

Citation: Kartal, C. (2020), Bitcoin Fiyatlarının K-Star Algoritması İle Modellenmesi, BMIJ, (2020), 8(1): 213-231 doi: <http://dx.doi.org/10.15295/bmij.v8i1.1380>

BITCOİN FİYATLARININ K-STAR ALGORİTMASI İLE MODELLENMESİ

Cem KARTAL¹

Received Date (Başvuru Tarihi): 24/12/2019

Accepted Date (Kabul Tarihi): 24/02/2020

Published Date (Yayın Tarihi): 25/03/2020

ÖZ

Bitcoin en popüler ve yaygın olarak kullanılan dijital para birimidir. Bu nedenle, Bitcoin fiyat hareketinin tahmini finansal piyasalar için büyük önem taşımaktadır. Bitcoin fiyat tahmininde ekonometrik modellerin yanında veri madenciliği yöntemlerinden de faydalanılmaktadır. Veri madenciliğinde kullanılan araç ve yöntemler yardımıyla veriler modellenerek yararlanılacak bilgilere dönüştürülürler. K-Star algoritması veri madenciliği, obje tanımlama ve kontrol sistemleri gibi birçok alanda kullanılmakta olan örnek tabanlı bir yaklaşımdır. Bu çalışmada Makroekonomik değişkenlerin Bitcoin fiyatlarını etkileme seviyeleri, Makine Öğrenme yöntemlerinden Lazy Learning Öğrenmeye Dayalı K-Star Algoritması kullanılarak analiz edilmiştir. Çalışmanın veri seti, bağımlı ve bağımsız değişkenlerin 3 Ocak 2017 - 30 Ocak 2019 yılları arasındaki iş günü bazında 510 adet gözlem değerini içermektedir. Bu gözlemlerin 474 adedi (%93'ü) algoritmanın modellenmesi (eğitim) için, 36 adedi (%7'si) ise sınıflandırma (test) için kullanılmıştır. Modelin Bitcoin fiyatlarını gelecek dönem "yükseliş" mi yoksa "düşüş" mü göstereceğine ilişkin sınıflandırma başarısının %61,1 oranında olduğu, Bitcoin fiyatlarının "yükseliş" göstereceğine ilişkin doğru sınıflandırma başarısının %71,42, "düşüş" göstereceğine ilişkin doğru sınıflandırma başarısının ise %46,66 olduğu tespit edilmiştir. Sonuç olarak Makine Öğrenme Tekniğinin belli bir performans gösterdiği ancak Bitcoin fiyatlarının öngörülebilirliğinin henüz beklentinin altında olduğu ortaya çıkmıştır.

Anahtar Kelimeler: Kripto Para, Lazy Learning, K-Star Algoritması, Sınıflandırma

JEL Sınıflandırma Kodu: C45, C53, G17

MODELING BITCOIN PRICES WITH K-STAR ALGORITHM

ABSTRACT

Bitcoin is the most popular and widely used digital currency. Therefore, the prediction of the Bitcoin price movement is of great importance for the financial markets. In addition to econometric models, data mining methods are used in Bitcoin price estimation. With the help of the tools and methods used in data mining, the data is modeled and converted into information to be utilized. K-Star algorithm is an example based approach which is used in many fields such as data mining, object identification and control systems. In this study, the effect levels of Macroeconomic variables on Bitcoin prices are analyzed by using K-Star Algorithm based on Lazy Learning which is one of the Machine Learning Method. The data set of the study includes 510 observational values of dependent and independent variables between 3 January 2017 - 30 January 2019. 474 (93%) of these observations are used for modeling (training) and 36 (7%) are used for classification (test). The success rate of the model is 61,1% on whether Bitcoin prices will "increase" or "decrease" in the next period, while the correct classification success rate on an increase rate is 71,42% and the correct classification success rate on a decrease rate is 46,66% on Bitcoin prices. As a result, it is found that Machine Learning Technique shows a certain performance but the predictability of Bitcoin prices is still below the expectations.

Keywords: Cryptocurrency, Lazy Learning, K-Star Algorithm, Classification

JEL Codes: C45, C53, G17

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi İİBF, cem.kartal@beun.edu.tr,

<https://orcid.org/0000-0002-8453-3300>

1. GİRİŞ

Para, mal ve hizmetlerin takası için kullanılan bir mübadele aracıdır. İlk medeniyetlerde mal ve hizmetlerin mübadele edilmesinde takas yöntemi kullanırken sistem zamanla paranın emtialaşmasına evrilmiş ve kıymetli madenler mübadele aracı olarak kullanılmaya başlamıştır. Paranın evrimi bununla sınırlı kalmamış olup günümüzde artık kripto paralardan bahsedilmektedir. Teoride kripto paraların ortaya çıkış nedeni de bir anlamda para transferlerine hız kazandırması ve finansal özgürlük vaatmesidir.

2009 yılından önce tüm para birimleri bir hükümet otoritesi veya resmi bir para kuruluşu olan merkez bankaları tarafından dolaşıma sürülmekte ve yönetilmekteydi. 2009 yılında ortaya çıkan kripto para Bitcoin ile para, resmi bir otoriteden bağımsız hale gelmiştir ve ardından birçok kripto para biriminin doğuşuna zemin hazırlamıştır. Gelişen teknoloji ve internet kullanımının yaygınlaşması ile birlikte Bitcoin ve kripto paralar, finans alanında yaşanan teknolojik gelişimin para sistemlerine olan bir yansımasıdır. Bununla birlikte Bitcoin'in ne olduğu, geleceğinin nasıl şekilleneceği hakkında soru işaretleri giderek artmaktadır.

Kripto paranın arkasındaki güç olarak bilinen blockchain teknolojisi, şifreli bir şekilde işlemleri takip etmeye yarayan özel bir "Dağıtık Defter Teknolojisi (Distributed Ledger Technologies- DLT) tabanıdır. Bu teknoloji Bitcoin ile yapılan bütün işlemlerin kayıt edildiği bir defter olarak düşünülebilir (Crosby vd., 2016: 8-10). Blockchain teknolojisinin kripto para için kullanımının yanında dijital kimlik, müşteri tanıma, mal ve kaza sigortası tazmin süreci, tapu kayıt sistemleri, askeri emir komuta zincirleri, gibi farklı alanlarda da kullanıldığı görülmektedir (Usta ve Doğanekin, 2017: 66-67).

2. BITCOIN

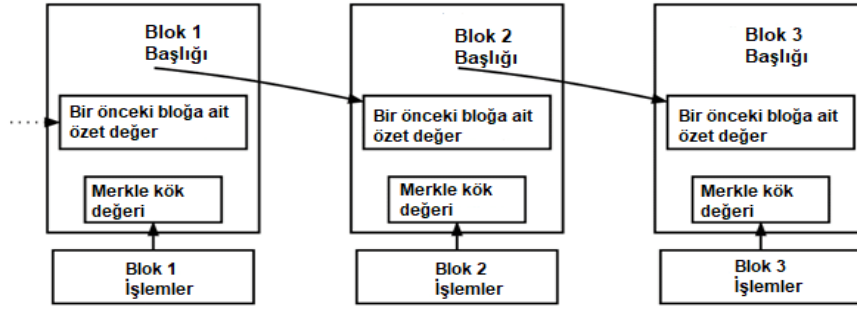
Satoshi Nakamoto'nun 2008'de internette yayınlanan "Bitcoin: Eşler Arası Elektronik Para Sistemi" adlı çalışması ile Bitcoin'in temel çalışma prensipleri açıklanmıştır. Kriptografi temelli dijital para üretmeye yönelik çalışmalar 1980'li yılların sonunda yapılmış olsa da Bitcoin bilinen ilk kripto paradır. Blockchain platformunda üretilebilecek Bitcoin miktarı 21 milyonu geçmeyecek şekilde programlanmıştır. Blok üretim süresi yaklaşık olarak 10 dakikadır. Sınırlı sayıda Bitcoin'in fiyatı bir devlet kurumu müdahalesi olmadan (örneğin, ek para basarak) arz ve talebe göre belirlenir ve bu durum da Bitcoin fiyatlarında yüksek volatiliteye neden olur (Kaplanov, 2012: 115-120). İlk Bitcoin (BTC) çıkarıldıktan sonra ilgi görmüş ve alternatif para birimlerinin oluşturulması açısından yol gösterici olmuştur. Genel ve özel kullanım amaçlı çok fazla kripto para oluşturulmuştur. Bitcoin'e alternatif olarak çıkan

kripto paralara Alternatif Coin anlamında Altcoin denmiştir. Şu anda 2837 adet Altcoin işlem görmektedir. Bugün bütün kripto paraların toplam piyasa değeri yaklaşık 130 Milyar dolardır. Kripto paralar içinde en popüler olanları Bitcoin, Ethereum, XRP, Bitcoin Cash, EOS'dur. Bitcoin'in pazar içersindeki payı yaklaşık %66'dır. Şu an yaklaşık olarak 18 milyon adet Bitcoin üretilmiştir (Investing, 2019a). Bitcoin'in temel özelliği, herhangi bir kuruluş ya da devlet yönetimi olmadan para biriminin değerinin kontrol altında tutulmasıdır. Bitcoin ağındaki transfer ve kullanıcı sayısı sürekli artmaktadır. Buna ek olarak, geleneksel para birimleriyle dönüşüm imkanı da Bitcoin'i, Blockchain teknolojisini kullanan en başarılı dijital para birimi yapmıştır. Blockchain, kripto pazarının omurgasını oluşturan bir tür dağıtık muhasebe teknolojisidir. Halen dolaşımda olan çok çeşitli kripto para birimlerinin arkasındaki teknolojidir (Bayramoğlu ve Başarır, 2019: 249-250) Blockchain teknolojisi kullanılabilirlik açısından merkezileşmiş veri tabanlarından daha avantajlıdır. Veri depolaması merkezi veri tabanlarında güvenilir bir üçüncü taraf aracılığı ile gerçekleştirilmektedir. Veriler üzerinde her türlü erişim imkanına sahiptir. Blockchain teknolojisinde güvenlik ve bütünlük kendine özgü şekilde korunmaktadır (Bozic vd., 2016: 3-4).

İşlemin geçerli olduğu bilgisayarların çoğunluğu arasında fikir birliği varsa, zincire yeni bir veri bloğu eklenir ve ağ üzerinde herkes tarafından paylaşılır. İşlemler güvenilir, denetlenebilir ve değiştirilemezdir. Sistem maliyetlerini düşürmek ve artan düzenlemeleri yönetmek için yenilik yapmak zorunda olan finansal hizmetler sektörü, blokchain teknolojisinin güvenliği, değişmezliği, şeffaflığı ve aracılık işlem maliyetlerini ortadan kaldırması gibi özelliklerinden faydalanmaktadır. Aynı zamanda piyasa faaliyetlerinin gerçek zamanlı olarak izlenmesine de olanak sağlamaktadır. (Underwood, S., 2016: 15) . Blockchain'in ilkel biçimi, Merkle Ağacı (Merkle Tree) olarak da bilinen karma ağaçtır. Bu veri yapısının 1979 yılında Ralph Merkle tarafından patenti alınmış ve bilgisayar sistemleri arasındaki verilerin doğrulanması ve kullanılmasıyla işlev görmeye başlamıştır. Bu karma ağaç, eşler arası bir bilgisayar ağında, verilerin doğrulanması, transfer sırasında hiçbir şeyin değiştirilmediğinden veya değişmediğinden emin olunması için önemlidir. Temelde, paylaşılan verilerin bütünlüğünün korunması ve kanıtlanması için kullanılır. Ayrıca yanlış verilerin gönderilmemesini sağlamaya da yardımcı olur. 1991 yılında Merkle Ağacı, her biri bir öncekine bağlı bir dizi veri kaydı olan "güvenli bir blok zinciri" oluşturmak için kullanılmıştır. Bu zincirdeki en yeni kayıt, tüm zincirin geçmişini içerecektir. Blockchain, dağıtılmış bir veri tabanı sisteminde işlemleri saklamak, okumak ve doğrulamak için kullanılan bir teknolojidir (Zheng vd., 2017: 558). Bitcoin, Blockchain teknolojisini tanıtan ilk uygulama olmuştur.

Blockchain, Bitcoin para birimi kullanıcıları için para vermek ve aktarmak için tasarlanmış, merkezi olmayan bir yönetim tekniğidir (Kartal ve Bayramoğlu, 2019: 202).

Bitcoin Ortak Anahtar Altyapısı Mekanizmasını (PKI) kullanır. PKI'da, kullanıcının bir çift genel ve özel anahtarı vardır. Genel anahtar, kullanıcının Bitcoin cüzdanının adresinde kullanılır ve özel anahtar, kullanıcının doğrulanması içindir. Bitcoin işlemi, gönderenin genel anahtarı, alıcının birden fazla genel anahtarı ve aktarılan değerden oluşur. Yaklaşık on dakika içinde işlem bir blok halinde yazılır. Bu yeni blok daha sonra önceden yazılmış bir bloğa bağlanır. Yapılan tüm işlemlerle ilgili bilgiler de dahil olmak üzere tüm bloklar, düğüm (node) adı verilen kullanıcıların disk depolama alanında saklanır. Tüm düğümler, Bitcoin ağının kaydedilmiş tüm işlemleriyle ilgili bilgileri depolar ve önceki blokları kullanarak yapılan her yeni işlemin doğruluğunu kontrol eder (Şekil 1) (Swan, M. 2015: 10-11).



Şekil 1. Basitleştirilmiş Blok Zinciri

Kaynak: Khan ve Salah, 2018: 20.

Blok, blok içerisinde yer alan veriler ve veri bütünlüğünü kontrol etmek amaçlı üst bilgi/başlık (block header) olmak üzere iki temel bölümden oluşmaktadır. Bir blok başlığı aşağıdaki bilgileri içermektedir (Şekil 2) (Joshi, A. P., 2018: 126);

- (i) *Blok sürümü (Block version)*: Hangi blok doğrulama kurallarının izleneceğini gösterir.
- (ii) *Merkle kök değeri (Merkle tree root hash)*: Bloktaki tüm işlemlerin özetleme değerini (hash) gösterir.
- (iii) *Zaman Damgası (Timestamp)*: 1 Ocak 1970'ten bu yana evrensel zamandaki saniye olarak şimdiki zaman değerini gösterir.
- (iv) *nBits*: Geçerli bir blok özetleme değerinin hedef eşiği değerini ifade eder.
- (v) *Nonce*: Genellikle 0 ile başlayan ve her karma hesaplama için artan 4 baytlık bir alan ifade eder.
- (vi) *Parent block hash*: Öndeki bloğu işaret eden 256 bitlik özetleme değeridir.



Şekil 2. Blok Yapısı

Kaynak: Zheng vd., 2017: 558.

Bitcoin dünyadaki tüm Bitcoin kullanıcıları tarafından kontrol edilmektedir. Bitcoin'in anonim olması, devlet müdahalesinden bağımsız olması düşük komisyonlu ve aracısız para transferlerinin gerçekleştirilebilmesine olanak sağlamaktadır. Ancak Bitcoin üretiminin 21 milyon adet ile sınırlı tutulması fiyat hareketinin dalgalı olmasına neden olmaktadır. Bitcoin kâğıt paraların aksine bilgisayarlar aracılığıyla madencilik (mining) adı verilen yöntemle üretilmektedir. Bitcoin'in değeri piyasasındaki arz ve talep koşullarına göre belirlenmektedir. Para transferleri geleneksel bankacılık işlemlerinin aksine zaman kısıtlaması olmadan dakikalar içerisinde yapılabilmektedir ve yasal para birimlerine çevrilebilmektedir. Ancak Bitcoin transferlerinde tarafların kimlik bilgilerinin gizli tutulabilmesi yasa dışı para transferlerine olanak tanımaktadır. Bitcoin tasarımı ortak bankacılık modelini merkeziyetçilikten uzaklaştırmıştır. Tablo 1'de Bitcoin ile merkezi veri tabanına sahip mevcut bankacılık modeli yaklaşımları karşılaştırılmaktadır. Elbette, her iki sistemin de avantaj ve dezavantajları vardır. Ancak, Bitcoin tipik dijital para anlayışını tersine çevirmiştir.

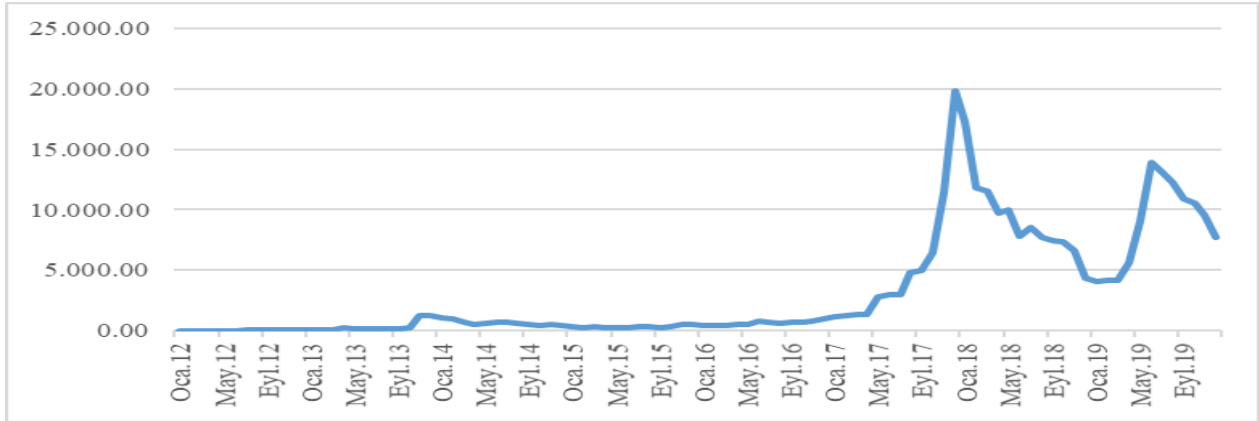
Tablo 1. Bitcoin ve Mevcut Banka Sistemi Kıyaslaması

Özellik	Bankacılık modeli	Bitcoin
Düzenleme/Gözetim	Merkez Bankası	Anonim
İşlem doğrulması	Merkezi	Anonim
Para yaratma	Krediler	Madencilik (mining)
Paranın arzı	Neredeyse sınırsız	Sınırlı
Paranın değeri	Döviz kuru	İş ispat, arz ve talep, güven
Para transferi	Aracılı, geri-dönüşümlü	Aracısız, geri-dönüşümsüz
Gizlilik	Uygulamaya bağlı	Genellikle anonim
İşlem ücreti	Hesap ve işlem ücreti	Genellikle sabit işlem ücreti
İşlem süresi	Teoride anlık, pratikte belli günlerde	Dakikalarca

Kaynak: Tschorsch, F. ve Björn, S., 2016: 2092.

İlk Bitcoin (BITCOIN) işlemi 12 Ocak 2009'da Nakamoto ile projeye katkıda bulunan Hal Finney arasında gerçekleşmiştir. Test olarak Nakamoto, Finney'e 10 BITCOIN göndermiştir. 10 ay sonra, 5 Ekim 2009'da New Liberty Standard, ilk Bitcoin döviz kurunu 1 Dolar =2300,03 BITCOIN olarak belirlemiştir. Bitcoin kullanılarak fiziki mallar için yapılan ilk işlem 22 Mayıs 2010'da gerçekleştirilmiştir. Bu işlem Bitcoin için bir dönüm noktası

olmuştur. 9 Şubat 2011'de Bitcoin/USD paritesi 1:1 olmuştur. Bundan sonra sadece dört aylık bir süreçte Bitcoin 1 Dolardan 32 Dolara yükselmiştir. Bitcoin 2012 yılında Dolar karşısında %161 oranında değer kazanmış ve 2012 yılının sonunda yaklaşık 14 Dolara gerilemiştir. 2013 yılında çok büyük bir sıçrama ile Dolar karşısında %5290 oranında değer kazanmış ve 2013 yılsonu Bitcoin fiyatı 731 Dolara ulaşmıştır. Bitcoin, Dolar karşısında 2015 yılında %36 oranında, 2016 yılında %122 oranında değer kazanmıştır. 2016 Yılı içerisinde ortalama Bitcoin fiyatı 567 Dolar olmuştur. 2016 yılı başında 1 Bitcoin fiyatı 432 Dolar, 2016 yılı sonunda 1 Bitcoin fiyatı 960 Dolar olmuştur. Bitcoin 2017 yılında Dolar karşısında %1320 oranında değer kazanmıştır. 2017 Yılı içerisinde ortalama Bitcoin fiyatı 4.001 Dolar olmuştur. 2017 yılı başında 1 Bitcoin fiyatı 997 Dolar, 2017 yılı sonunda 1 Bitcoin fiyatı 14.165 Dolar olmuştur. 2018 yılı başındaki değeri 13.812 Dolar iken, 2018 yılında Dolar karşısında %72,55 oranında değer kaybederek yılsonu fiyatı 3.791 Dolar olmuştur. 2019 yılı başında 3.752 Dolar olan Bitcoin fiyatı, 26 Haziran 2019 tarihinde yıl içerisinde zirve yaparak 12.686 dolara fırlamış, Aralık ayı başında yaklaşık %60'lık bir değer kaybı ile 7.340 Dolara kadar düşmüştür (Grafik 1) (Investing, 2019b).



Grafik 1. 01.01.2012-01.12.2019 Tarihleri Arasındaki Bitcoin Aylık Fiyat Hareketleri (Dolar)

Kaynak: Investing, 2019b.

Bitcoin'in işlem hacminin sürekli artması ve değerinin USD karşısında gösterdiği volatilité, finansal piyasalarda dikkat çekmiş ve bir yatırım aracı olarak yatırım yapılmasına olanak sağlamıştır. Günümüz itibarıyla birçok kripto para çeşidi bulunmakla beraber, Bitcoin en çok bilinen ve en çok kullanılan kripto para olma ünvanını en başından beri sürdürmektedir. Bugün işlem gören ve piyasa değeri olan yüzlerce kripto para birimi vardır. Kripto paraların yatırım aracı olarak kullanılabilmelerinin en önemli nedenleri düşük işlem maliyeti ve devletin kontrolünün olmamasıdır. Fakat kripto paranın kabul edilebilirliğinin az olması, sisteme

duyulan güvenin düşük olması ve fiyatların aşırı değişken olması Bitcoin'in yatırım aracı olarak kullanımını olumsuz etkilemektedir. Teorik olarak Bitcoin mal ve hizmet satın almak için kullanılıyorsa ABD Doları gibi yasal para birimleri ile rekabet edecek ve bu para birimlerinin değerini etkileyecektir. Kısacası merkez bankaları tarafından uygulanan para politikalarından etkilenecektir. Bir yatırım aracı olarak kullanıldığında ise devlet tahvili, hisse senedi ve diğer varlıklarla rekabet edebilecek ve bu varlıkları etkileyebilecektir (Ferdiansyah, F., 2019: 1-2).

Bitcoin, her ne kadar farklılıklar olsa da borsalarda işlem gören diğer para birimleri gibi değerlendirilir. Her durumda, Bitcoin'i etkileyen göstergeler genel borsadan farklıdır, çünkü merkezi değildir. Ancak, yatırımcının doğru karar verebilmesi için Bitcoin'in değerinin tahmin edilmesi önemlidir. Bitcoin'in değeri ayrıca, herhangi bir tarafa bağlı olmadığı için borsadan farklı olarak devletin müdahale alanına da girmemektedir. Bitcoin fiyat tahmininde klasik ekonometrik modellerin yanında makine öğrenme teknolojilerinden de faydalanılmaktadır. Borsa tahmininde en çok kullanılan makine öğrenme modellerinden olan Yapay Sinir Ağı (YSA), Destek Vektör Makinesi (SVM) ve Lojistik Regresyon (LR) gibi modellerin Bitcoin fiyat tahmininde de kullanıldığı görülmektedir.

3. LİTERATÜR İNCELEMESİ

Kripto paralar arasında en popüler ve en çok kullanıcıya sahip olan Bitcoin hakkında Dünya'da ve Türkiye'de birçok akademik çalışma yapılmıştır. Yapılan çalışmalar genellikle; Bitcoin'in piyasa değeri, işlem hacmi, sahip olduğu blockchain teknolojisinin incelenmesi ve yatırım alternatifi olarak değerlendirilmesi ile ilgilidir. Çalışmanın bu bölümünde Bitcoin ile ilgili ekonometrik yöntemler ve makine öğrenme modelleri kullanılarak yapılan çalışmalara yer verilmiştir.

Baek ve Elbeck (2014) çalışmalarında Bitcoin ve S&P500 endeksinin Temmuz 2010-Şubat 2014 tarihleri arasındaki günlük verilerini regresyon analizi kullanarak analiz etmiş ve Bitcoin'in yatırım aracı olup olmadığını araştırmışlardır. Bitcoin fiyatlarının S&P500 endeksinden 26 kat daha fazla volaliteye sahip olduğu tespit edilmiştir.

Briere vd. (2015) çalışmalarında 2010-2013 dönemine ilişkin haftalık verileri kullanarak, hem geleneksel varlıklar (hisse senetleri, tahviller, sabit para birimleri) hem de alternatif yatırımlar (emtiyalar, hedge fonlar, gayrimenkuller dahil) ile çeşitlendirilmiş bir portföyü olan ABD'li yatırımcı açısından Bitcoin yatırımlarını analiz etmişlerdir. Söz konusu dönemde, Bitcoin yatırımlarının, istisnai derecede yüksek ortalama getiri ve oynaklık dahil

oldukça belirgin özelliklere sahip olduğu belirlenmiş ve diğer varlıklar ile korelasyonunun oldukça düşük düzeyde olduğu tespit edilmiştir.

Chu vd. (2015), günlük Bitcoin fiyat hareketlerinin istatistiksel bir analizini yapmışlardır. 2011-2014 dönemini kapsayan analiz sonuçlarına göre, yüksek dalgalanmalara sahip Bitcoin yatırımları ile çok yüksek getiri elde edilebilmektedir.

Cheung vd. (2015) çalışmalarında Bitcoin'in piyasaya ilk çıktığı dönemde fiyat hareketlerinin ve volalitesinin hızlı bir şekilde yükselmesinin Bitcoin'in patlamaya hazır bir balon olduğu yönündeki iddiaları araştırmışlardır. Temmuz 2010-Şubat 2014 tarihleri arasındaki günlük Bitcoin fiyat hareketlerini Philips'in GSDAF testini kullanarak analiz etmişlerdir. Analizin sonucunda 2010-2014 yılları arasında kısa süreli balonların olduğu tespit edilirken, 2011-2013 yılları arasında ise 66-106 gün aralığında sürmüş olan 3 büyük balon olduğunu saptamışlardır.

Cheah ve Fry (2015) ise Bitcoin fiyatlarındaki aşırı dalgalanmaların dikkat çekici olduğunu belirtmişler, istikrarsızlığı sebebiyle güven vermediğini ve fiyatlandırmada balonların söz konusu olduğunu belirlemişlerdir.

İçellioğlu vd. (2018) çalışmalarında 29 Nisan 2013- 22 Eylül 2017 tarihleri arasındaki 1105 adet gözlem değeriyle Bitcoin ile USD, Avro, Pound, Yen ve Yuan arasındaki ilişkiyi araştırmışlardır. Para birimleri arasında kısa dönemli ilişkileri Granger- Nedensellik testi ile uzun dönemli ilişkileri Eangle-Granger Eş bütünleşme- Johansen testi ile analiz etmişler makale sonucunda kısa ve uzun dönemde Bitcoin'in döviz kurlarından bağımsız olarak hareket ettiğini tespit etmişlerdir.

Atik vd. (2015) çalışmalarında 2009-2015 tarihlerinde arasında Bitcoin'in günlük kur fiyatları ile en çok kullanılan çapraz kur fiyatları arasındaki ilişkiyi Granger nedensellik testi yardımıyla ölçmüşlerdir. Bitcoin ile Japon Yeni arasında Japon Yeni'nden Bitcoin'e doğru tek taraflı bir nedensellik ilişkisi olduğu tespit edilmiştir.

Mallqui ve Fernandes (2019) çalışmalarında 2010-2013 yılları arasındaki Bitcoin günlük fiyatları yardımıyla fiyat tahminlerinde en iyi sonuçları elde eden makine öğrenme algoritmalarının tespit edilmesini amaçlamışlardır. Yapay Sinir Ağları (YSA), Destek Vektör Makineleri (SVM) ve Topluluk algoritmaları (Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN) ve k-means kümelenme yöntemine dayanan) yardımıyla Bitcoin fiyat hareketinin yönünü ve şiddetini tahmin etmeye çalışmışlardır. Benzer şekilde, YSA ve SVM, Bitcoin'in maksimum, minimum ve kapanış fiyatlarının regresyon modeli için kullanılmıştır. Çalışma sonucunda SVM

algoritmasının tüm tahminler için (maksimum, minimum ve kapanış fiyatları) ve her iki aralık için en iyi sonuçları verdiği ortaya çıkmıştır.

Jang ve Lee (2018) çalışmalarında Bitcoin para biriminin volatilitisini 11 Eylül 2011-22 Ağustos 2017 tarihleri arasındaki kapanış fiyatları ile oluşturulan zaman serileri yardımıyla Bayesian Sinir Ağı (BNN), Destek Vektör Regresyonu (SVR) ve doğrusal modeller kullanarak analiz etmişler ve sonuçları değerlendirmişlerdir.

Greaves vd. (2015) Lojistik Regresyon ve Destek Vektör Makineleri yöntemlerini kullanarak Bitcoin fiyatlarını tahmin etmeye çalışmışlardır.

Radityo vd. (2017) Yapay Sinir Ağı Modeli ile teknik analiz yönteminden faydalanarak Bitcoin fiyatını tahmin etmeye çalışmışlardır.

Karasu vd. (2018) çalışmalarında 2012-2018 yılları arasındaki günlük Bitcoin fiyatlarını kullanarak makine öğrenmesi modellerinden Doğrusal Regresyon (DR) ve Destek Vektör Makinesi (DVM) yöntemleri ile fiyat tahmininde bulunmuşlardır. En az hata içeren tahmin modelinin DVM olduğu ortaya konmuştur.

Ceyhan vd. (2018) çalışmalarında Bitcoin hareket yönünün tahmin edilmesi amacıyla Yapay Zeka ve Metin Madenciliği yöntemlerini kullanmışlardır. Bitcoin'in tarihi verileri ile günlük haber başlıklarından oluşturulan veri seti birleştirilerek elde edilen tek bir veri seti üzerinde Makine Öğrenme Algoritmalarının çalıştırılması önerilmiş ve bu şekilde Bitcoin fiyat hareket yönünün tahmininde başarı sağlanabileceği öngörülmüştür.

Şahin (2018) çalışmasında Bitcoin'in 02.02.2012- 09.01.2018 tarihleri arasında günlük kapanış fiyatlarını kullanarak oluşturduğu örneklem yardımıyla fiyat yönü tahmininde bulunmaya çalışmıştır. Yapay Sinir Ağları (YSA), geleneksel tahmin yöntemlerinden ARIMA ile karşılaştırılmış ve çalışma sonucunda yapay sinir ağları MPL (6-3-1) modeli ile elde edilen tahmini fiyatların hem yönleri hem de değerleri, ARIMA (1.1.6) modelinden daha başarılı bulunmuştur.

Yapılan çalışmalara bakıldığında, çalışmaların çoğunda Bitcoin'in yüksek volalite ve yüksek getiriye sahip olan spekülative bir yatırım aracı olduğu ortaya çıkmıştır. Bitcoin'in diğer finansal varlıklarla zayıf düzeyde korelasyona sahip olması, iyi çeşitlendirilmiş portföylerin risk-getiri düzeyini önemli ölçüde etkileyebileceği görüşü ortaya atılmıştır. Bitcoin fiyat tahmininde veri madenciliği yöntemlerinin klasik ekonometrik yöntemlere göre daha başarılı sonuçlar verdiği ancak Bitcoin fiyatlarının tahmin edilebilirliğinin beklentilerinin altında olduğu ortaya çıkmıştır.

4. METODOLOJİ

Bir sürecin gözlenen verilerden modellenmesi problemi, doğrusal olmayan regresyondan makine öğrenmeye ve sistem tanımlamaya kadar birçok disiplinin hedefi olmuştur. Bu sorunla ilgili literatürde iki ana karşıt yöntem ortaya çıkmıştır; yerel bellek temelli yöntemler ve global yöntemler. Global modelleme, veri setinin tek bir işlevsel modelini oluşturur. Bu geleneksel olarak sinir ağı modellemesinde ve diğer doğrusal olmayan istatistiksel regresyon biçimlerinde ele alınan yaklaşım olmuştur. Mevcut veri kümesi bir eşleme modeli üretmek için bir öğrenme algoritması tarafından kullanılır ve ardından veri kümesi atılır ve sadece model tutulur. Yerel bellek tabanlı algoritmalar, bir tahmin veya yerel bir model gerekli olana kadar veri setinin kullanılmasını erteler. Tam zamanında öğrenme olarak da bilinen Lazy Learning konusundaki son çalışmalar, modelleme ve kontrol problemi için yerel tekniklerin benimsenmesine yeni bir ivme kazandırmıştır (Bontempi vd., 1999: 643).

Lazy Learning, sistemin istekleri almadan önce eğitim verilerini genelleştirmeye çalıştığı, istekli öğrenmenin aksine, sisteme bir istek gönderilinceye kadar, eğitim verilerinin ötesindeki genellemenin ertelendiği bir makine öğrenme yöntemidir (Hormozi vd., 2012: 560-562) Lazy Learning algoritmalarının diğer hesaplama yöntemlerine göre üç hesaplama avantajı vardır; birincisi, hızlı bir indeksleme programı uygulanmadığı sürece, tahminlerin üretilmesi için genellikle daha yüksek maliyetlerle dengelenmesine rağmen, düşük eğitim maliyetlerine sahiptir (örneğin, bir örnek depolamak ve bazı endeksleri güncellemek). Küçük eğitim örnekleri sayesinde Lazy Learning algoritmaları, özellikle bir veri akışının girdi örnekleri setini sürekli güncelleyerek artan öğrenme görevleri için çok uygun hale getirir. İkincisi, Lazy Learning problem çözümler, çözümün yeniden kullanımı yoluyla verimlilik kazancı sağlar; sonraki problemlere yönelik çözümleri saklayabilir ve uyarlayabilirler ve bu durum problem çözme çabalarını büyük ölçüde azaltabilir. Son olarak, Lazy Learning algoritmalar, birçok görev için soyut açıklamalarda tercih edilen daha önceki açıklamaları üretebilir (Birattari, 1999: 375). Makine öğreniminde örnek tabanlı öğrenme (bazen belleğe dayalı öğrenme olarak adlandırılır) açık genelleme yapmak yerine, eğitimde görülen ve bellekte saklanan örneklerle yeni problem durumlarını karşılaştıran bir öğrenme algoritmaları ailesidir. Örnek tabanlı öğrenmenin diğer makine öğrenme yöntemlerine göre bir avantajı, modelini daha önce görülmemiş verilere uyarlama yeteneğidir. Örnek tabanlı öğrenenler basit bir şekilde yeni bir örneği saklayabilir veya eski bir örneği çöpe atabilir (Başarır ve Bayramoğlu, 2018: 338).

Örnek tabanlı öğrenme modelleri Lazy Learning gibi, bir örneği önceden sınıflandırılmış örnekler veri tabanı ile karşılaştırarak sınıflandırır. Temel varsayım, benzer

örneklerin benzer sınıflandırmalara sahip olacağıdır. K-Star (K*) algoritması, esas olarak “n” örneklerini her bir örneğin en yakın ortalamaya sahip olan sınıfa ait olduğu “k” sınıflarına ayırmayı amaçlayan sınıflandırma analizinin örnek tabanlı bir öğrenme algoritması olarak tanımlanabilir (Vijayarani ve Muthulakshmi 2013: 3120-3121). K-Star algoritması, bir örneği diğerine dönüştürmenin karmaşıklığının ortalamasını hesaplayan entropi tabanlı mesafe işlevini kullanır, bu da kendisini diğer sınıflandırıcılardan farklı kılar. K-Star algoritması, bir kategorideki tüm üyelerin olasılıkların toplamlarını kullanarak sınıflandırma yapar ve en yüksek olasılığı seçer (Painuli, 2014: 2641).

I , bir örnek kümesidir ve T, I 'nin sonlu bir dönüşüm kümesidir. Her bir $t \in T$, örnekleri eşler: $t: I \rightarrow I$. T , bütünlük için örnekleri kendilerine eşleyen σ ayırt edici bir sayıya sahiptir ($\sigma(a)=a$). P , σ ile sonlandırılan tüm T^* kodlarından oluşan örnek kodlarının kümesi olsun. T^* (ve P 'nin) üyeleri, I üzerinde bir dönüşümü benzersiz olarak tanımlar (Cleary ve Trigg, 1995:110-114);

$$\bar{t}(a) = t_n(t_{n-1}(\dots t_1(a) \dots)), \bar{t} = t_{1,\dots,t_n} \quad (1)$$

p , T^* ile tanımlanmış ve aşağıdaki özellikleri yerine getiren bir olasılık işlevidir;

$$0 \leq \frac{p(\bar{t}u)}{p(\bar{t})} \leq 1 \quad (2)$$

$$\sum_u p(\bar{t}u) = p(\bar{t}) \quad (3)$$

$$p(\Lambda) = 1 \quad (4)$$

Sonuç olarak aşağıdakiler elde edilir;

$$\sum_{\bar{t} \in P} p(\bar{t}) = 1 \quad (5)$$

Olasılık fonksiyonu P^* , a örneğinden b 'ye giden tüm yolların olasılığı olarak tanımlanır;

$$P^*(b | a) = \sum_{\bar{t} \in P: \bar{t}(a)=b} p(\bar{t}) \quad (6)$$

P^* 'nin aşağıdaki özellikleri sağladığı kolayca kanıtlanmıştır;

$$\sum_b P^*(b | a) = 1 \quad (7)$$

$$0 \leq P^*(b | a) \leq 1 \quad (8)$$

K* algoritması fonksiyonu daha sonra şöyle tanımlanır;

$$K^*(b | a) = -\log_2 P^*(b | a) \quad (9)$$

Her boyut için x_0 (gerçek özellikler için) ve s (sembolik özellikler için) parametrelerinden oluşan değerler seçmeliyiz. Her iki durumda da olasılık dağılımına dahil edilen örnek sayısı en yakın komşuluk dağılımı olan 1 değeri ile tüm örneklerin eşit ağırlığa sahip olduğu N değeri aralığında değişir.

Herhangi bir P^* fonksiyonu için etkin örnek sayısı aşağıdaki şekilde hesaplanır;

$$n_0 \leq \frac{(\sum_b (P^*(b|a))^2)}{P^*(b|a)^2} \leq N \quad (10)$$

Burada N , toplam eğitim örneği sayısıdır ve n_0 , a 'dan en yakın mesafedeki eğitim örneği sayısıdır (bu özellik için). K-Star algoritması n_0 ve N arasında bir sayı seçip yukarıdaki ifadeyi tersine çevirerek x_0 (veya s) için bir değer seçer. Böylece n_0 seçilmesi en yakın komşu algoritmasını verir ve N seçilmesi eşit ağırlıklı örnekler verir. Kolaylık sağlamak için bu sayı, N için $b = \% 0$ (n_0 için) ve $b = \% 100$ arasında değişen “*harmanlama parametresi (b)*” kullanılarak belirlenir ve ara değerler doğrusal olarak enterpolasyon yapılır.

a örneğinin C kategorisinde olma olasılığını a 'dan C 'ye üye her örneğin olasılığını toplayarak hesaplarız;

$$P^*(C | a) = \sum_{b=C} P^*(b | a) \quad (11)$$

Her kategori için olasılıklar hesaplanır. Elde edilen göreceli olasılıklar, a ile temsil edilen örnek alanı noktasında kategori dağılımının bir tahminini verir. Diğer çoğu teknik, sınıflandırma sonucunda tek bir kategori döndürür. Burada karşılaştırma kolaylığı için, yeni örneğin sınıflandırması olarak en yüksek olasılığı olan kategori seçilir. Bu modele alternatifler, göreceli olasılıkları kullanarak rastgele bir sınıf seçmeyi veya cevap olarak normalize edilmiş bir olasılık dağılımını döndürmeyi içerir.

5. UYGULAMA

Bu çalışmada Bitcoin fiyat hareketlerinin sınıflandırılmasında makine öğrenme tekniklerinin kullanılması ve bu tekniklerin tahmin (sınıflandırma) performanslarının ortaya konulması amaçlanmıştır. Bu amaçla, bir makine öğrenme tekniği olan Lazy Learning metoduna dayalı K-Star algoritması, Bitcoin fiyatlarının yükseliş ve düşüş trendlerinin modellenmesinde kullanılmıştır. Ayrıca çalışmada, makroekonomik değişkenlerin Bitcoin fiyatlarına olan etkileri analiz edilmiştir. Bu amaçla çalışmada makroekonomik değişkenlerin, Bitcoin fiyatlarını açıklama derecesinin test edilmesi amaçlanmıştır. Dolayısıyla çalışmada bağımsız değişkenler olarak; Brent Ham Petrol Fiyatı (USD), S&P 500 Endeksi, 1 Ounce USD

değeri, Avro/Dolar Paritesi ve 10 Yıl Vadeli ABD Tahvil Faiz oranları kullanılmıştır. Bağımlı değişken ise belirtildiği üzere Bitcoin fiyatlarının gün sonu kapanış değeri üzerinden bir önceki güne göre hesaplanan “yükseliş” ve “düşüş” sinyalleridir. Dolayısıyla bağımlı değişken bir sayısal değişken olmayıp, sözel nitelikli bir değişkendir.

Çalışmanın veri seti, bağımlı ve bağımsız değişkenlerin 3 Ocak 2017- 30 Ocak 2019 yılları arasındaki iş günü bazında 510 adet gözlemi değerini içermektedir. Bu gözlemleri 474 adedi (%93’ü) algoritmanın modellenmesi (eğitim) için, 36 adedi (%7’si) ise sınıflandırma (test) için kullanılmıştır. Uygulama için dünyada yaygın bir şekilde kullanılan veri madenciliği ve makine öğrenimi yazılımı olan Weka 3.8 kullanılmış olup, elde edilen bulgular Tablo 2’de gösterildiği gibidir.

Tablo 2. Model Başarım Ölçütleri

Doğruluk	Kesinlik	Duyarlılık	F-Ölçütü
%61,1	%43	%60,5	%60,6

Tablo 2’de gösterildiği üzere, modelin genel başarısını değerlendirirken Doğruluk, Kesinlik, Duyarlılık ve F-Ölçütleri kullanılır (Çoşkun ve Baykal, 2011: 3). Modelin sınıflandırma başarısının ölçülmesinde kullanılan en popüler ve basit yöntem, modele ait doğruluk oranıdır. Modelin doğruluk oranı %61,1 çıkmıştır. Doğru sınıflandırılmış örnek sayısının tahminlenmiş tüm örnek sayısına oranını gösteren kesinlik oranı %43, doğru sınıflandırılmış pozitif örnek sayısının toplam pozitif örnek sayısını gösteren duyarlılık oranı ise %60,5 çıkmıştır. Ancak kesinlik ve duyarlılık ölçütleri tek başına anlamlı bir sınıflandırma sonucu bulmak için yeterli değildir. Bu nedenle ikisinin harmonik ortalamasını veren F-Ölçütü her iki sonucun birlikte değerlendirmesine olanak verir. Modelin F-Ölçütü %60,6 olarak hesaplanmıştır. Özellikle birden fazla model kullanarak değerlendirme yapmak istendiğinde, bu ölçütlerden en iyi sonuçları veren modelin en iyi sınıflandırma tahmini yaptığını söylemek mümkündür.

Bu çalışmada ayrıca K-Star algoritmasının sınıflandırma başarısı; Ortalama Mutlak Hata (OMH) İstatistiği, Kappa İstatistiği ve Ortalama Karekök Hatası (OKH) istatistiği ile ölçülmüştür (Adetiloye ve Awasthi, 2017: 147).

Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error-MAE), nihai sonuçlara yönelik tahminin yakınlığını ölçmek için kullanılır. Bu değerın sifira yakın olması, modelin tahmin yeteneğinin iyi olduğu anlamına gelmektedir.

$$OMH = \sum_{t=1}^n |\hat{y}_t - y| / n \quad (12)$$

Burada; \hat{y}_t : Tahmin değerini, y : Gerçek değeri, n : Gözlem sayısını ifade etmektedir

Ortalama Karekök Hatası (Root Mean Square Error-OKH), tahmini değerler (\hat{y}_t) ile gerçek değerler (y) arasındaki farkların örnek standart sapmasını temsil eder. Bu istatistik modellerin performansını değerlendirmek için kullanılan bir indistir. Ölçüm değerleri ile tahmin değeri arasındaki hata oranını belirlemek için kullanılmaktadır. Bu değerin de sıfıra yakın olması, modelin tahmin yeteneğinin iyi olduğu anlamına gelmektedir (Adetiloye ve Awasthi, 2017: 147).

$$OKH = \sqrt{\sum_{t=1}^n |\hat{y}_t - y| / n} \quad (13)$$

Burada; \hat{y}_t : Tahmin değerini, y : Gerçek değeri, n : Gözlem sayısını ifade etmektedir

Kappa istatistiği, İki veya daha fazla bağımsız gözlemcinin arasındaki anlaşmanın istatistiksel ölçüsüdür. Kappa değerinin +1 olması gözlemciler arasında mükemmel uyum olduğunu, 0 olması şans eseri uyum olduğunu ifade etmektedir (Viera ve Garrett, 2005:142-143).

$$Kappa = (\text{Gözlenen anlaşma} - \text{Tesadüf anlaşma}) / (1 - \text{Tesadüf anlaşma}) \quad (14)$$

Tablo 3'te, Eşitlik 14 ile hesaplanan Kappa değerinin yorumlanmasına ilişkin bilgiler paylaşılmıştır.

Tablo 3. Kappa Değeri Yorumu

Kappa Değeri	Uyum durumu
>0	Şansa bağlı uyum
0.01-0.20	Önemsiz düzeyde uyum
0.21-0.40	Zayıf düzeyde uyum
0.41-0.60	Orta düzeyde uyum
0.61-0.80	İyi düzeyde uyum
0.81-1.00	Neredeyse mükemmel uyum

Modelin başarısı, doğru sınıfa atanan örnek sayısı ve yanlış sınıfa atılan örnek sayısı nicelikleriyle alakalıdır. Tablo 4'te Bitcoin fiyatlarının K-Star algoritması ile yapılan sınıflandırma sonuçlarına ilişkin bilgiler yer almaktadır. Bu bilgilere göre; yükseliş sınıflandırma başarısının %71,42 (15/21), düşüş sınıflandırma başarısının %46,66 (7/15), genel sınıflandırma başarısının %61,1 (22/36), Ortalama Mutlak Hata'nın 0,4446, Ortalama Karekök Hatası'nın 0,5083 ve Kappa İstatistiği'nin 0,1845 (önemsiz düzeyde uyum olması) düzeyinde olduğu görülmektedir.

Tablo 4. Örnek Bulgular Tablosu

Karıştırma Matrisi			Doğru Sınıflandırma		Genel Sınıflandırma Başarısı		Ortalama Mutlak Hata (MAE)	KAPPA İstatistiği (k)	Ortalama Karekök Hatası (OKH)
Durum	Yükseliş	Düşüş							
Yükseliş	15	6	%71,42	15/21	22/36	%61,1	%44,46	%18,45	%50,83
Düşüş	8	7	%46,66	7/15					

Yukarıdaki bilgilere göre Bitcoin fiyatlarının gelecek dönem “yükseliş” mi yoksa “düşüş” mü göstereceğine ilişkin sınıflandırmanın %61,1 oranında doğrulukla sınıflandırıldığı görülmektedir. Başka bir deyişle hatalı sınıflandırma oranı %38,9 düzeyindedir. Bitcoin fiyatlarının “yükseliş” göstereceğine ilişkin doğru sınıflandırma başarısı %71,42, “düşüş” göstereceğine ilişkin doğru sınıflandırma başarısı %46,66 olarak bulunmuştur. Dolayısıyla modelin “yükseliş” ile ilgili sınıflandırma tahmininde çok daha başarılı olduğu görülmüştür. Kappa İstatistiği de sınıflandırmanın 0,1845 oranıyla “önemsiz düzeyde uyum” seviyesinde gerçekleştiğini göstermektedir.

6. SONUÇ

Bitcoin, çok kısa süre önce finansal piyasalara girmiş ve henüz keşfedilmemiş bir finansal varlıktır. Bitcoin’in işlem hacminin sürekli artması ve değerinin Dolar karşısında gösterdiği volatilité, finansal piyasalarda dikkat çekmiş ve bir yatırım aracı olarak yatırım yapılmasına olanak sağlamıştır. Günümüz itibarıyla birçok kripto para çeşidi bulunmakla beraber, Bitcoin en çok bilinen ve en çok kullanılan kripto para olma ünvanını en başından beri sürdürmektedir. Yapılan bazı çalışmalarda Bitcoin fiyat hareketlerindeki aşırı dalgalanmanın balon etkisi yarattığı ve bu varlığa yatırım yapılmasının güvenli olmadığı yönünde görüş bildirilse de (Cheung vd., 2015; Cheah vd., 2015), genel görüş Bitcoin’in çeşitlendirme sunan diğer varlıklarla zayıf düzeyde korelasyona sahip olmasının, iyi çeşitlendirilmiş portföylerin risk-getiri değişimini önemli ölçüde etkileyebileceği yönündedir (Chu vd., 2015; Briere, 2015; İçellioglu vd., 2018; Baek ve Elbeck, 2014).

Bu çalışmada makroekonomik değişkenlerin Bitcoin fiyatlarını etkileme düzeyleri, Makine Öğrenme yöntemlerinden Lazy Learning Öğrenmeye Dayalı K-Star Algoritması kullanılarak analiz edilmiştir. Bu amaçla çalışmada makroekonomik değişkenlerin, Bitcoin fiyatlarını açıklama derecesinin test edilmesi amaçlanmıştır. Bu nedenle çalışmada bağımsız değişkenler olarak; Brent Ham Petrol Fiyatı (USD), S&P500 Endeksi, 1 Ounce USD değeri, Avro/Dolar Paritesi ve 10 Yıl Vadeli ABD Tahvil Faiz oranları kullanılmıştır. Modelin Bitcoin

fiyatlarını gelecek dönem “yükseliş” mi yoksa “düşüş” mü göstereceğine ilişkin sınıflandırma başarısının %61,1 oranında olduğu, Bitcoin fiyatlarının “yükseliş” göstereceğine ilişkin doğru sınıflandırma başarısının %71,42, “düşüş” göstereceğine ilişkin doğru sınıflandırma başarısının ise %46,66 olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca Kappa İstatistiği'nin 0,1845 (önemsiz düzeyde uyum olması) düzeyinde olduğu görülmektedir.

Literatürde makine öğrenme modelleri kullanılarak yapılan çalışmalara baktığımızda, genel sınıflandırma başarısının %61,1 çıkması (Jang ve Lee, 2018; Karasu vd., 2018; Ceyhan vd., 2018; Şahin, 2018) modelin iyi bir performans gösterdiği sonucunu ortaya koymaktadır.

Uluslararası bankacılık sisteminin risk altında olduğunu düşünen yatırımcılar için Bitcoin, altın gibi geleneksel yatırım araçlarına alternatif bir finansal araçtır. Çalışma sonucunda, Bitcoin ve makro finansal göstergeler arasındaki ilişki sonucunun, literatürdeki yapısal ekonometrik modeller tarafından elde edilen sonuçlara çok benzediği, Makine Öğrenme modelinin belli bir performans gösterdiği ancak Bitcoin fiyatlarının öngörülebilirliğinin henüz beklentinin altında olduğu ortaya çıkmıştır (İçellioğlu vd., 2018; Atik vd, 2015; Briere vd., 2015).

Çalışmamız bu sonuçlarıyla literatüre katkı sunmakla birlikte, K-Star algoritmasının içinde bulunduğu hibrit modeller ve farklı makro ekonomik değişkenler yardımıyla geliştirilebilir.

KAYNAKÇA

Adetiloye, T., ve Awasthi, A. (2017). "Predicting Short-Term Congested Traffic Flow on Urban Motorway Networks", In Handbook of Neural Computation, Academic Press, 145-165.

Atik, M., Köse, Y., Yılmaz, B. ve Sağlam, F. (2015). "Kripto para: Bitcoin ve Döviz Kurları Üzerine Etkileri", Bartın Üniversitesi İİBF Dergisi, 6(11), 247-261.

Baek, C. ve Elbeck, M. (2015). "Bitcoin as An Investment or Speculative Vehicle? A First Look", Applied Economics Letters 22, No. 1, 30-34.

Basarır, C., ve Bayramoğlu, M. F. (2018). "Global Macroeconomic Determinants of the Domestic Commodity Derivatives". In Global Approaches in Financial Economics, Banking and Finance, Springer, Cham, 331-349.

Bayramoğlu, A. T. ve Başarır, Ç. (2019). "The Linkage Between Cryptocurrencies and Macro-Financial Parameters: A Data Mining Approach. In Blockchain Economics and Financial Market Innovation", Springer, Cham 249-269.

Birattari, M., Bontempi, G. ve Bersini, H. (1999). "Lazy Learning Meets The Recursive Least Squares Algorithm. in Advances in Neural Information", Processing Systems, 375-381.

Bontempi, G., Birattari, M. ve Bersini, H. (1999). "Lazy Learning For Local Modelling and Control Design", International Journal of Control, 72(7-8), 643-658.

Bozic, N., Guy, P. ve Stefano, S. (2016). "A Tutorial on Blockchain and Applications to Secure Network Control-Planes", 3rd Smart Cloud Networks and Systems (SCNS), 1-8.

Briere, M., Oosterlinck, K. ve Szafarz, A. (2015). "Virtual Currency, Tangible Return: Portfolio Diversification with Bitcoin", Journal of Asset Management, 16(6), 365-373.

Ceyhan, K., Kurtulmaz, E., Sert, O. C. ve Özyer, T. (2018). "Bitcoin Movement Prediction With Text Mining". 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), IEEE, 1-4.

Cheah, E. T., ve Fry, J. (2015). "Speculative Bubbles in Bitcoin Markets? An Empirical Investigation into the Fundamental Value of Bitcoin", Economics Letters, 32-36.

Cheung, A., Eduardo R. ve Jen-Je S. (2015). "Crypto-Currency Bubbles: An Application of The Phillips-Shi-Yu (2013) Methodology On Mt. Gox Bitcoin Prices", Applied Economics, Cilt 47, Sayı 23, s. 2348-2358.

Chu, J., Nadarajah, S. ve Chan, S. (2015). "Statistical Analysis of The Exchange Rate of Bitcoin. PLoS One", 10(7), 1-27.

Cleary, J. G., ve Trigg, L. E. (1995). "K*: An Instance-Based Learner Using An Entropic Distance Measure", In Machine Learning Proceedings, 108-114.

Coşkun, C. ve Baykal, A. (2011). “Veri Madenciliğinde Sınıflandırma Algoritmalarının Bir Örnek Üzerinde Karşılaştırılması”, Akademik Bilişim, 1-8.

Crosby, M., Nachiappan, P., Sanjeev V. ve Vignesh K. (2016). “Blockchain Technology: Beyond Bitcoin,” Applied Innovation Reiew, Sayı 2, 6-19.

Ferdiansyah, F. (2019). “A Study of Bitcoin Stock Market Prediction: Methods”, Techniques and Tools, 1-5.

Greaves, A. ve Au, B. (2015). “Using The Bitcoin Transaction Graph to Predict The Price of Bitcoin”, No Data, Computer Science, 1-8.

Hormozi, H., Hormozi, E., ve Nohooji, H. R. (2012). “The Classification of The Applicable Machine Learning Methods in Robot Manipulators”. International Journal of Machine Learning and Computing, 2(5), 560–563.

Investing, 2019a, <https://tr.investing.com/crypto/currencies>, Erişim tarihi: 18.12.2019.

Investing, 2019b, <https://tr.investing.com/crypto/Bitcoin/historical-data>, Erişim tarihi: 10.12.2019.

İçellioğlu, C. Ş., ve Öztürk, M. B. E. (2018). “Bitcoin ile Seçili Döviz Kurları Arasındaki İlişkinin Araştırılması: 2013-2017 Dönemi İçin Johansen Testi ve Granger Nedensellik Testi”, Maliye ve Finans Yazıları, 1(109), 51-70.

Jang H. ve Lee J. (2018). “An Empirical Study On Modeling and Prediction of Bitcoin Prices with Bayesian Neural Networks Based on Blockchain”, Information IEEE Access, 6, 5427-5437.

Joshi, A. P., Han, M., ve Wang, Y. (2018). “A Survey on Security And Privacy Issues of Blockchain Technology”, Mathematical Foundations of Computing, 1(2), 121-147.

Kaplanov, N. M. (2012). “Nerdy Money: Bitcoin, The Private Digital Currency, and The Case Against Its Regulation”, Temple Law Review, 111-157.

Karasu, S., Altan, A., Saraç, Z., ve Hacıoğlu, R. (2018). “Prediction of Bitcoin Prices with Machine Learning Methods Using Time Series Data. 26”, Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU) IEEE, 1-4.

Kartal, C. ve Bayramoğlu M.F. (2019). “Blockchain Economics and Financial Market Innovation: Forecasting the Prices of Cryptocurrencies Using GM(1,1) Rolling Model”, Springer, 2019, 201-230.

Khan, M. A. ve Salah, K. (2018). “Iot Security: Review, Blockchain Solutions, and Open Challenges”, Future Generation Computer Systems, 82, 1-32.

Mallqui, D. C., ve Fernandes, R. A. (2019). “Predicting The Direction, Maximum, Minimum and Closing Prices Of Daily Bitcoin Exchange Rate Using Machine Learning Techniques”, Applied Soft Computing, 75, 596-606.

Painuli, S., Elangovan, M. ve Sugumaran, V. (2014). “Tool Condition Monitoring Using K-Star Algorithm”, Expert Systems with Applications, 41(6), 2638-2643.

Radityo, A., Munajat Q. ve Budi, I (2017). "Prediction of Bitcoin Exchange Rate to American Dollar Using Artificial Neural Network Methods", *Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS), International Conference*, 433–438.

Swan, M. (2015). *Blockchain: Blueprint for a New Economy*. O'Reilly Media, Inc.

Şahin, E. E. (2018). "Kripto Para Bitcoin: ARIMA ve Yapay Sinir Ağları ile Fiyat Tahmini", *Fiscaoeconomia*, 2(2), 74-92.

Tschorsch, F. ve Björn, S. (2016); "Bitcoin and Beyond: A Technical Survey on Decentralized Digital Currencies", *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Cilt 18, sayı 3, 2084-2123.

Underwood, S. (2016). "Blockchain Beyond Bitcoin", *Communications of The ACM*, 59(11), 15-17.

Usta, A. ve Doğantekin, S. (2017). *Blokchain 101*, MediaCat Kitapları. İstanbul.

Viera, A. J. ve Garrett, J. M. (2005). "Understanding Interobserver Agreement: The Kappa Statistic". *Fam med*, 37(5), 360-363.

Vijayarani, S. ve Muthulakshmi, M. (2013). "Comparative Analysis of Bayes And Lazy Classification Algorithms", *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, 2(8), 3118–3124.

Zheng, Z., Xie, S., Dai, H., Chen, X., ve Wang, H. (2017). "An Overview of Blockchain Technology: Architecture, Consensus, and Future Trends", In *Big Data (BigData Congress)*, IEEE Internationa