2021	7,4691	9,057	Sat	Bekle
20.01.2021	7,4169	8,9774	Sat	Al
21.01.2021	7,3636	8,9556	Sat	Al
22.01.2021	7,4106	9,0165	Bekle	Al

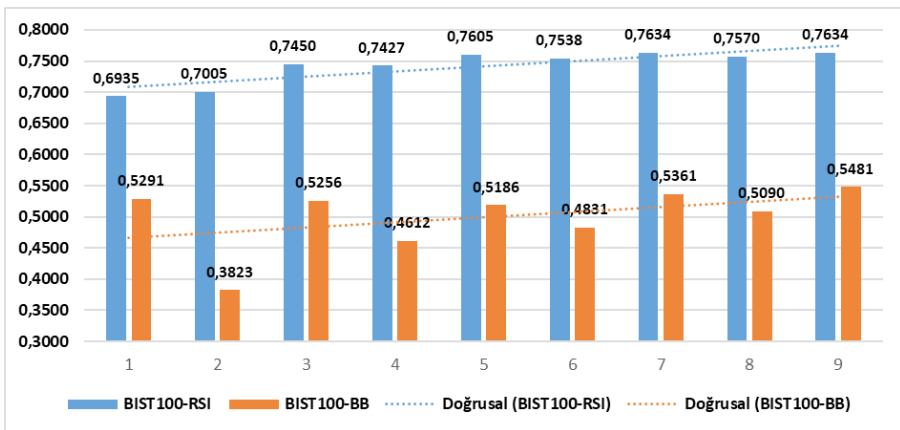
K-NN algoritmasını uygulayabilmek için öncelikle k parametresinin belirlenmesi gerekir. Çalışmada eğitim seti 10 günlük hareketli periyotlardan oluşturulduğu için, k’nın alabileceği tüm değerler içinde analiz gerçekleştirilmiş olup, hangi k değerinin daha iyi sonuçlar ortaya çıkardığı da incelenmiştir. 10 günlük kur değişimlerden oluşturulan eğitim seti yardımıyla tahmini kararı gerçekleştirilmek istenen endeks değeri için, algoritmanın ikinci adımı gereği uzaklıklar hesaplanıp, adım 3 gereği ilgili uzaklıklardan komşuluklar belirlenmiştir. Bu komşuluklar çalışmamızda yer alan endeksler için tanımlanan kararlardır. Her k değeri için en çok tekrar eden komşuluk değeri endeks için tahmin edilen kararı oluşturur. Örneğin k=3 için; en yakın 3 komşuluğuna bakılarak en çok tekrar eden karar, tahmini karar olarak değerlendirilir. Tahmini gerçekleştirilecek her gün ondan önceki 10 gün dikkate alınarak tüm veri seti için, kararlar belirlenir. Grafik 4’te BIST30 endeksi için RSI eğitim seti ile elde edilen K-NN analiz bulguları ile BB eğitim seti ile elde edilen K-NN

analiz bulguları yer almaktadır. Elde edilen bulgulara göre, en düşük yüzde $k=2$ değeri için %37,62 olarak gerçekleşmiştir. Bu sonuç k değerinin çift sayı olduğu durumlarda beklendik bir bulgudur, çünkü eşit sayıda farklı kararlar elde edildiği durumda algoritma karar veremez.



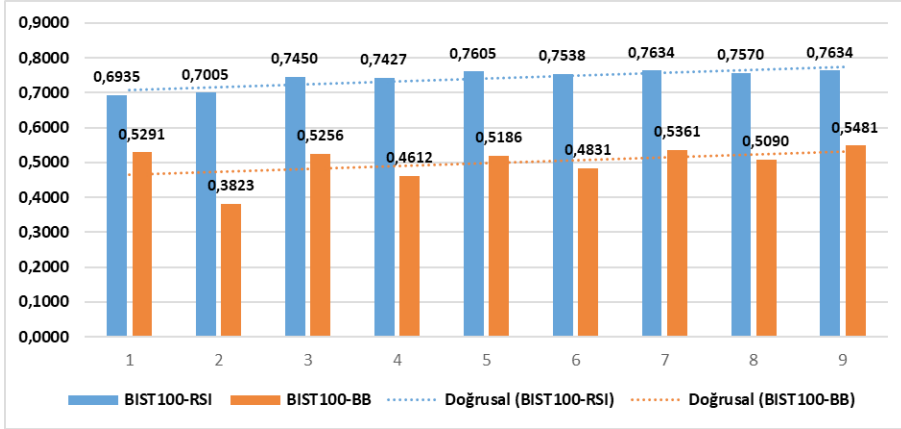
Grafik 4. BIST30 Analiz Bulguları

Grafik 5'te BIST50 endeksi için RSI eğitim seti ile elde edilen K-NN analiz bulguları ile BB eğitim seti ile elde edilen K-NN analiz bulguları yer almaktadır. Elde edilen bulgulara göre, RSI eğitim seti ile elde edilen analizin tahmini kararları, BB eğitim seti ile elde edilen analizin tahmini kararlarından daha yüksektir. Benzer bulgular, BIST30 ve BIST100 içinde geçerlidir.



Grafik 5. BIST50 Analiz Bulguları

Grafik 6’da BIST100 endeksi için RSI eğitim seti ile elde edilen K-NN analiz bulguları ile BB eğitim seti ile elde edilen K-NN analiz bulguları yer almaktadır. RSI eğitim ile elde edilen bulgular k’nın tüm değerleri için yaklaşık olarak en düşük %70 olarak belirlenmiştir. BB eğitim setinde ise en düşük bulgu %38’dir. Bu bulgular birlikte çalışmanın ana amacı olan endeks değerlerinin kur değerlerinden etkilendiğini göstermektedir.



Grafik 6. BIST100 Analiz Bulgular

Çalışmadan elde edilen bulgulara göre, RSI eğitim setinden elde edilen kararlar tüm endeks değerleri ve tüm k değerleri için daha yüksektir. En yüksek tahminler ise k=7 için BB eğitim setinden BIST30 için elde edilen kararlar dışında, k=9 için gerçekleşmiştir. Eğitim setinin 10 günlük periyotlarda olması bu sonuçların ortaya çıkmasına neden olmuş olabilir. Bu bağlamda bundan sonraki çalışmalarda eğitim seti süresi daha uzun ele alınarak, sonuçların karşılaştırılması gerekir. Doğru tahmin edilen kararların yüzdesi incelendiğinde, en düşük yüzdelerin k=1 ve k=2 için gerçekleştiği gözlemlenmiştir. Bunlar arasında en düşük yüzdenin ise BIST50 için BB eğitim setiyle elde edilen analizden k’nın 2 olduğu durumda gerçekleşmiştir. Buna rağmen elde edilen %36,77’lik değer endeksin kurlardan etkilendiğini göstermektedir (Tablo 3).

Tablo 3. K-NN Algoritmasından Elde Edilen Bulgular

k	BIST30-RSI	BIST50-RSI	BIST100-RSI	BIST30-BB	BIST50-BB	BIST100-BB
1	0,6189	0,6943	0,6935	0,5140	0,4988	0,5291
2	0,4910	0,7008	0,7005	0,3762	0,3677	0,3823
3	0,6026	0,7453	0,7450	0,5160	0,5093	0,5256
4	0,5664	0,7430	0,7427	0,4712	0,4639	0,4612

5	0,6052	0,7611	0,7605	0,5178	0,5131	0,5186
6	0,5979	0,7570	0,7538	0,4840	0,4784	0,4831
7	0,6160	0,7669	0,7634	0,5286	0,5181	0,5361
8	0,6040	0,7599	0,7570	0,4974	0,4983	0,5090
9	0,6195	0,7669	0,7634	0,5259	0,5291	0,5481
Mak	0,6195 (k=9)	0,7669 (k=9)	0,7634 (k=9)	0,5286 (k=7)	0,5291 (k=9)	0,5481 (k=9)
Min	0,4910 (k=2)	0,6943 (k=1)	0,6935 (k=1)	0,3762 (k=2)	0,3677 (k=2)	0,3823 (k=2)

5. Sonuç

Çalışmada 02.01.2008 ile 20.10.2021 dönemi için BIST30, BIST50, BIST100, Dolar/TL, Euro/TL değişkenlerinin kapanış verileri kullanılmıştır. Çalışmanın amacı öncelikle endekslerin fiyat analizinde teknik analiz indikatörlerinden Bollinger Bant ve Göreceli Güç Endeks göstergeleri ile endekslerin Al/Sat/Bekle kararlarını belirlemektir. Daha sonra ise elde edilen kararlar ile Dolar-TL ve Euro-TL günlük kur değerleri kullanılarak bir sonraki gün için borsa endeks değerlerinin Al/Sat/Bekle kararları, k-NN algoritması ile tahmin etmeye çalışmaktır. Bu amaç doğrultusunda, göstergelerden elde edilen 10 günlük veriler (kararlar) ile Dolar-TL ve Euro-TL günlük kur değerleri eğitim veri seti olarak belirlenmiş olup, takibinde yer alan gün için tahmin gerçekleştirilmiştir. Çalışmada, Al/Sat/Bekle karar tahmini için lineer olmayan sınıflayıcı olan k-NN algoritmasından faydalanmıştır.

Hisse senedi fiyatlarının geçmiş verilerinden faydalanarak yatırımcı açısından Al/Sat/Bekle ve benzer kararlar oluşturmak için temel ve/veya teknik analiz yöntemlerinden de faydalanılabilmektedir. Özellikle borsa endekslerini etkileyebilecek makroekonomik faktörleri analize dahil ederek geçmiş fiyat hareketlerine göre yönünü tahmin etmek ve buna bağlı Al/Sat/Bekle ve benzeri kararlar oluşturmak en zor uygulamaların başında gelmektedir. Bu çalışmada borsa endeks değerlerinin kur değişimlerinden etkilendiğini göstermek amacıyla, basit teknik analiz bilgisiyle bu etkinin varlığı k-NN algoritması yardımıyla gösterilmiştir. BIST30, BIST50 ve BIST100 kapanış değerlerini en sık kullanılan ve uygulaması basit olan RSI ve BB teknik göstergeleri kullanılarak Al/Sat/Bekle kararları üretilmiştir. 10 günlük teknik göstergelerden elde edilen kararlar ile kur değişimleri bilgisi eğitim seti olarak verilerek, takibinde yer alan gün için tahmin gerçekleştirilmiştir. Bu tahmin sadece RSI ve sadece BB bilgisiyle belirlenen kararlar ile iki ayrı k-NN algoritmasıyla uygulanmıştır. K-NN algoritmasında k değerinin belirlenmesi bir sorunsal olarak var olmasına rağmen, bu çalışmada eğitim seti 10 günlük kapanış değerlerin-

den elde edildiđi için, k 'nın alabileceđi tüm deđerler için analiz gerçekteşitirilererek sorunsal ortadan kaldırılmıştır.

Çalışmadan elde edilen sonuçlar, endeks deđerlerinin kur deđerlerinden etkilendiđini bir bağlamda basit teknik analiz bilgisi kullanılarak gösterilmiştir. Çalışmadan elde edilen bulgular literatürde farklı teknik analiz göstergelerini kullanarak hisse senedi fiyat hareketlerini tahmin etmeye çalışan Ratner ve Leal (1999), Chong ve Ng (2008), Chen vd. (2018), Yıldırım (2019) vb. birçok çalışma ile benzerlik göstermektedir. Çalışmanın sonuçları ayrıca k -NN algoritmasından yararlanarak borsa endeks hareketlerini, hisse senedi fiyat deđişimlerini inceleyen Aparicio vd. (2002), Teixeira ve Olive (2010), vb destekler niteliktedir. Ancak, endeks deđerleri sadece kur deđerlerinden etkilendiđi için çalışmadaki deđişkenlerin eklenerek ve/veya deđiştirilerek güncel çalışmalar yapılmasının literatüre katkı sağlayacağı düşünölmektedir.

Kaynakça

- Alkhatib, K., Najadat, H., Hmeidi, I., & Shatnawi, M. K. A. (2013). Stock Price Prediction Using K-Nearest Neighbor (K-NN) Algorithm. *International Journal of Business, Humanities and Technology*, 3(3), 32-44.
- Alkış, B. N. (2017). Çoklu Lojistik Regresyon ve K-En Yakın Komşu Yöntemleri ile BIST 100 Endeks Getiri Yönünün Tahmini. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü: İstanbul.
- Aparicio, T., Pozo, E. V., & Saura, D. (2002). The Nearest Neighbour Method As A Test For Detecting Complex Dynamics In Financial Series. An Empirical Application. *Applied Financial Economics*, 12, 517-525. <https://doi.org/10.1080/09603100010007986>
- Atmeh, M. A., & Dobbs, I. M. (2006). Technical Analysis and The Stochastic Properties of The Jordanian Stock Market Index Return. *Studies in Economics and Finance*. Vol. 23 No. 2, pp. 119-140. <https://doi.org/10.1108/10867370610683914>
- Biyan, M. (2016). Bulanık Mantık Tabanlı Çalışan Disiplin Kurulu Yazılımının Gerçekleştirilmesi. *Çankırı Karatekin Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 7(1), 819-842.
- Bollinger, J. (2001), *Bollinger on Bollinger Bands*, McGraw-Hill, USA, s.64.
- Bollinger, J. G., & Bascom, J. (1980). Algorithms for Microprocessor Manipulation of Machines and Processes. In *Joint Automatic Control Conference* (No. 17, p. 109).
- Bhuvaneswari, P., & Therese, A. B. (2015). Detection of Cancer in Lung With k-NN Classification Using Genetic Algorithm. *Procedia Materials Science*, 10, 433-440. doi: 10.1016/j.mspro.2015.06.077
- Çetinyokuş, T., & Gökçen, H. (2002). Borsada Göstergelerle Teknik Analiz İçin Bir Karar Destek Sistemi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 17(1), 43-58.
- Chang P. & Liu, C. (2008). A TSK Type Fuzzy Rule Based System For Stock Price Prediction. *Expert Systems with Applications*, 34, 135-144. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.08.020>
- Chaitanya, P. ve Sahu, R. (2005). Application Of Technical Trading Strategies in Indian Stock Market, Thirteenth Annual Conference On Pacific Basin Finance, Economics, And Accounting.
- Chen, S., Zhang, B., Zhou, G., & Qin, Q. (2018). Bollinger Bands Trading Strategy Based On Wavelet Analysis. *Applied Economics and Finance*, 5(3), 49-58. doi:10.11114/aef.v5i3.3079
- Cheung, W. M. & Kaymak, U. (2007, November). A Fuzzy Logic Based Trading System. *NİSIS 2007 3rd Annual Symposium*, Malta.
- Chong, T. T. L., & Ng, W. K. (2008). Technical Analysis And The London Stock Exchange: Testing The MACD And RSI Rules Using The FT30. *Applied Economics Letters*, 15(14), 1111-1114. : <https://doi.org/10.1080/13504850600993598>
- Dilki, g., & Başar, Ö. D. (2020). İşletmelerin İflas Tahmininde K-en Yakın Komşu Algoritması Üzerinden Uzaklık Ölçütlerinin Karşılaştırılması. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 19(38), 224-233.

- Demirhan, A., Kılıç, Y. A., & İnan, G. (2010). Tıpta Yapay Zekâ Uygulamaları. *Yoğun Bakım Dergisi*, 9(1):31-41.
- Dourra H., & Sıy, P. (2001). Stock Evaluation Using Fuzzy Logic. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 4(4), 585-602. <https://doi.org/10.1142/S0219024901001188>
- Filiz, E., & Öz, E. (2017). Classification of BIST-100 Index' Changes Via Machine Learning Methods. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 39(1), 117-129. DOI: 10.14780/muiibd.329913
- Gamil A. A., El-fouly, R. S., & Darwish, N. M. (2007, July). Stock Technical Analysis Using Multi Agent And Fuzzy Logic. *World Congress Engineering*, London. ISBN:978-988-98671-5-7
- Gradojević, N., & Gençay, R. (2012). Fuzzy logic, Trading Uncertainty and Technical Trading. *Journal of Banking & Finance*, 37, 578-586. Doi:10.1016/j.jbankfin.2012.09.012
- GCM Forex, Forex Eğitimleri, Göstergeler, <https://www.gcmforex.com/egitim/teknik-analiz/gostergeler/>
- Kemalbay G., Alkış B. N. 2020. Borsa Endeks Hareket Yönünün Çoklu Lojistik Regresyon ve K-En Yakın Komşu Algoritması ile Tahmini. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 27 (4),556-569. doi: 10.5505/pajes.2020.57383
- Liu, H., & Zhang, S. (2012). Noisy Data Elimination Using Mutual K-nearest Neighbor for Classification Mining. *Journal of Systems and Software*, 85(5), 1067-1074. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2011.12.019>
- Özari, Ç., Turan, K., & Demir, E. (2016). Teknik indikatörlerin etkinliği: BIST30 ve BIST100 endeksleri üzerine bir uygulama. *Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi SBE Dergisi*, 6(1), 94-113.
- Perşembe, A. (2001). Teknik Analiz mi Dedin Hadi Canım Sen de, Skala Yayıncılık, C.I, İstanbul
- Ponsi, E. (2016). *Technical Analysis and Chart Interpretations: A Comprehensive Guide to Understanding Established Trading Tactics for Ultimate Profit*. John Wiley & Sons.
- Ratner, M., & Leal, R. P. (1999). Tests of Technical Trading Strategies In The Emerging Equity Markets Of Latin America and Asia. *Journal of Banking & Finance*, 23(12), 1887-1905. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(99\)00042-4](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(99)00042-4)
- Sakıncı, S. Ö. (2018). Hisse Senedine Yatırım Yaparken Finansal Analiz İle Teknik Analiz Yöntemlerinin Birlikte Kullanılmasının Önemi ve BİST’de Bir Uygulama. *Sosyal Araştırmalar ve Davranış Bilimleri*, 4(5), 134-153. ISSN:2149-178X
- Shachmurove, Y., Ben-Tsiyon, U., Klein, P., & Yagil, J. (2001). A Moving Average Comparison of the Tel-Aviv 25 and S & P 500 Stock Indices. *University of Pennsylvania*.
- Subha, M. V., & Nambi, S. T. (2012). Classification of Stock Index Movement Using K-Nearest Neighbours (k-NN) Algorithm. *WSEAS Transactions on Information Science and Applications*, 9(9), 261-270.

- Simutis, R. (2000). Fuzzy logic based stock trading system. Computational Intelligence for Financial Engineering. CIFE Proceedings of the IEEE/ IAFE/ INFORMS. Conference Publications, 19-21. Doi: 10.1109/CIFER.2000.844590
- Teixeira, L. A. ve Oliveira, A. L. (2010). A Method For Automatic Stock Trading Combining Technical Analysis And Nearest Neighbor Classification. Expert Systems with Applications, 37, 6885-6890. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.03.033>
- Tomak, F. (2007), Teknik Analiz ve MACD Göstergesinin İMKB' de Uygulanması, Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi, İstanbul, s.6.
- Uyar, U., Kelten, G. S., & Moralı, T. (2020). Yatırımcılar İçin Teknik Analiz: Bitcoin ve Ethereum Uygulamaları. Journal of Financial Researches & Studies/Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi, 12(23). <https://doi.org/10.14784/marufacd.785878>
- Yıldırım, H. (2019). Doğalgaz Fiyat Hareketlerindeki Değişimlerin Yaygın Olarak Kullanılan Teknik Analiz Göstergeleriyle Tahmin Edilme Gücünün Test Edilmesi. İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi 8(4):2456-2471. DOI: 10.15869/itobiad.605916

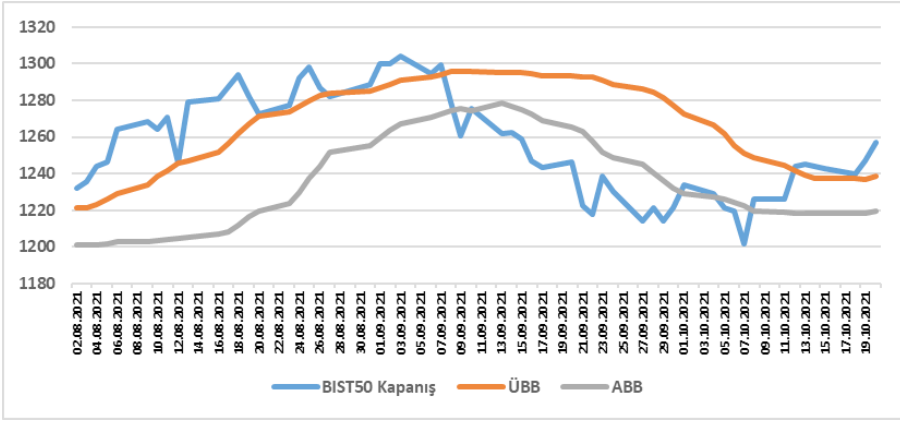
Ek 1. BIST50 Kapanış Değerlerinin Tanımlayıcı İstatistikleri

BIST50	Ortalama	Standart Sapma	Minimum	Maksimum
2008	374,77	73,26	213,04	546,93
2009	373,58	97,01	229,19	525,36
2010	587,61	58,17	478,39	712,92
2011	594,42	52,72	480,97	684,41
2012	620,68	66,46	485,16	771,01
2013	1057,19	4776,20	615,70	76720,69
2014	723,36	67,18	587,19	829,51
2015	769,29	47,20	660,15	877,91
2016	737,10	34,73	652,59	824,80
2017	948,98	92,51	726,44	1106,82
2018	982,14	92,07	839,60	1155,24
2019	958,75	57,91	806,79	1090,80
2020	1052,60	107,70	802,15	1332,78
2021	1247,53	76,84	1000,48	1392,07
2008-2021	781,98	1313,88	213,04	76720,69

Ek 2. BIST100 Kapanış Değerlerinin Tanımlayıcı İstatistikleri

BIST50	Ortalama	Standart Sapma	Minimum	Maksimum
2008	378,90	74,60	213,28	551,60
2009	375,09	97,82	228,38	524,96
2010	593,13	57,37	498,06	715,03
2011	608,46	53,93	498,24	699,25
2012	636,18	65,56	503,25	790,08
2013	781,88	60,70	642,90	930,96
2014	752,81	69,65	611,78	863,70
2015	806,73	48,84	693,09	917,06
2016	772,45	35,46	694,87	866,07
2017	991,24	95,96	762,60	1157,35
2018	1022,69	101,12	866,02	1213,41
2019	994,58	62,89	835,35	1150,72
2020	1139,38	129,52	830,44	1482,17
2021	1416,72	94,66	1119,72	1578,03
2008-2021	797,26	284,69	213,28	1578,03

Ek 3. BIST50 BB



Ek 4. BIST100 BB

