

KRİPTO VARLIK FİYATLARININ MAKİNE ÖĞRENMESİ KULLANILARAK TAHMİN EDİLMESİ

M. Yasir BUDAK*

Sinan AYTEKİN**

GİRİŞ

Yüzyıllar boyunca geleneksel finansal sistemde aracı kurumlar, yüksek işlem maliyetleri nedeniyle yürütülmesi güç olan işlemlere aracılık etmede ve işlem olanaklarını genişletmede önemli roller oynamıştır. Bu bağlamda aracı kurumlar tarafların buluşmasına ve güven ortamı içerisinde işlemlerini gerçekleştirmesine yardımcı olmuştur (Roth, 2015). Bununla birlikte geleneksel finansal sistemde aracı kurumlar olmadan tarafların bağlantı kuramaması ve işlemlerini gerçekleştirememesi aracı kurumların tekelleşmesine ilişkin endişeleri de artırmıştır (Zuboff, 2019).

Günümüzde dijitalleşmenin hızlanmasıyla birlikte, finansal teknoloji (FinTek) de aracı kurumların geleneksel olarak oynadığı bazı rolleri üstlenmeye başlamıştır. İşlem maliyetlerini azaltma, işlem olanaklarını genişletme ve taraflar arası işlemleri kolaylaştırma gibi bazı yönleriyle FinTek, finansal sistemde yenilik dalgasını teşvik etmektedir (Chen vd., 2019).

FinTek kapsamında olan blok zincir teknolojisindeki gelişmeler, ademi merkezîyetçilik ve aracısızlaştırma paradigmasını güçlendirmektedir. Bu yeni paradigma, ademi merkezîyetçilik ve aracısızlaştırma yoluyla işlem maliyetlerini düşürürken, tarafları daha yenilikçi yollarla bir araya getirerek işlem olanaklarını genişletebilecektir (Cong vd., 2019). Blok zincir teknolojisi, dağıtılmış güven ve merkezi olmayan platformlar aracılığıyla taraflar arası işlemleri kolaylaştırarak araçlara olan ihtiyacı ortadan kaldırmaya çalışmaktadır. Sonuç olarak blok zincir teknolojisi, daha önce

* Balıkesir Üniversitesi SBE, muhammetyasirbudak@hotmail.com, ORCID: 0000-0001-9767-6899

** Prof. Dr, Balıkesir Üniversitesi İİBF, saytekin@balikesi.edu.tr, ORCID: 0000-0003-1502-2643

mümkün olmayan iş modellerini uygulanabilir kılarak taraflar arası işlemlerin kapsamını ve verimliliğini önemli ölçüde artırabilecektir. Bununla birlikte blok zincir teknolojisi ile güçlendirilen finansal hizmetler daha merkezi olmayan, yenilikçi, birlikte çalışabilir, sınırsız ve şeffaf hale gelebilecektir. Henüz başlangıç aşamasında olmasına rağmen blok zincir teknolojisinin gelişimi, geleneksel finansal sistemin tekelleşmesine ilişkin endişeleri ortadan kaldırmaya ve yenilikçi iş modellerinin oluşumuna zemin hazırlayacaktır (Chen vd., 2020).

Blok zincir teknolojisi ile birlikte gelişim gösteren başlıca iş modelleri arasında merkezi olmayan ödeme sistemleri, merkezi olmayan finansman sağlama ve merkezi olmayan sözleşmeler yer almaktadır. Bunun yanı sıra merkezi olmayan kripto varlıklar ise modeller arasında en yaygın olanıdır (Chen vd., 2020).

Dünyada belirli bir merkeze bağlı olan Visa, PayPal ve SWIFT gibi ödeme sistemleri, ulusal ve uluslararası para transferini kolaylaştırmaktadırlar. Ancak kullanıcılarına sundukları hizmetler için, özellikle uluslararası para transferlerinde yüksek ücretler almaktadırlar (libra.org, 2019). Merkezi olmayan ödeme sistemleri ise, blok zincir teknolojisine ve doğası gereği kripto varlık birimlerine bağlı olduğundan, uluslararası ödemeler artık hızlı ve ucuz hale gelebilecektir. Halihazırda XRP, uluslararası para transferlerinin verimliliğini artırmak için çok sayıda finansal kuruluşla (MoneyGram vb.) ortaklık kurmuştur (Ripple.com).

Blok zincir teknolojisi, güçlü projelere finansman sağlama ortamını yeniden şekillendirmektedir (Fisch, 2019). Kitle fonlamasının yeni bir biçimi olan blok zincir teknolojisinin şeffaflığı, akıllı sözleşmeleri ve açık kaynak kodu sayesinde dünyanın dört bir yanındaki yatırımcılardan fon toplanmasına olanak sağlamaktadır. Merkezi olmayan finansman sağlama, blok zincir teknolojisinin yarattığı dağıtılmış güvene dayanarak fon toplamadaki zorlukları azaltabilecektir. Böylece sermayeye erişim kolaylaştırabilecek, girişimcilik ve yenilik teşvik edilebilecektir (Chen, 2018).

Geleneksel finansal sistemde taraflar, güven oluşturmak ve risklerini azaltmak için aracı kurumlar ile çalışmaktadırlar (Benston vd., 1976). Blok zincir teknolojisinin gelişimiyle birlikte, aracı kurumlar yerini akıllı sözleşmelere bırakmaya başlamıştır. Akıllı sözleşmeler, protokollerce önceden belirlenmiş koşullar yerine getirildiğinde otomatik olarak yürürlüğe giren programlardır (Murray vd, 2019). Akıllı sözleşmeler, şeffaflıkları, otomatiklikleri ve programlanabilirlikleri sayesinde geleneksel

sözleşmelerin karmaşıklığını ve maliyetini azaltmayı vaat etmektedirler (Cong vd., 2019).

Ulusal resmi para birimleri merkez bankaları tarafından çıkarılmakta ve değerleri ülkelerin ekonomisine, hükümetine ve merkez bankasına duyulan güvene bağlı olarak değişmektedir. Kripto varlık birimleri ise, herhangi bir ülke tarafından değil, merkezi olmayan bir teknoloji aracılığıyla çıkarılan ve değerleri piyasadaki talebe göre değişen varlıklardır (Nakamoto, 2008). Merkez bankaları tarafından çıkarılan ulusal resmi para birimlerinin aksine, kripto varlık birimlerinin arzı sabittir ve bu arz istenildiğinde değiştirilememektedir. Bu da kripto varlık birimlerini anti-enflasyonist yapmaktadır. Tüm bu yönleriyle kripto varlık birimleri, blok zincir teknolojisinde birincil öneme sahiptir (Popper, 2015). 2021 yılı verileri göz önüne alındığında piyasa değerine göre en büyük kripto para birimleri sırasıyla Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Solana (SOL), Cardano (ADA), Ripple (XRP), Terra (LUNA), Polkadot (DOT), Avalanche (AVAX) ve Dogecoin (DOGE) olmuştur (tr.investing.com).

Kripto varlık piyasasındaki tüm bu gelişmeler kripto varlıklara ilişkin yatırım kararlarının dayandırılacağı iyi fiyat tahminlerine ve doğru yatırım stratejileri belirlemeye yönelik ihtiyacı beraberinde getirmiştir. Bu bağlamda kripto varlık fiyatlarını makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak tahmin etmeyi amaçlayan birçok çalışma literatürde yerini almıştır.

Greaves ve Au (2015) çalışmasında Bitcoin kripto varlık fiyatını makine öğrenmesi algoritmalarından basit doğrusal regresyon, çoklu doğrusal regresyon ve destek vektör makinesi, sınıflandırma modellerinden temel sınıflandırma, lojistik regresyon, destek vektör makinesi ve sinir ağı modellerini kullanarak tahmin etmeyi amaçlanmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre kullanılan modellerin kripto varlıkların fiyatlarının tahmin edilmesinde başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. Rathan, Sai ve Manikanta (2019) çalışmasında ise Bitcoin kripto varlık birim fiyatını makine öğrenmesi algoritmalarından doğrusal regresyon ve karar ağaçları modelleri kullanılarak tahmin edilmesi ve sonuçlarının karşılaştırılması amaçlanmıştır. Çalışmanın sonuçlarına göre doğrusal regresyon modeli %97,50 doğruluk oranı ile %95,80 doğruluk oranına ulaşan karar ağacı modeline göre daha başarılı sonuçlara ulaştığı görülmüştür. Benzer şekilde Ali ve Shatabda (2020) çalışmasında Bitcoin kripto varlık 7 günlük fiyatını makine öğrenmesi algoritmalarından basit doğrusal regresyon modelini kullanarak tahmin etmeyi amaçlanmıştır. Çalışmanın

sonuçlarına göre basit doğrusal regresyon modelinin %99,97 doğruluk oranı ile daha başarılı sonuçlara ulaştığı görülmüştür. Bir başka çalışmada Poongodi vd. (2020), Ethereum kripto varlık fiyatını makine öğrenmesi algoritmalarından doğrusal regresyon ve destek vektör makinesi modellerini kullanarak tahmin etmişlerdir. Çalışmanın sonuçlarına göre destek vektör modeli %96,06 doğruluk oranı ile %85,46 doğruluk oranına ulaşan doğrusal regresyon modeline göre daha başarılı sonuçlara ulaştığı tespit edilmiştir. Uras vd. (2020) çalışmasında Bitcoin, Litecoin ve Ethereum kripto varlık fiyatlarını makine öğrenmesi algoritmalarından basit doğrusal regresyon ve çoklu doğrusal regresyon, yapay sinir ağı modellerinden çok katmanlı algılayıcı ve uzun-kısa süreli bellek modellerini kullanarak tahmin etmişlerdir. Çalışmanın sonuçlarına göre kullanılan modellerin kripto varlıkların fiyatlarının tahmin edilmesinde başarılı sonuçlara ulaştığı görülmüştür. Yine Ho ve Ravichandran (2021) çalışmasında Bitcoin kripto varlık fiyatını makine öğrenmesi algoritmalarından doğrusal regresyon ve uzun-kısa süreli bellek modellerini kullanarak tahmin etmişlerdir. Çalışmanın sonuçlarına göre doğrusal regresyon modelinin diğer modellere kıyasla %99,87 doğruluk oranı ile daha başarılı sonuçlara ulaştığını ortaya koymuşlardır.

İlgili literatürde de görüldüğü gibi farklı zamanlarda farklı kripto varlık fiyatları üzerine makine öğrenmesi modelleri ile yapılan çalışmalardan hareketle çalışmada makine öğrenmesi algoritmalarından Doğrusal Regresyon modeli kullanılarak kripto varlıkların gelecekteki 7, 14, 28 ve 60 günlük fiyatlarının tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Çalışmada fiyatları tahmin edilen 2021 yılının en büyük piyasa değerine sahip kripto varlıkları olan Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Binance Coin (BNB), Solana (SOL), Cardano (ADA), Ripple (XRP), Terra (LUNA), Polkadot (DOT), Avalanche (AVAX) ve Dogecoin (DOGE)'in geçmiş günlük fiyat verileri kullanılmıştır.

METODOLOJİ

Çalışmada, Python programlama dili aracılığıyla makine öğrenmesi algoritmalarından Doğrusal Regresyon modeli kullanılarak kripto varlık fiyatları tahmin edilmiştir. Kullanılan modelin teorik altyapısı ve uygulama aşamaları aşağıda gösterildiği şekildedir.

Doğrusal Regresyon

İstatistikte doğrusal regresyon, bir veya daha fazla değişken (bağımlı ve bağımsız değişkenler) arasındaki ilişkiyi değerlendirmek için kullanılan doğrusal bir modeldir. Bir bağımsız değişkenin olduğu duruma basit

doğrusal regresyon, birden fazla bağımsız değişkenin olduğu duruma ise çoklu doğrusal regresyon denir (Freedman, 2009).

Aşağıda, tahmin edilecek değer için basit doğrusal regresyonun matematiksel gösterimi yer almaktadır (scikit-learn.org). Matematiksel olarak \hat{y} tahmin edilen değer olarak ifade edilirse;

$$\hat{y}(w, x) = w_0 + w_1x_1 + \dots + w_px_p$$

\hat{y} = Tahmin edilecek değer (bağımlı)

X = Özellik değişkeni (bağımsız)

w_0 = intercept_

W = coef_

Model boyunca, $w = (w_1, \dots, w_p)$ vektörü (coef_) ve w_0 (intercept_) olarak ifade edilecektir.

Basit En Küçük Kareler

Veri kümesinde gözlemlenen değerler ile tahmin edilen değerler arasında kalan karelerin toplamını en aza indirmek için kullanılan $w = (w_1, \dots, w_p)$ katsayılarına sahip doğrusal bir modeldir (scikit-learn.org). Modelin matematiksel olarak gösterimi:

$$\text{Min}_w ||Xw - y||_2^2$$

(reg.fit) X, y uygun yöntem dizilerini alarak modelin w katsayılarını (coef_)inde toplayacaktır:

```
>>> from sklearn import linear_model
>>> reg = linear_model.LinearRegression()
>>> reg.fit ([[0, 0], [1, 1], [2, 2]], [0, 1, 2])
LinearRegression ()
>>> reg.coef_
array ([0.5, 0.5])
```

Modelin Uygulama Aşamaları

Çalışmada kullanılan modelin uygulama aşamaları aşağıdaki gösterilmiştir;

1. Kaynak verilerinin ve kütüphanelerin içeri aktarılması
2. Geçmiş fiyat verilerinin Yahoo Finans'tan indirilmesi ve gösterilmesi
3. Gelecekteki “n” günün fiyatlarını tahmin etmek için değişken oluşturulması
4. Bağımsız veri kümesinin (X) oluşturulması
5. Bağımlı veri kümesinin (Y) oluşturulması
6. Verilerin %85 eğitim ve %15 test veri setleri şeklinde ayrılması
7. Modelin oluşturulması ve eğitilmesi
8. Modelin güvenilirlik katsayısının test edilmesi
9. Değişken oluşturulması ve orijinal veri kümesindeki tahmin edilecek günlere eşitlenmesi
10. Tahmin edilecek günler için doğrusal regresyon modeli tahminlerinin yazdırılması

BULGULAR

Çalışmada incelenen kripto varlıkların tahmin edilen ve gerçekleşen fiyatları tablolar halinde gösterilerek değerlendirilmiştir.

Tablo 1: Kripto varlıkların 7 günlük tahmin edilen fiyatları

	BTC	ETH	BNB	SOL	ADA	XRP	LUNA	DOT	AVAX	DOGE
1	39.958	2.951	400	92.93	0.91	0.66	84.43	16.82	66.75	0.13
2	36.995	2.767	378	85.01	0.81	0.62	80.98	15.22	59.15	0.13
3	36.489	2.715	378	82.27	0.80	0.62	76.08	14.97	57.11	0.13
4	35.977	2.658	366	79.57	0.78	0.60	67.24	14.47	55.35	0.13
5	34.609	2.544	356	75.93	0.76	0.59	63.24	13.99	51.88	0.12
6	31.040	2.283	303	64.35	0.63	0.52	32.46	11.68	42.75	0.11
7	31.729	2.377	321	67.74	0.65	0.54	18.57	12.23	45.23	0.11

**Geçmişten Günümüze PARA, BANKA ve FİNANS
TARTIŞMALARI**

Kripto varlıkların 7 günlük fiyat tahminlerine BTC 0.94, ETH 0.94, BNB 0.96, SOL 0.96, ADA 0.96, XRP 0.86, LUNA 0.94, DOT 0.92, AVAX 0.92 ve DOGE 0.90 yüksek güven aralığında ulaşılmıştır. Bu sonuç, tablo 5' de son 7 satırda yer alan gerçekleşen fiyatlar ile karşılaştırılıp değerlendirildiğinde kripto varlıkların 7 günlük fiyat tahminlerinde modelin başarılı sonuçlara ulaştığını ve kullanılabilir olduğunu göstermektedir.

Tablo 2: Kripto varlıkların 14 günlük tahmin edilen fiyatları

	BTC	ETH	BN B	SOL	AD A	XR P	LUN A	DOT	AVA X	DOGE
1	41.92 0	3.07 3	414	104.9 8	0.97	0.7 6	95.88	19.9 0	76.24	0.14
2	41.16 7	2.99 0	402	101.5 1	0.94	0.7 5	91.80	19.6 4	73.33	0.14
3	44.16 7	2.97 0	404	100.4 3	0.94	0.7 3	94.63	19.8 5	72.46	0.14
4	40.24 2	2.94 5	399	100.5 5	0.92	0.7 3	90.56	20.1 7	71.37	0.13
5	40.22 7	2.93 1	397	99.15	0.92	0.7 2	91.56	19.5 4	71.17	0.16
6	41.10 6	3.01 0	402	101.0 2	0.93	0.7 2	97.92	19.6 8	71.32	0.14
7	39.02 5	2.82 6	385	95.93	0.87	0.6 7	89.59	20.9 4	67.50	0.14
8	40.02 4	2.90 0	390	98.35	0.88	0.6 8	90.12	18.0 7	68.58	0.14
9	40.49 7	2.94 4	404	98.17	0.88	0.6 8	89.99	18.1 2	66.26	0.14
10	39.46 3	2.83 3	391	94.28	0.85	0.6 5	86.22	17.3 9	62.71	0.14
11	38.66 7	2.75 5	378	85.97	0.80	0.6 3	79.57	15.9 7	56.91	0.13
12	39.33 7	2.84 4	389	90..23	0.83	0.6 5	83.40	16.7 2	58.55	0.14
13	39.39 1	2.87 1	388	88.29	0.83	0.6 5	85.43	16.3 7	60.07	0.14

**Geçmişten Günümüze PARA, BANKA ve FİNANS
TARTIŞMALARI**

1	38.69	2.80	383	86.67	0.82	0.6	83.74	16.1	59.29	0.13
4	9	4				4		5		

Kripto varlıkların 14 günlük fiyat tahminlerine BTC 0.84, ETH 0.88, BNB 0.88, SOL 0.84, ADA 0.88, XRP 0.76, LUNA 0.92, DOT 0.86, AVAX 0.87 ve DOGE 0.72 yüksek güven aralığında ulaşılmıştır. Bu sonuç, tablo 5' de son 14 satırda yer alan gerçekleşen fiyatlar ile karşılaştırılıp değerlendirildiğinde kripto varlıkların 14 günlük fiyat tahminlerinde modelin başarılı sonuçlara ulaştığını ve kullanılabilir olduğunu göstermektedir.

Tablo 3: Kripto varlıkların 28 günlük tahmin edilen fiyatları

	BTC	ETH	BNB	SOL	ADA	XRP	LUNA	DOT	AVAX	DOGE
1	43.78	3.06	408	96.50	1.15	0.8	100.2	20.2	85.03	0.14
2	44.61	3.12	413	102.7	1.17	0.8	99.13	20.7	86.17	0.14
3	44.91	3.12	410	99.60	1.14	0.8	95.67	20.1	82.77	0.14
4	45.03	3.15	414	102.3	1.19	0.8	96.64	20.3	84.77	0.14
5	46.82	3.28	426	106.9	1.21	0.8	99.42	20.1	88.16	0.15
6	47.06	3.32	426	106.4	1.20	0.8	102.6	20.2	87.95	0.14
7	47.32	3.37	429	111.0	1.22	0.8	114.3	21.1	90.84	0.15
8	47.01	3.36	436	118.8	1.22	0.8	111.3	21.2	93.37	0.15
9	45.83	3.27	425	120.5	1.18	0.8	108.3	20.6	94.37	0.14
10	46.40	3.41	439	130.8	1.20	0.8	111.1	20.6	94.18	0.14
11	46.09	3.41	431	128.8	1.19	0.8	120.6	21.8	93.54	0.14

**Geçmişten Günümüze PARA, BANKA ve FİNANS
TARTIŞMALARI**

1	46.54	3.47	442	132.8	1.21	0.8	118.4	22.5	95.36	0.15
2	2	9		8		2	7	5		
1	46.67	3.47	440	129.0	1.24	0.8	121.8	22.9	93.14	0.15
3	3	7		7		1	3	4		
1	45.84	3.38	438	124.2	1.20	0.8	121.5	19.1	89.21	0.17
4	8	4		2		0	4	9		
1	44.03	3.18	417	112.0	1.11	0.7	113.2	19.5	82.13	0.15
5	1	0		2		7	4	9		
1	44.26	3.23	431	117.1	1.14	0.7	108.8	19.3	86.49	0.15
6	1	2		8		9	9	5		
1	43.32	3.19	419	109.3	1.09	0.7	99.85	18.9	82.86	0.14
7	0	7		3		6		5		
1	43.70	3.25	423	112.1	1.10	0.7	102.7	19.3	83.58	0.15
8	2	6		0		7	1	3		
1	43.25	3.21	416	111.0	1.09	0.7	97.84	20.0	81.15	0.15
9	8	4		2		7		0		
2	41.18	3.01	396	100.2	1.00	0.7	87.59	19.8	74.46	0.14
0	1	7		0		3		7		
2	41.64	3.05	412	103.6	1.03	0.7	89.71	19.9	76.39	0.14
1	9	9		6		4		7		
2	42.45	3.13	420	105.1	1.04	0.7	92.84	20.8	79.50	0.14
2	3	4		4		5		6		
2	41.50	3.05	413	101.3	1.01	0.7	86.83	20.6	76.78	0.15
3	1	1		9		5		4		
2	41.97	3.06	415	101.9	1.03	0.7	85.51	20.8	77.32	0.15
4	9	8		2		8		2		
2	41.87	3.08	415	102.7	1.03	0.7	86.20	21.8	77.72	0.15
5	9	7		4		8		9		
2	41.33	3.02	407	101.1	1.00	0.7	82.59	20.5	75.81	0.14
6	2	8		3		6		6		
2	42.19	3.08	415	102.6	1.01	0.7	96.33	20.6	77.63	0.14
7	0	3		6		7		7		
2	42.71	3.12	419	108.2	1.03	0.7	100.9	21.7	79.81	0.15
8	3	2		7		8	0	4		

Kripto varlıkların 28 günlük fiyat tahminlerine BTC 0.76, ETH 0.80, BNB 0.72, SOL 0.70, ADA 0.76, XRP 0.35, LUNA 0.83, DOT 0.66, AVAX

Geçmişten Günümüze PARA, BANKA ve FİNANS TARTIŞMALARI

0.80 ve DOGE 0.45 yüksek güven aralığında ulaşılmıştır. Bu sonuç, tablo 5' de son 28 satırda yer alan gerçekleşen fiyatlar ile karşılaştırılıp değerlendirildiğinde kripto varlıkların 28 günlük fiyat tahminlerinde modelin başarılı sonuçlara ulaştığını ve kullanılabilir olduğunu göstermektedir.

Tablo 4: Kripto varlıkların 60 günlük tahmin edilen fiyatları

	BTC	ETH	BNB	SOL	ADA	XRP	LUNA	DOT	AVAX	DOGE
1	43.609	3.148	441	130.98	1.42	0.78	85.21	26.23	79.98	0.17
2	43.351	3.101	436	126.92	1.35	0.77	85.86	26.06	77.80	0.17
3	42.916	3.036	422	120.92	1.30	0.77	81.81	26.51	75.11	0.16
4	41.191	2.733	389	110.26	1.22	0.74	70.25	27.13	65.87	0.16
5	40.607	2.629	374	97.82	1.19	0.73	68.09	25.90	61.52	0.15
6	41.117	2.718	389	101.59	1.22	0.74	74.96	25.96	65.03	0.16
7	41.271	2.653	382	96.05	1.19	0.73	71.32	26.30	63.73	0.16
8	41.394	2.663	390	98.20	1.17	0.73	68.34	25.92	67.26	0.16
9	41.352	2.672	385	96.46	1.19	0.74	64.54	25.45	65.92	0.16
10	41.469	2.641	393	94.64	1.17	0.73	60.25	25.73	65.01	0.16
11	41.733	2.726	391	95.81	1.18	0.73	56.71	25.50	66.72	0.16
12	41.877	2.760	392	99.25	1.18	0.73	56.89	25.25	70.23	0.16
13	41.787	2.764	386	97.20	1.17	0.73	52.59	25.63	67.31	0.16
14	42.018	2.822	384	101.71	1.18	0.74	58.36	26.32	68.73	0.16
15	42.125	2.893	390	108.87	1.20	0.74	58.06	26.96	71.16	0.16
16	41.393	2.819	380	103.17	1.16	0.74	53.82	26.63	67.25	0.15
17	41.476	2.816	382	102.91	1.18	0.73	57.12	26.87	67.41	0.16
18	43.251	3.024	398	110.40	1.23	0.73	59.84	27.72	73.87	0.16
19	43.227	3.045	407	111.61	1.22	0.75	61.25	27.57	73.83	0.16

**Geçmişten Günümüze PARA, BANKA ve FİNANS
TARTIŞMALARI**

20	43.624	3.075	410	112.59	1.23	0.75	61.94	26.55	74.89	0.16
21	44.207	3.133	418	114.04	1.26	0.75	65.14	26.16	77.99	0.17
22	44.321	3.119	404	111.40	1.25	0.80	63.07	26.44	80.41	0.17
23	44.441	3.199	412	111.70	1.26	0.81	63.07	26.15	82.80	0.17
24	44.095	3.088	408	106.13	1.24	0.81	58.20	26.78	83.58	0.16
25	43.622	2.986	399	99.36	1.20	0.80	56.50	27.17	76.98	0.16
26	43.555	2.979	401	99.03	1.18	0.78	58.04	27.30	76.64	0.16
27	43.536	2.956	398	97.16	1.17	0.80	57.84	26.85	74.53	0.16
28	43.695	2.990	401	99.39	1.18	0.79	59.80	26.35	77.18	0.16
29	44.508	3.158	418	105.30	1.21	0.79	62.61	25.85	84.66	0.17
30	44.257	3.123	415	103.24	1.20	0.81	61.89	26.49	86.54	0.16
31	42.858	2.954	400	97.28	1.16	0.78	56.38	26.50	81.47	0.16
32	42.651	2.889	399	94.94	1.15	0.79	56.83	26.47	78.46	0.16
33	42.688	2.874	399	95.94	1.15	0.80	56.55	25.81	79.34	0.16
34	41.997	2.782	388	95.52	1.11	0.78	55.53	25.27	73.89	0.15
35	41.443	2.744	373	90.08	1.06	0.76	56.30	24.88	68.73	0.15
36	41.938	2.789	384	92.42	1.08	0.77	60.69	23.75	71.95	0.15
37	41.534	2.755	379	91.33	1.07	0.76	65.31	23.27	71.34	0.15
38	41.957	2.761	376	94.33	1.06	0.76	70.77	23.48	73.32	0.15
39	42.317	2.874	384	96.71	1.09	0.78	78.17	23.21	76.35	0.15
40	42.273	2.886	383	94.99	1.08	0.78	82.84	23.31	77.08	0.15
41	41.702	2.777	376	91.76	1.06	0.77	77.67	23.22	72.24	0.15
42	43.943	2.980	396	101.55	1.12	0.78	95.26	23.25	78.81	0.16
43	44.417	3.017	404	100.95	1.13	0.79	93.74	23.68	80.49	0.16

Geçmişten Günümüze PARA, BANKA ve FİNANS TARTIŞMALARI

44	44.242	3.001	404	102.34	1.11	0.78	96.19	23.74	78.07	0.16
45	43.640	2.922	400	98.77	1.09	0.78	94.48	23.46	74.75	0.16
46	42.286	2.774	384	93.67	1.05	0.76	87.78	23.47	72.71	0.15
47	42.393	2.806	390	94.65	1.07	0.78	91.71	24.02	73.76	0.15
48	41.993	2.731	384	91.08	1.04	0.77	83.83	24.34	70.51	0.15
49	41.846	2.692	388	89.39	1.03	0.77	82.71	24.52	70.06	0.15
50	42.122	2.746	388	89.48	1.03	0.77	89.90	22.77	70.79	0.15
51	43.448	2.851	395	93.64	1.06	0.78	103.16	22.96	74.16	0.15
52	42.408	2.767	382	89.96	1.03	0.77	105.20	22.85	71.55	0.15
53	42.146	2.734	382	88.42	1.02	0.79	92.48	22.66	69.60	0.15
54	42.190	2.745	383	88.99	1.02	0.79	90.51	22.84	69.44	0.15
55	42.560	2.707	376	87.16	1.02	0.78	91.91	23.15	67.39	0.14
56	42.502	2.756	383	88.72	1.03	0.78	98.79	23.09	67.96	0.15
57	42.368	2.776	382	89.97	1.03	0.78	92.88	23.14	68.66	0.14
58	43.106	2.880	390	93.42	1.05	0.79	93.49	23.55	71.58	0.15
59	43.027	2.909	394	93.41	1.05	0.79	91.24	23.45	75.44	0.15
60	43.374	2.998	397	94.77	1.06	0.79	92.86	23.53	79.81	0.15

Kripto varlıkların 60 günlük fiyat tahminlerine BTC 0.34, ETH 0.60, BNB 0.54, SOL 0.56, ADA 0.48, XRP 0.10, LUNA 0.68, DOT 0.20, AVAX 0.44 ve DOGE 0.18 yüksek güven aralığında ulaşılmıştır. Bu sonuç, tablo 5' de son 60 satırda yer alan gerçekleşen fiyatlar ile karşılaştırılıp değerlendirildiğinde kripto varlıkların 60 günlük fiyat tahminlerinde modelin başarılı sonuçlara ulaştığını ve kullanılabilir olduğunu göstermektedir.

Geçmişten Günümüze PARA, BANKA ve FİNANS TARTIŞMALARI

Tablo 5: Kripto varlıkların 60 günlük gerçekleşen fiyatları

	BTC	ETH	BNB	SOL	ADA	XRP	LUNA	DOT	AVAX	DOGE
1	42.190	2.946	399	92.42	0.90	0.81	92.10	19.36	89.69	0.12
2	41.247	2.860	390	88.61	0.87	0.80	90.53	18.64	84.72	0.11
3	41.078	2.897	396	88.76	0.91	0.83	95.94	18.80	86.45	0.11
4	42.358	2.973	404	90.51	0.97	0.83	93.00	20.25	83.98	0.12
5	42.892	3.031	408	95.10	1.10	0.83	94.92	-	86.25	0.12
6	43.960	3.108	414	102.22	1.13	0.84	93.86	-	87.56	0.13
7	44.348	3.106	410	98.66	1.09	0.82	90.41	-	83.66	0.13
8	44.500	3.143	415	101.76	1.15	0.83	9138	-	85.96	0.13
9	46.820	3.291	430	107.08	1.18	0.85	94.15	-	89.82	0.14
10	47.128	3.336	430	106.47	1.17	0.86	97.32	-	89.60	0.14
11	47.465	3.401	434	111.71	1.19	0.85	108.98	-	92.84	0.14
12	47.062	3.385	442	120.70	1.19	0.86	106.01	-	95.78	0.14
13	45.538	3.281	428	122.66	1.14	0.81	103.01	-	96.92	0.13
14	46.281	3.449	446	134.43	1.16	0.82	105.77	-	96.69	0.14
15	45.868	3.445	436	132.20	1.15	0.82	115.19	-	95.97	0.13
16	46.453	3.522	450	136.78	1.18	0.84	113.06	-	98.08	0.14
17	46.662	3.521	447	132.41	1.21	0.82	116.40	-	95.52	0.14
18	45.555	3.411	445	126.86	1.17	0.81	116.11	-	91.02	0.17
19	43.206	3.171	420	112.88	1.05	0.76	107.87	-	82.96	0.14
20	43.503	3.233	436	118.80	1.09	0.78	103.55	-	87.92	0.14
21	42.287	3.192	421	109.80	1.02	0.75	94.57	-	83.77	0.14
22	42.782	3.261	427	112.97	1.04	0.76	97.41	-	84.59	0.14
23	42.207	3.211	418	111.74	1.03	0.75	92.57	-	81.82	0.14
24	39.521	2.981	394	99.34	0.92	0.69	82.39	-	74.17	0.13
25	40.127	3.030	413	103.31	0.95	0.71	84.49	-	76.36	0.13
26	41.166	3.118	423	105.00	0.97	0.72	87.64	-	80.00	0.14

**Geçmişten Günümüze PARA, BANKA ve FİNANS
TARTIŞMALARI**

27	39.935	3.019	414	100.71	0.93	0.72	81.64	-	76.82	0.14
28	40.553	3.040	417	101.31	0.95	0.78	80.35	-	77.44	0.14
29	40.424	3.062	417	102.26	0.95	0.78	81.01	-	77.89	0.14
30	39.716	2.993	407	100.41	0.91	0.75	77.42	-	75.71	0.13
31	40.826	3.057	416	102.16	0.93	0.76	91.07	-	77.79	0.14
32	41.502	3.104	422	108.58	0.95	0.77	95.61	-	80.29	0.14
33	41.374	3.077	418	105.50	0.93	0.75	94.95	-	78.27	0.14
34	40.527	2.987	405	101.78	0.91	0.73	90.79	-	75.08	0.13
35	39.740	2.964	406	100.61	0.90	0.71	93.68	-	74.02	0.13
36	39.486	2.938	401	100.74	0.88	0.70	89.53	-	72.92	0.13
37	49.469	2.922	399	99.24	0.88	0.69	90.56	-	71.60	0.13
38	40.458	3.009	404	101.25	0.89	0.69	97.03	-	72.87	0.15
39	38.117	2.808	385	95.78	0.82	0.64	88.55	-	68.67	0.13
40	39.241	2.888	391	95.38	0.84	0.65	89.09	16.95	69.86	0.13
41	39.773	2.936	406	98.19	0.84	0.64	88.96	17.00	67.32	0.17
42	38.609	2.815	393	94.01	0.80	0.61	85.11	16.16	63.42	0.13
43	37.714	2.730	377	85.10	0.75	0.58	78.34	14.52	57.05	0.12
44	38.469	2.827	390	89.67	0.79	0.60	82.23	15.38	58.86	0.13
45	38.529	2.857	389	87.58	0.78	0.61	84.30	14.98	60.52	0.13
46	37.750	2.783	383	85.84	0.77	0.60	82.59	14.73	59.66	0.12
47	39.698	2.940	402	92.77	0.89	0.64	86.17	16.31	67.09	0.13
48	36.575	2.749	378	84.60	0.79	0.59	82.58	14.58	59.13	0.12
49	36.040	2.694	379	81.76	0.78	0.60	77.46	14.31	57.03	0.12
50	35.501	2.636	365	78.98	0.76	0.58	68.24	13.78	55.16	0.12
51	34.059	2.517	355	75.22	0.73	0.56	64.08	13.25	51.52	0.12
52	30.296	2.245	299	63.27	0.61	0.49	32.00	10.77	41.97	0.10
53	31.022	2.343	319	66.77	0.62	0.51	17.52	11.36	44.56	0.10

Geçmişten Günümüze PARA, BANKA ve FİNANS TARTIŞMALARI

54	28.936	2.072	269	50.21	0.51	0.41	1.074	-	30.96	0.08
55	29.047	1.961	269	44.68	0.47	0.38	0.003	-	30.36	0.08
56	29.283	2.014	290	48.59	0.52	0.42	0.0001	-	32.14	0.08
57	30.101	2.056	297	52.42	0.53	0.42	0.0004	-	34.08	0.08
58	31.305	2.145	312	58.81	0.59	0.44	0.0002	-	36.54	0.09
59	29.862	2.022	297	53.65	0.55	0.42	0.0001	-	32.57	0.08
60	30.595	2.088	307	56.54	0.58	0.43	0.0001	11.21	34.42	0.09

SONUÇ

Makine öğrenmesi algoritmalarından doğrusal regresyon modeli kullanılarak kripto varlıkların gelecekteki 7, 14, 28 ve 60 günlük fiyatlarının tahmin edilmesi amaçlanan çalışmada incelenen kripto varlıkların 7 günlük fiyat tahminlerine BTC 0.94, ETH 0.94, BNB 0.96, SOL 0.96, ADA 0.96, XRP 0.86, LUNA 0.94, DOT 0.92, AVAX 0.92 ve DOGE 0.90 güven aralığında, 14 günlük fiyat tahminlerine BTC 0.84, ETH 0.88, BNB 0.88, SOL 0.84, ADA 0.88, XRP 0.76, LUNA 0.92, DOT 0.86, AVAX 0.87 ve DOGE 0.72 güven aralığında, 28 günlük fiyat tahminlerine BTC 0.76, ETH 0.80, BNB 0.72, SOL 0.70, ADA 0.76, XRP 0.35, LUNA 0.83, DOT 0.66, AVAX 0.80 ve DOGE 0.45 güven aralığında, 60 günlük fiyat tahminlerine BTC 0.34, ETH 0.60, BNB 0.54, SOL 0.56, ADA 0.48, XRP 0.10, LUNA 0.68, DOT 0.20, AVAX 0.44 ve DOGE 0.18 güven aralığında ulaşılmıştır.

Sonuçlar değerlendirildiğinde kripto varlık fiyatlarının tahmin edilmesi amacıyla kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarından basit doğrusal regresyon modelinin 7 günlük fiyat tahminlerinde 14, 28 ve 60 günlük fiyat tahminlerine göre daha yüksek güven aralığında başarılı tahminlere ulaşıldığı görülmüştür. Literatür incelendiğinde diğer çalışmalarda da kripto varlık fiyatlarının tahmin edilmesi için kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarından basit doğrusal modelinin yüksek güven aralığında başarılı tahminlere ulaşıldığı görülmüştür. Sonuç olarak kullanılan modelin kripto varlıkların geleceğe yönelik fiyat tahminlerinde kullanılabilir olduğu görülmüştür.

Çalışmada farklı tarihlerde piyasada işlem görmeye başlayan kripto varlıklar değerlendirilmiştir. Bu durum kripto varlıkların belirli dönem aralığındaki geçmiş fiyat verilerini incelemeye neden olmuştur. Bunun yanı sıra çalışmada geçmiş fiyat verileri olarak ABD Federal Rezervi

(FED) faiz kararının alındığı 10 Mayıs 2022 tarihine kadar olan günleri içermektedir. Bu tarihten sonra kripto varlık piyasasında görülen sert düşüş, uluslararası otoritelerin aldığı kararların kripto varlık fiyatlarının tahmin edilmesinde önemli etkisinin olduğu görülmüştür. Bu etkiler değerlendirildiğinde görülüyor ki, FED 2022 yılında dünya genelindeki diğer birçok merkez bankası gibi, 2020 ve 2021 yıllarında benimsediği faiz oranlarını sıfırda tutma şeklindeki aşırı güvercin politikasından uzaklaşmıştır. FED faiz politikasındaki bu değişiklik, ABD hazine bonoları ve tahvillerinin getirisini artırmıştır. Risksiz getiri oranındaki bu artış parayı kripto varlıklar gibi spekülative varlıklardan çıkmaya zorlamıştır. Bu durum en büyük piyasa değerine sahip iki kripto varlıktan Bitcoin'in piyasa değerinde 2021 yılındaki en yüksek seviyelerinden %65 ve Ethereum'un piyasa değerinde ise yaklaşık %75 düşüş ile bu varlıkların sırasıyla %25 ve %30'un üzerinde değer kaybetmesine neden olmuştur.

Çalışma, bundan sonra yapılacak araştırmalarda aynı tarihlerde işlem görmeye başlayan kripto varlıkların geçmiş fiyat verilerinin incelenmesi ve/veya kripto varlıkların fiyatlarını etkileyecek haber akışlarının modele dahil edilmesi yönünden geliştirilmeye açıktır.

KAYNAKÇA

- Ali, M., & Shatabda, S. (2020). A data selection methodology to train linear regression model to predict bitcoin price. In 2020 2nd International Conference on Advanced Information and Communication Technology (ICAICT).
- Benston, G.J., Smith, C.W., (1976). A transactions cost approach to the theory of financial intermediation. *Journal of Finance* 31 (2), 215-231.
- Chen Y., Bellavitis C. (2020). Blockchain disruption and decentralized finance: The rise of decentralized business models, *Journal of Business Venturing Insights*, 13.
- Chen, M.A., Wu, Q., Yang, B., (2019). How valuable is FinTech innovation? *Review of Financial Studies* 32 (5), 2062-2106.
- Chen, Y., (2018). Blockchain tokens and the potential democratization of entrepreneurship and innovation. *Business Horizons* 61 (4), 567-575.
- Cong, L.W., He, Z., (2019). Blockchain disruption and smart contracts. *Review of Financial Studies* 32 (5), 1754-1797.
- David A. Freedman (2009). *Statistical Models: Theory and Practice*. Cambridge University Press. A simple regression equation has on the right hand side an intercept and an explanatory variable with a slope coefficient. A multiple regression e right hand side, each with its own slope coefficient.

- Fisch, C., (2019). Initial coin offerings (ICOs) to finance new ventures. *Journal of Business Venturing* 34 (1), 1-22.
- Greaves, A., & Au, B. (2015). Using the bitcoin transaction graph to predict the price of bitcoin.
- Ho, A., & Ravichandran, S. K. (2021). Bitcoin Price Prediction Using Machine Learning and Artificial Neural Network Model. *Indian Journal of Science and Technology*, 14 (27).
https://scikit-learn.org/0.24/modules/linear_model.html#ordinary-least-squares. Erişim Tarihi: 10.05.2022
<https://tr.investing.com/news/cryptocurrency-news/en-buyuk-10-kripto-parann-2021-yl-performans-2245850> Erişim Tarihi: 10.05.2022
- Libra Association (2019). An Introduction to Libra: White Paper,
<https://libra.org/en-US/white-paper/>.
- Murray, A., Kuban, S., Josefy, M., Anderson, J., (2019). Contracting in the smart era: the implications of blockchain and decentralized autonomous organizations for contracting and corporate governance. *Academy of Management Perspectives*.
- Nakamoto, S., (2008). Bitcoin: a peer-to-peer electronic cash system.
<https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.
- Poongodi, M., Sharma, A., Vijayakumar, V., Bhardwaj, V., Sharma, A. P., Iqbal, R., & Kumar, R. (2020). Prediction of the price of Ethereum blockchain cryptocurrency in an industrial finance system. *Computers & Electrical Engineering*, 81.
- Popper, N., (2015). *Digital Gold: Bitcoin and the Inside Story of the Misfits and Millionaires Trying to Reinvent Money*. Harper, New York.
- Rathan, K., Sai, S. V., & Manikanta, T. S. (2019). Crypto-currency price prediction using decision tree and regression techniques. In 2019 3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI).
- Roth, A.E., (2015). *Who Gets What-and Why: The New Economics of Matchmaking and Market Design*. Houghton Mifflin Harcourt, New York.
- Source: Ripple Announces Strategic Partnership with Money Transfer Giant, MoneyGram. Available at: <https://ripple.com/insights/ripple-announces-strategic-partnership-with-money-transfer-giant-moneygram>. Erişim Tarihi: 10.05.2022
- Uras, N., Marchesi, L., Marchesi, M., & Tonelli, R. (2020). Forecasting Bitcoin closing price series using linear regression and neural networks models. *PeerJ Computer Science*, 6.
- Zuboff, S., (2019). *The Age of Surveillance Capitalism: The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*. Public Affairs, New York.