



## KRİPTO PARA DEĞERİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI VE REGRESYON ANALİZİ İLE TAHMİNİ

Dilara ŞENOL<sup>1\*</sup>, Berrin DENİZHAN<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Sakarya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Sakarya  
ORCID No : <http://orcid.org/0000-0002-1974-9244>

<sup>2</sup>Sakarya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Sakarya  
ORCID No : <http://orcid.org/0000-0002-0212-0087>

### Anahtar Kelimeler

*Yapay sinir ağları,  
regresyon analizi,  
zaman serisi analizi,  
kripto para tahmini*

### Öz

*Teknolojinin gelişmesiyle birlikte kripto para borsaları insanların daha fazla gelir elde etmek amacıyla kullandığı borsalardan biri olmuştur. Borsalarda alım-satım işlemleri yapılırken teknik ve temel analiz yöntemleri kullanılmaktadır. Teknik analiz, geçmiş verilerden yola çıkarak gelecekteki fiyat hareketlerini tahmin etme işlemidir. Teknik analiz yapılırken çok büyük verilerle karşılaşıncı verilerin analizi zorlaşmakta ve teknik analiz sonucu elde edilecek verilerin hatalı olma ihtimali artmaktadır. Bu durum sonucunda büyük verileri doğru analiz edemeyen yatırımcıların büyük zararlara uğrama ihtimali artmaktadır. Kripto para tahmini hem yatırımcılara doğru karar almak için hem de bilimsel alanda uygulamalara açık olduğu için değerlidir. Bu sebeple bu çalışmada, kripto para hareketliliği en yüksek olan kripto paralar arasından 3 adet kripto para seçilerek fiyat tahmini çalışması yapılmıştır. Seçilen kripto paralar; Bitcoin, Ethereum ve Cardano'dur. Verilerin büyük olması sebebiyle ve karar etkenlerinin analizi açısından Yapay Sinir Ağları ve Regresyon Analizi yöntemleri ile bu kripto paraların açılış, kapanış, gün*

\*Sorumlu yazar; e-posta: [dilara.senol@ogr.sakarya.edu.tr](mailto:dilara.senol@ogr.sakarya.edu.tr)

doi : <https://doi.org/10.46465/endustrimuhendisligi.1117414>

*içindeki en küçük ve en büyük değerleri kullanılarak bir sonraki günün kapanış değeri tahmin edilmiştir. Sonrasında tahmini değerlerle gerçek değerler arasında karşılaştırma yapılmıştır. Çalışma sonucunda Yapay Sinir Ağları ile yapılan tahmin çalışmasının Regresyon Analizi ile yapılan tahmin çalışmasından daha başarılı performans sergilediği gözlemlenmiştir.*

## **FORECASTING CRYPTO CURRENCY PRICE USING NEURAL NETWORKS AND REGRESSION ANALYSIS**

### **Keywords**

*Neural networks, regression analysis, time series analysis, cryptocurrency, forecasting*

### **Abstract**

*With the development of technology, cryptocurrency exchanges have become one of the exchanges that people use to earn more income. Technical and fundamental analysis methods are used while trading in stock markets. Technical analysis is the process of predicting future price movements based on historical data. When very large data is encountered during technical analysis, the analysis of the data becomes difficult and the probability of the data to be obtained as a result of technical analysis increases. As a result of this situation, investors who cannot analyze big data correctly are more likely to suffer big losses. Cryptocurrency prediction is valuable both for investors to make the right decision and because it is open to applications in the scientific field. For this reason, in this study, a price prediction study was carried out by choosing 3 cryptocurrencies among the cryptocurrencies with the highest cryptocurrency activity. Selected cryptocurrencies; Bitcoin, Ethereum and Cardano. Due to the large size of the data and the analysis of decision factors, the closing value of the next day was estimated by using the opening, closing, smallest and largest values of these cryptocurrencies with Artificial Neural Networks and Regression Analysis methods. Afterwards, a comparison was made between the estimated values and the actual values. As a result of the study, it was observed that the estimation study made with Artificial Neural Networks performed more successfully than the estimation study made with Regression Analysis.*

Araştırma Makalesi

Research Article

Başvuru Tarihi : 16.05.2022

Submission Date : 16.05.2022

Kabul Tarihi : 16.03.2023

Accepted Date : 16.03.2023

## 1. Giriş

Kripto paralar, kriptografi temelli blokzinciri olarak adlandırılan bir yapı kullanılarak oluşturulan, fiziksel varlıkları bulunmayan, herhangi bir merkezi olmayan, herhangi bir otorite tarafından kontrol edilemeyen, taraflararası hızlı, düşük maliyetli ve güvenli bir para transferi sağlayan sanal paralardır (Şahin, 2018). Bu çalışmada analizi yapılacak olan kripto paralar Bitcoin, Ethereum ve Cardanodur. Çalışmanın üçüncü bölümünde seçilen kripto paralarla ilgili detaylı bilgi verilmiştir.

Tüm borsalarda olduğu gibi kripto para borsalarında da alım-satım stratejileri belirlenirken teknik ve temel analiz yöntemleri kullanılmaktadır. Teknik analiz, eğilimleri belirlemek ve piyasaların gelecekte nasıl hareket edeceğini tahmin etmek için piyasa verilerindeki modellere bakar. Temel analiz ise finansal durumu, kullanıcı topluluğunu ve varlığın gelecekte gerçek dünyada sunacağı faydayı inceleyen, büyük resmi görmeye yönelik bir yaklaşımdır (Seo ve Hwang, 2018) Teknik analiz yapılırken çok büyük verilerle karşılaşılmaktadır. Bu noktada yatırımcı bu verilerinin hangilerinin anlamlı hangilerinin anlamsız olduğunu bilmeden alım-satım stratejilerini belirlemek zorunda kaldığından dolayı hatalı strateji uygulama olasılığı artmaktadır ve yatırımcılar bu durumdan olumsuz etkilenebilmektedir. Literatürde kripto para fiyatlarının tahmin edilmesiyle ilgili bilimsel çalışmaların sayısı azdır. Bu sebeple çalışmada tahmin performansı yüksek olan regresyon analizi ve yapay sinir ağları yöntemleriyle tahminleme çalışması yapılacaktır.

Çalışmanın dördüncü bölümünde regresyon analizi ve yapay sinir ağları ile ilgili bilgi verilmiştir. Çalışmanın beşinci bölümünde BTC, ETH ve ADA kripto paraları için açılış değeri, kapanış değeri, gün içindeki en yüksek değer ve gün içindeki en düşük değerler girdi olarak kullanılarak ertesi günün kapanış değeri tahmin edilmiştir.

Regresyon analizi yöntemi IBM SPSS programı kullanılarak, yapay sinir ağları yöntemi MatlabR2021b programı kullanılarak uygulanmıştır. Sonuçlar gerçek verilerle karşılaştırılmıştır. Analiz sonrası elde edilen bulguların değerlendirilmesi yapılmıştır.

## 2. Bilimsel Yazın Taraması

Kripto paraların fiyat seyrinin belirlenebilmesi yatırımcılar için oldukça önem arz etmektedir. Bu anlamda birçok matematiksel, istatistiksel ve ekonometrik modellemeler fiyat tahminleri için kullanılmaktadır. Kripto para fiyatlarının tahmin edilmesi ile ilgili literatürde yapılan çalışmalar incelendiği zaman, bazı çalışmalarda makine öğrenme teknikleri kullanılırken, bazı çalışmalarda derin öğrenme tekniklerinin kullanıldığı gözlemlenmektedir.

Literatürde yapay sinir ağları ve regresyon analizi, Erişlik (2020), Gately (1996), Kasabov (1996) gibi araştırmacılar tarafından finansal piyasalarda tahmin aracı olarak kullanılmıştır, ve YSA'nın daha başarılı sonuç verdiği ispatlanmıştır. Fakat kripto para borsasında bu tarz bir çalışma yapılmamıştır.

Bilinen ilk kripto para olan Bitcoin'e ait fiyat tahmini hakkındaki ilk çalışmalardan biri Shah ve Zhang (2014) tarafınca yapılan Bayes Lineer Regresyonu modeli ile Bitcoin fiyatlarının tahminidir. 2014 yılının şubat ve temmuz ayları arasındaki Bitcoin'e ait fiyat hareketleri zaman serisi olarak alınmıştır. 200 milyonu geçkin veri üzerinde k-ortalama (k-mean) kümeleme makine öğrenme tekniği uygulanmıştır. Bu işlemi yapabilmek için güçlü bilgisayarlar kullanılmıştır. Daha sonra normalize edilmiş verilerle Python programı kullanılarak yine aynı tipte bir bilgisayarla çok daha verimli sonuçlar elde edilebileceği ortaya konmuştur. Yapılan uygulama göstermiştir ki eğer makine öğrenme sonuçlarına göre yapılacak olan yatırıma yön verilirse yatırımın değeri ikiye katlanabilir.

Jang ve Lee (2017), yaptıkları çalışmada Bitcoin fiyat değerine ait zaman serilerini inceleyerek Bayesian sinir ağlarının (BNN) tesirini ortaya koymayı hedeflemişlerdir. Çalışmanın sonucunda Bayesian sinir ağı ile Bitcoin fiyatı zaman serisinin modellenmesi ve tahminini diğer doğrusal ve doğrusal olmayan modeller ile karşılaştırmışlar ve BNN'nin Bitcoin fiyatını tahmin etmede ve Bitcoin fiyatının yüksek volatilesini açıklama konusunda iyi bir performansı olduğunu ortaya koymuşlardır.

Amjad ve Shah (2017), yaptıkları çalışmada geçmiş verilerden faydalanarak gelecek fiyatları tahmin etme konusunda matematiksel bir algoritma oluşturmuşlardır. Bu algoritmada Bitcoin fiyatının yükselmesi, düşmesi ve sabit kaldığı varsayımı olacak şekilde üç durumu göz önünde bulundurmışlardır. Bitcoin fiyatına ait tahmin çıktılarının doğruluk oranının oluşturdukları bu yöntem sayesinde yüksek olduğunu göstermişlerdir. ARIMA yöntemi ile karşılaştırıldığında daha doğru sonuçlara ulaştıklarını göstermişlerdir.

Gencer (2017), yaptığı uygulamada yapay sinir ağları ile Bitcoin fiyatını tahmin etmeyi hedeflemiştir. Çalışmanın sonucunda Bitcoin kapanış fiyatını 2018 Mayıs ayı ortalaması için \$8955 olarak tahmin etmiştir. Fakat, araştırmada kullanılan veri sayısının yetersiz olmasından sebep, elde edilen tahmin sonuçları başarısız olarak yorumlanmıştır.

Catania ve Grassi (2018), yapılan çalışmada en yüksek işlem hacmine sahip kripto paralardan olan, Bitcoin, Litecoin, Ripple ve Ethereum'un fiyatlarını tahmin etmek için tek değişkenli ve çok değişkenli modellerin karşılaştırmasını yapmışlardır. Sonuç olarak, tek değişkenli modellere ait gerçek değerler ile tahmin değerleri arasında istatistiksel olarak önemli farklar olduğunu göstermişlerdir.

Lahmire ve Bekiros (2019), çalışmalarında en büyük işlem hacmine sahip para birimleri arasından üç adet dijital para biriminin, yani Bitcoin, Digital Cash ve

Ripple'in fiyat değerlerini geçmiş verilerin ışığında tahmin etmek için derin öğrenme yöntemlerini kullanmışlardır. Çalışma sonucunda derin öğrenme yönteminin, kripto para birimi piyasalarının doğal kaotik dinamiklerini tahmin etmede oldukça başarılı performans gösterdiği çıkarımına ulaşmışlardır.

Mudassir ve Bennbaia ve Unal (2020), çalışmalarında 2013- 2019 arasındaki Bitcoin fiyat verisi ile Yapay Sinir Ağları (ANN), Yığılmış Sinir Ağları (SANN), Destek Vektör Makinası (SVM) ve Uzun Kısa-Süreli Hafıza (LSTM) makine öğrenme yöntemleri ile fiyat hareket yönü tahmini yapmışlardır. Günlük tahmin sonuçlarından en iyi sonucu SANN verirken, kısa vadeli tahmin sonuçlarında SVM, uzun vadeli tahmin sonuçlarında ise ANN ve LSTM'nin daha iyi olduğu gözlemlenmiştir.

### 3. Kripto Paralar

Şifreli para anlamına gelen kripto para; internet aracılığıyla kullanılan, herhangi bir merkezi otoriteye ya da aracı kuruma bağlı olmayan, sanal para birimini ifade etmektedir. Kripto paralar ancak belirli şifreler kullanılarak yerleştirildiği sanal cüzdanlardan yine şifreler aracılığıyla çıkarılıp kullanılabilirdiği için bu adı taşımaktadır. Kripto para birimleriyle kişiler ya da kurumlar tıpkı gerçek parayla yaptıkları gibi harcama ya da yatırım yapabilirler. (Çetinkaya, 2018)

Günümüzde bugün itibariyle iki binden fazla kripto para çeşidi vardır. Kripto paraların sanal para olmalarının sebebi yalnızca bilgisayar sisteminde kayıtlı olmalarından kaynaklıdır. Yani bu paralar Euro, Dolar, Sterlin, Türk Lirası gibi basılı halde fiziksel olarak bulunmazlar. Aynı zamanda bu paralar gibi maden değerinden ya da devlet itibarınan kaynaklanan bir değeri yoktur. Kripto paraların değeri, kullanıcıların onu bir emtia gibi görmesinden kaynaklanmaktadır. Piyasadaki anlık olarak arz ve talep koşullarına göre değeri belirlenmektedir (Eğilmez, 2017).

Kripto paraların miktarıyla piyasaya hangi şekilde ve ne zaman arz edileceği sistem kurulurken belirlenmektedir. Herhangi bir hükümet, kurum ya da kuruluş kripto para üretmemektedir ve başkalarının sahip olduğu kripto paralara da el koyamamaktadır. Kripto paraların korunması ve transferinde sistemin güvenilir olması gerektiğinden dolayı gönderici ve alıcı haricinde üçüncü bir kişi ya da aracı bulunmamaktadır (Çarkacıoğlu, 2016).

Tablo 1'de dijital paralar ile kripto paralar arasındaki farklardan bahsedilmiştir.

Tablo 1  
Dijital Para ve Kripto Para Arasındaki Farklar

Dijital Paralar	Kripto Paralar
Merkezi Yapı	Merkeziyestsiz Yapı
İşlemler Açık	İşlemler Gizli
Dalgalanma Az	Dalgalanma Fazla
Fiziki Cüzdan	Sanal Cüzdan
Siber Saldırlara Karşı Daha Zayıf	Siber Saldırlara Karşı Çok Güçlü
Yasal Düzenlemelere Tabii	Az sayıda Ülke Tarafından Düzenlemeye Tabii

Google aramaları incelendiğinde, kripto para ile ilgili en çok araştırma yapan ülkeler Şekil 1'de verilmiştir.



Şekil 1. Ünelere Göre Kripto Paraların Google'da Araştırılması

### 3.1Bitcoin

Bitcoin 2009 yılında Satoshi Nakamoto adıyla bilinen kişi ya da kişiler tarafından çıkarılmıştır. Bu isim Nakamoto'nun sanal ismidir, gerçek kimliği hala bilinmemektedir. Aralık 2010'a kadar Bitcoin'i geliştirmeye devam etmiştir.

Bitcoin, dijital para ekonomisini oluşturan kavramlar bütünüdür. Açık kaynak kodlu yazılımlardan oluşur. Tamamen dijital olup fiziki temsiline gerek yoktur. İşlem maliyetlerinin düşük olması, küresel olarak kullanılabilmesi, finansal özgürlük sağlaması, her geçen gün kullanım alanlarının çoğalması, güvenilir ve anonim olarak değer saklama aracı olarak görülmesi Bitcoin'in popülerliğini her geçen gün arttırmaktadır. Bitcoin yeni sanal bir ekonomiye doğru sınırları zorlamaktadır. Bitcoin, resmi veya özel herhangi bir kurum ya da kuruluşun ihracını gerçekleştirmediği ve yine hiçbir resmi veya özel bir kurum ya da kuruluş tarafından güvence verilmeyen bir sanal para birimidir (Sönmez, 2014).

Bitcoin arzı, küresel ağdaki merkezi olmayan gönüllü bilgisayarların işlemci

güçleriyle yapılır. Açık kaynak kodlu olan madenci yazılımını çalıştırıp bu ağa dahil olan herkes madenci olup Bitcoin üretebilir. Bitcoin'ler madencilik olarak adlandırılan, transfer işlemleriyle uğraşırken karışık bir matematik problemini birbirleriyle yarışarak çözen madenciler aracılığı ile arz edilmektedir. Problemi çözen madenci belli bir miktar BTC ile ödüllendirilir. Problem git gide zorlaşır ve madencilere verilen ödül yaklaşık olarak dört yılda bir yarıya iner. Maksimum BTC sayısı 21.000.000 ile sınırlıdır. Bitcoin'in 21.000.000 sınırına ulaşması için 100 yıldan fazla bir süre öngörülmektedir (Çarkacıoğlu, 2016).

### 3.2 Ethereum

Ethereum, merkeziyetsiz ve açık kaynak kodlu bir blok zinciridir. Ethereum blok zincirinin kurumsal kripto para birimi ise Ether'dir. Ether, kısa adıyla ETH, Bitcoin'den sonra en büyük piyasa değerine sahip sanal para birimidir (Karataş, 2018).

Ethereum, 2013 yılının sonlarında kripto para araştırmacısı ve programcısı Vitalik Buterin tarafından yeni nesil bir blok zinciri olarak önerilmiştir. Ethereum'un geliştirilmesi için gereken maddi kaynak 2014 Temmuz ve Ağustos aylarında kitle fonlaması yöntemiyle internet üzerinden toplanmıştır. Ethereum, 30 Temmuz 2015'te, 11.9 milyon sanal birime karşılık gelecek şekilde "ön madencilik" yöntemiyle hayata geçirilmiştir.

2016 yılında Ethereum 2 farklı blok zincire ayrılmıştır. Yeni oluşan versiyon Ethereum (ETH) olarak bilinmekteyken platformun özgün sürümü ise Ethereum Classic (ETC) olarak yoluna devam etmiştir.

### 3.3 Cardano

Cardano, akıllı sözleşmeler için halka açık bir blockchain platformu çalıştırmayı amaçlayan bir kripto para birimi ağı ve açık kaynaklı bir projedir. Cardano'nun dahili kripto para birimine ADA denir (Buğan, 2021). ADA sistemi 45.000.000.000 Cardano üretebilecek şekilde sınırlandırılmıştır.

Platform, 2015 yılı itibariyle geliştirilmeye başladı ve 2017 yılında Ethereum ve BitShares'in kurucularından Charles Hoskinson tarafından başlatıldı. Platform adını Gerolamo Cardano'dan ve kripto para birimiye adını Ada Lovelace'dan almıştır (Fajria ve Mahananto, 2022).

Cardano, akademisyen ve mühendislerden oluşan bir ekip tarafından geliştirilmiş ve tasarlanmıştır (Houben ve Snyers, 2018).

## 4. Yöntem

Bu çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

### 4.1 Regresyon Analizi

Regresyon analizi, aralarında neden-sonuç ilişkisi bulunan en az iki (basit regresyon) ya da daha fazla değişken (çoklu regresyon) arasındaki ilişkinin denklem ifadesiyle belirleme tekniğidir. Bu denklemin ilişkinin yönü ve derecesi hakkında net bir bilgi sağlanmadığı ileri sürülünce kolerasyon analizine ihtiyaç olduğu ortaya çıkmıştır. Bu denklemi kullanarak bağımlı değişken hakkında tahminler ya da çıkarımlar yapabilmek amacıyla sıkça başvuru alan bir istatistiksel analiz tekniğidir (Orhunbilge, 2010). Böylece regresyon analiziyle aynı zamanda bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki yapısal ilişkiler de ortaya konmuş olur. Literatürde bağımsız değişkenler yer yer açıklayıcı değişkenler veya tahmin değişkenleri olarak, bağımlı değişkenler ise sorumlu değişkenler olarak da adlandırılmaktadır.

Basit ya da çoklu regresyon modeli kurulduktan sonra, modelin yeterli ya da yetersiz olduğuna karar verilmesi bu analizin en önemli kısmıdır. Kurulan modelin doğruluğunu garanti altına almak ve en küçük kareler regresyon analizinin tüm varsayımlarını sağlayıp sağlamadığını kontrol etmek gerekmektedir. Modelin yeterliliğini ölçmek için genellikle varyans analizi ve çoklu determinasyon katsayısından ( $R^2$ ) yararlanır. Modelin istatistik açıdan yeterli olduğunu ispatlayabilmek için ayrıca t testleri ile araştırılması da gerekmektedir.

Bir tane bağımsız değişkenin var olduğu model tek değişkenli regresyon analizi, birden fazla bağımsız değişkenin var olduğu model de çok değişkenli regresyon analizi olarak isimlendirilir.

#### 4.1.1 Tek Değişkenli Regresyon Analizi

Tek değişkenli regresyon analizi, bir adet bağımlı değişken ve bir adet bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi inceleyen analiz yöntemidir. Bu analizle bağımlı değişken ile bağımsız değişken arasındaki doğrusal ilişkiyi ifade eden bir doğru denklemi formüle edilmektedir. Bu doğrunun hesaplanması en küçük kareler yöntemiyle yapılmaktadır (Ural, 2005).

Regresyon analizinin sonuçları yorumlanırken, en çok yapılan yanlış yorum regresyon analizinde x bağımsız değişkeninin y bağımlı değişkenine sebep olduğu yorumudur. Çünkü bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkendeki değişimi açıklayabiliyor oluşu, ona sebep olduğunu ispatlamaz. Bir başka deyişle, bağımlı değişken ve bağımsız değişken arasında pozitif ya da negatif bir ilişkinin



bulunması her zaman bağımsız değişkenin bağımlı değişkenin nedeni olduğunu göstermeyecektir. İki değişken arasında bir ilişkinin olması için sebepsellik zorunlu değildir. İlişki olmasının sebebi belki de iki değişkenin üçüncü bir değişkenle olan ortak ilişkilerinden kaynaklanıyor olabileceği gibi, söz konusu ilişki tamamıyla tesadüfi olarak da oluşmuş olabilir.

Regresyon analizinin sonuçları yorumlanırken sebepsellik ve ilişkisellik birbiriyle karıştırılmamalıdır. Regresyon analizi değişkenler arasındaki ilişkinin derecesi ve yapısıyla ilgilenmektedir.

#### 4.1.2 Çok Değişkenli Regresyon Analizi

Çok değişkenli regresyon analizi, bir adet bağımlı değişken ve birden çok bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi araştıran analiz yöntemidir. Çok değişkenli regresyon analizinde bağımsız değişkenler aynı anda yani eş zamanlı olarak bağımlı değişkendeki değişimi açıklamaya çalışmaktadır. Hesaplama ve yorumlama anlamında tek değişkenli regresyon analizine benzerlik gösterir. Farklı olarak çoklu regresyon analizinde regresyon katsayısı  $R$  (multiple  $R$ ) bir bağımlı değişkende gerçekleşen değişim ile eş zamanlı olarak ele alınan birden fazla bağımsız değişkendeki değişim arasındaki ilişkinin yapısını ve derecesini göstermektedir. Daha basit bir söyleyişle, bağımlı değişkenle beraber ele alınan bir grup bağımsız değişkendeki değişimin ilişkisini ortaya koymaktadır (Güneri ve Apaydın, 2004).

Çoklu regresyon modelinde de tıpkı tekli regresyon modelinde olduğu gibi katsayılar hesaplanırken bağımsız değişkenlerin ortalamadan sapmaları kullanılmaktadır. Regresyon katsayıları hesaplanıp tahmin modeli kurulduktan sonra, belirlilik katsayısı olan  $R^2$  hesaplanır. Bu sayede modelin ne kadar anlamlı olduğu ve katsayıların uygunluğu gözlemlenmiş olur.  $R^2$  belirlilik katsayısı çok değişkenli regresyon modellerinde genellikle tek başına yeterli değildir. Çünkü çoklu regresyon modelleri için denkleme yeni bir değişken eklendiği durumlarda  $R^2$  genelde yükselir. Bu sebeple anlamlı bir test yapabilmek için düzeltilmiş  $R^2$ 'nin hesaplanması gerekmektedir (Tolon ve Tosunoğlu, 2008).

Tekli regresyon modellerinde olduğu gibi çoklu regresyon modellerinde de belirlilik katsayısı 1'e ne kadar yakınsa mevcut model o kadar anlamlıdır. Modelde tahmin edilen katsayıların güvenilirliği standart hata ve varyansın küçüklüğüne bakılıp test edilebilir. Bu bize gerçek değerler ile tahmin değerlerinin uygunluğu hakkında fikir verir.

Çoklu regresyon analizinde değişkenler seçilirken bazı yöntemler kullanılmaktadır. En çok kullanılan yöntemler enter metodu, ileriye doğru seçim metodu, geriye doğru eleme metodu, adım adım seçme metodudur. Değişken seçimindeki asıl amaç, modelde olması gereken faktörlerin ya da değişkenlerin belirlenmesidir. Değişken seçimi, çoklu regresyon analizinde analize bağımsız değişkenin nasıl dâhil edileceği ile ilgilidir (Urgancı, 2012).

## 4.2 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, isminden de anlaşılacağı gibi canlıların vücudundaki sinir sisteminden etkilenerek bilgiyi iletme ve işleme amaçlı geliştirilen, bilgisayarların olayları öğrenmesini sağlayan bir tekniktir. Tıpkı Bulanık Mantık ve Genetik Algoritmalar gibi diğer yapay zeka kavramları altında değerlendirilen sistemler gibi canlı hücrelerin biyolojik ve düşünce özelleriklerinin matematiksel modellemesine dayanır. Öğrenme becerisi sayesinde, karmaşık sistemlerin modellemesinde önemli bir yeri vardır.

Öğrenme becerisi farklı öğrenme algoritmalarıyla sağlanabilir. Öğrenmenin gerçekleşebilmesi için bir eğitim sürecine tabi tutulmaları, geleneksel yöntemler ile aralarındaki farklardan biridir (İzgi, Öztopal, Yerli, Kaymak, ve Şahin, 2012).

YSA'nın insan beyni fonksiyonlarına benzerlik gösterecek şekilde öğrenme, ilişki kurma, sınıflandırma, özellik belirleme, optimize etme ve genelleme gibi uygulama alanları vardır. Sinir ağları insan beynine her ne kadar benzese de, onu modelleme amacıyla tasarlanmamıştır. Tasarlanma amacı problem çözme ve bilgi mühendisliği için insana benzer bir yolla faydalı modeller olmalarıdır. İnsan beyni daha karmaşıktır ve bilişsel fonksiyonlarının birçoğu hala tam olarak bilinmemektedir. Fakat insan beyni ne kadar fazla öğrenirse o kadar iyi hesaplama modelleri geliştirilir ve pratikte kullanılmaya başlanır. Bu sebeple, insan beyninin temel özelliklerine bilgi işleme bakış açısından bakmak ve bu özelliklerin yapay sinir ağlarında ne ölçüde gerçekleştirildiğini ölçmek için uğraşılır (Kasabov, 1996).

Yapay sinir ağlarının kullanıldığı alanlar gün geçtikçe artmaktadır. Şekil 2.1'de görüleceği gibi, sınıflandırma, optimize etme, özellik tanımlama, veri işleme, ilişki kurma, tahmin, kontrol gibi konular yapay sinir ağlarının kullanıldığı problemlere örnek verilebilir (Fyfe, 2000).

Yapay sinir ağı, insan beynindeki biyolojik nöronların mimarisinden esinlenmiştir. İlk yapay sinir ağı modellemesi 1943 yılında bir nörobilimci olan Warren McCulloch ve bir matematikçi olan Walter Pitts tarafından gerçekleştirilmiştir. Tıpkı biyolojik sinir ağlarının sinir hücrelerine sahip olması gibi yapay sinir ağları da yapay sinir hücrelerine sahiptir. Yapay sinir hücreleri, proses elemanları olarak da isimlendirilmektedir (Öztemel, 2012). Biyolojik sinir sistemi elemanları ile her elemana karşılık gelen yapay sinir sistemi elemanı Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2  
Biyolojik Sinir Sistemi Elemanları ve Yapay Sinir Sistemindeki Karşılıkları

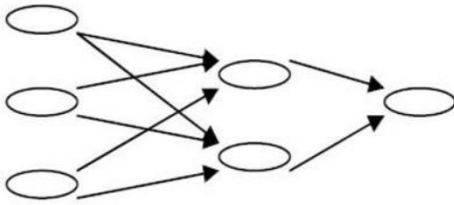
Biyolojik Sinir Sistemi	Yapay Sinir Sistemi
Nöron	İşleme Elemanları
Dentrit	Toplama Fonksiyonu
Hücre Gövdesi	Aktivasyon Fonksiyonu
Aksonlar	Çıktılar
Sinapslar	Ağırlıklar

#### 4.2.1 İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağlarının en basit şekli ileri beslemeli yapay sinir ağlarıdır (Yadav ve Kumar, 2015). İleri beslemeli yapay sinir ağlarında nöronlar katmanlara ayrılır. Bir katmanda bulunan hücrelerin çıktısı bir sonraki katmana ağırlıklar üzerinden girdi olarak iletilir. Girdi katmanı, dış dünyadan aldığı bilgileri hiçbir değişikliğe uğratmadan gizli katmandaki hücrelere gönderir. Bilgi, gizli ve çıktı katmanının da işlenir ve böylece ağın çıktısı belirlenir (Çuhadar ve Kayacan, 2005).

Girdi ile çıktı katmanlarının arasında gizli katmanlar vardır. Gizli katmanlardaki nöron sayısı problemin gerekliliklerine göre belirlenir, fakat gizli katmanlardaki nöron sayısının optimal sonucunu veren herhangi bir analitik yöntem bu zamana dek geliştirilmemiştir. Dolayısıyla katman sayısı ve katmanlardaki nöron sayılarının optimal miktarı deneme yanılma yöntemiyle bulunur (Efe ve Kaynak, 2006).

Şekil 2’de ileri beslemeli ağ modeli gösterilmiştir.



Şekil 2. İleri Beslemeli Bir Ağ Modeli

#### 4.2.2 Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

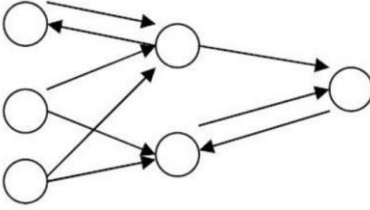
Geri beslemeli sinir ağlarında nöronlar ileri beslemeli ağlardaki gibi katmanlarda bulunur. Fakat katmanlar arası bağlantılar ileri beslemeli ağların aksine tek yönlü değil çift yönlüdür. Geri beslemeli bir ağ çıktı ve ara katman çıktılarının girdi birimlerine ya da önceki ara katmanlara geri beslendiği bir yapıdır. Bu

sayede girdiler hem ileri hem geri yönde iletilmiş olur (Kaya, Oktay, & Engin, 2005).

Geri beslemeli ağın yapısında en az bir adet geri besleme çevrimi vardır. Geri besleme aynı katmanda bulunan hücrelerin arasında olabileceği gibi farklı katmanlardaki hücreler arasında ya da nöronun kendisinden de olabilir (Asilkan & Irmak, 2009).

Geri beslemeli ağların belleği dinamiktir. Belirli bir andaki çıktıları önceki girdi ve çıktıların yanında mevcut girdiyi de yansıtmaktadır.

Şekil 3'te geri beslemeli ağ modeli gösterilmiştir.



Şekil 3. Geri Beslemeli Bir Ağ Modeli

#### 4.2.3 Geri Yayılım Algoritması

Tahmin amacıyla kullanılan yapay sinir ağları içinde en yaygın olarak kullanılan algoritma, geri yayılım algoritmasıdır (Yadav & Kumar, 2015). Bu algoritma, çok katmanlı ve ileri beslemeli bir ağ mimarisini gerektirir. Geri Yayılım Algoritmasının geliştirilmesi, yapay sinir ağları konusundaki en önemli tarihsel gelişmelerden bir tanesidir. Yapay sinir ağındaki hata, ağıdaki ağırlıkların bir fonksiyonu olarak görülür. Hataların kareleri ortalaması dereceli azaltma yöntemiyle minimize edilmeye çalışılır.

Bu algorithmada hatalar minimize edilirken çıkıştan girişe doğru azaltılmaya çalışılır, bundan dolayı geri yayılım algoritması ismini almıştır.

Geri yayılım öğrenme algoritmasını uygulamak için şunlar gereklidir;

- (i) Normalleştirilmiş girdiler ve bunlara karşılık gelen hedef çıktılarından oluşan veri seti.
- (ii) Öğrenme oranı.
- (iii) Algoritmayı sonlandıran ölçüt.
- (iv) Ağırlıkların güncellenmesi için yöntem belirlenmesi.
- (v) Aktivasyon fonksiyonunun seçimi. (Genelde doğrusal olmayan aktivasyonlarda sigmoid fonksiyonu seçilir.)
- (vi) Başlangıç ağırlık değerleri. (Genellikle -0.5 ile 0.5 arasındadır.)

## 5. Bulgular

Çalışmanın bu kısmında seçilen 3 kripto para için hem regresyon analizi ile hem de yapay sinir ağları ile önceki gün trendi verilerine dayanarak 90 gün için kapanış fiyatı tahmini yapılmıştır. Her iki yöntemle de elde edilen sonuçlar istatistiksel olarak karşılaştırılmıştır.

Çalışmada 01.10.2021-31.12.2021 arasındaki veriler için tahmin çalışması yapılmıştır. Veriler ayrıca ek-1’de verilmiştir. Bağımsız değişkenler açılış değeri, kapanış değeri, gün içindeki en yüksek değer ve gün içindeki en düşük değerdir. Bağımlı değişken ise ertesi günün kapanış değeridir. Tablo 3’te bağımlı ve bağımsız değişkenler verilmiştir.

Tablo 3

Bağımlı ve bağımsız değişkenler

Bağımsız Değişkenler	Bağımlı Değişken
Açılış Değeri	Ertesi Gün Kapanış
Kapanış Değeri	
En Büyük Değer	
En Küçük Değer	

Bağımlı ve bağımsız değişkenlerin analizinde regresyon analizi için IBM SPSS programı kullanılarak çoklu doğrusal regresyon yöntemi uygulanmıştır. Yapay sinir ağları için Matlab R2021 programı kullanılarak nntool aracı ile uygulama yapılmıştır.

### 5.1 Regresyon ile BTC Tahmini

Tablo 4’te BTC için regresyon modelinin özeti görülmektedir.

Tablo 4

BTC Regresyon Modelinin Özeti

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin - Watson
1	,957 <sup>a</sup>	0,916	0,912	1851,85	1,978

BTC için kurulan çoklu doğrusal regresyon modelinde düzeltilmiş  $R^2$  değeri 0,912 çıkmıştır. Yani bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenlerdeki değişimi açıklama gücü %91,2'dir. Dolayısıyla bu oran modelin açıklama gücü açısından yeterlidir. Durbin-Watson katsayısı ile hata terimlerinin biririnden bağımsız olup olmadığı test edilir. Hata terimlerinin birbirlerini etkileyip etkilemedikleri yani otokorelasyon olup olmadığını gözlemlemek için bu değer 0 ile 4 arasında olup olmadığına bakmak gerekmektedir. Bu modelde Durbin- Watson 1,978 olduğu için otokorelasyon sorunu yoktur.

Tablo 5  
BTC için Katsayılar

Model	Coefficients <sup>a</sup>		Standard ized Coefficients	t	Sig.
	Unstandardized Coefficients	B			
1	Constant	2534,2	1788,8	1,42	0,16
	Açılış	0,028	0,223	0,028	0,13
	Kapanış	0,960	0,240	0,959	3,99
	Min	0,080	0,201	0,079	0,39
	Maks	-0,11	0,299	-0,109	0,72

Tablo 5'te BTC için katsayılar tablosu görülmektedir. Bu tabloya göre BTC ertesi gün kapanış verilerinin tahmini için aşağıdaki formül kullanılacaktır.

Bir sonraki gün kapanış fiyatı= 2534,201 + 0,028(Açılış fiyatı) + 0,960(Kapanış fiyatı) + 0,08 (Min. Değer) + (-0,109(Maks. Değer)) yapılmıştır.

## 5.2 Regresyon ile ETH Tahmini

Tablo 6'da ETH için regresyon modelinin özeti görülmektedir.

Tablo 6  
ETH Regresyon Modelinin Özeti

Model	R	R Square	Model Summary <sup>b</sup>		Durbin - Watson
			Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	
1	,978 <sup>a</sup>	0,956	0,954	1,73	2,026

ETH için kurulan çoklu doğrusal regresyon modelinde düzeltilmiş  $R^2$  değeri 0,954 çıkmıştır. Yani bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenlerdeki değişimi açıklama gücü %95,4'dür. Dolayısıyla bu oran modelin açıklama gücü açısından yeterlidir. Durbin-Watson katsayısı 2,026 olduğundan hata terimlerinin birbirlerini etkilemedikleri yani otokorelasyon olmadığını söylemek mümkündür.

Tablo 7  
ETH için Katsayılar

		Coefficients <sup>a</sup>				
		Unstandardized	Standar dized			
		Coefficients	Coefficients			
			Std.	Beta	t	Sig.
Model		B	Error			
1	Constant	0,052	1,13		0,05	0,96
	Açılış	0,260	0,15	0,25	1,79	0,08
	Kapanış	1,213	0,21	1,19	5,76	0,00
	Min	-0,157	0,13	-0,15	-1,19	0,24
	Maks	-0,317	0,19	-0,32	-1,68	0,09

Tablo 7'de ETH için katsayılar tablosu görülmektedir. Bu tabloya göre ETH ertesi gün kapanış verilerinin tahmini için aşağıdaki formül kullanılacaktır.

Bir sonraki gün kapanış fiyatı =  $0,052 + 0,260(\text{Açılış fiyatı}) + 1,213 (\text{Kapanış fiyatı}) + (-0,157 (\text{Min. Değer})) + (-0,317 (\text{Maks. Değer}))$

### 5.3 Regresyon ile ADA Tahmini

Tablo 8'de ADA için regresyon modelinin özeti görülmektedir.

Tablo 8  
ADA Regresyon Modelinin Özeti

Model Summary <sup>b</sup>					
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin - Watson
1	,982 <sup>a</sup>	0,964	0,962	0,069	2,082

ADA için kurulan çoklu doğrusal regresyon modelinde düzeltilmiş  $R^2$  değeri 0,962 çıkmıştır. Yani bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenlerdeki değişimi açıklama gücü %96,2'dir. Dolayısıyla bu oran modelin açıklama gücü açısından yeterlidir. Durbin-Watson katsayısı 2,082 olduğundan hata terimlerinin birbirlerini etkilemedikleri yani otokorelasyon olmadığını söylemek mümkündür.

Tablo 9  
ADA İçin Katsayılar

		Coefficients <sup>a</sup>				
		Unstandardized Coefficients		Standard ized Coefficients		
Model		B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1	Constant	0,04	0,04		1,12	0,27
	Açılış	0,40	0,18	0,40	2,23	0,03
	Kapanış	1,07	0,25	1,07	4,55	0,00
	Min	0,02	0,17	0,02	0,12	0,91
	Maks	-0,51	0,25	-0,51	-1,9	0,05

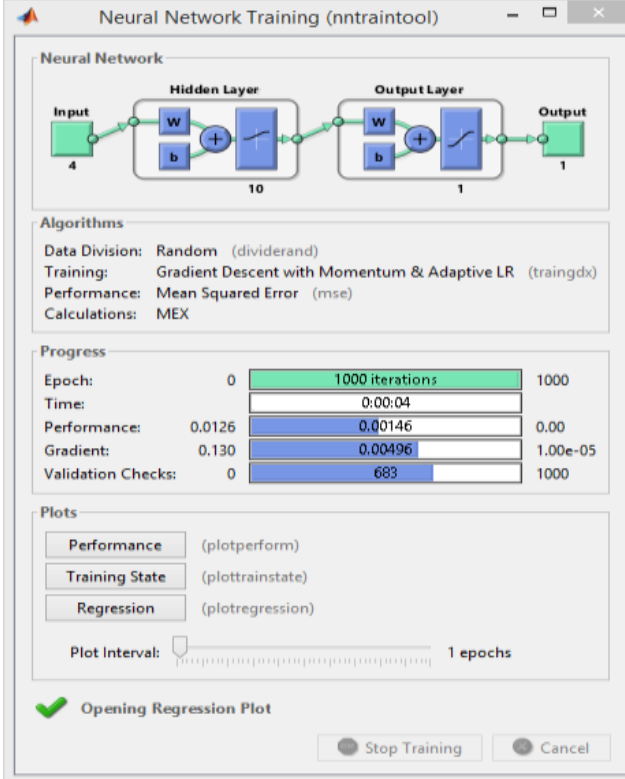
Tablo 9'da ADA için katsayılar tablosu görülmektedir. Bu tabloya göre ADA ertesi gün kapanış verilerinin tahmini için aşağıdaki formül kullanılacaktır.

Bir sonraki gün kapanış fiyatı=  $0,044 + 0,404(\text{Açılış fiyatı}) + 1,069 (\text{Kapanış fiyatı}) + 0,021 (\text{Min. Değer}) + (-0,508(\text{Maks. Değer}))$

#### 5.4 YSA ile BTC Tahmini

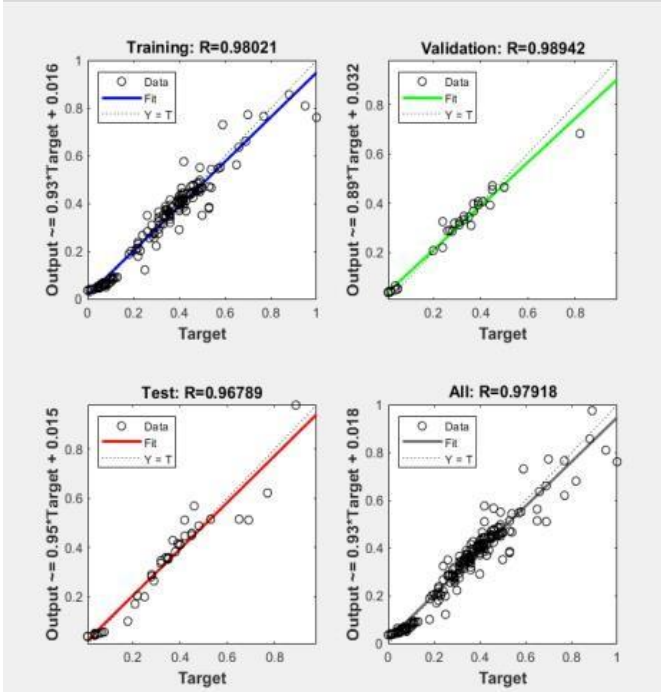
Bitcoin için oluşturulan YSA'nın eğitilmesine ait görüntü Şekil 4'te yer almaktadır. Şekil 4'ün üst kısmında 4 giriş, 1 çıkış ve 10 nöronlu ara katmana sahip olan YSA yapısı görülmektedir. Şekil 4'e bakıldığında Eğitimin 1000 iterasyon gerçekleştiğinde bittiği, performans değerinin 0,0126 ve veri değişim oranının 0,130 olduğu görülmektedir.





Şekil 4. BTC için YSA Eğitim Ekranı

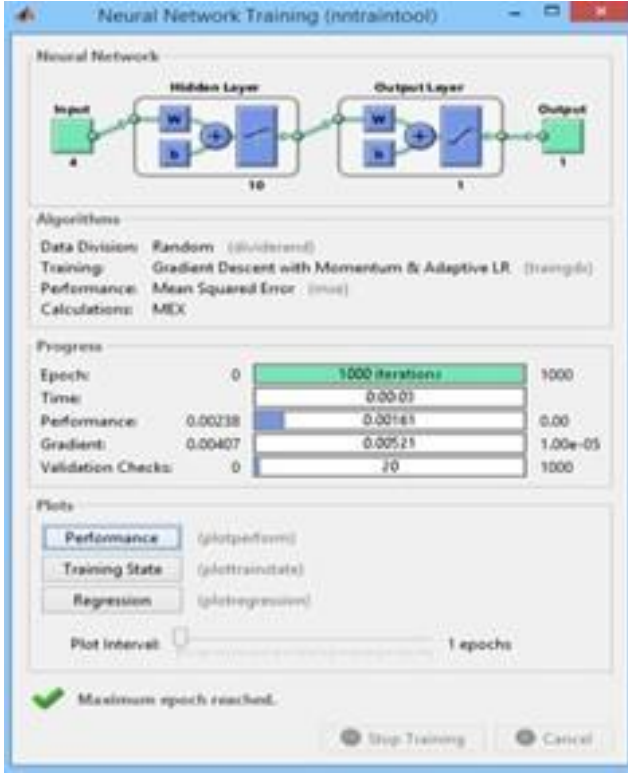
Şekil 5'te ağıın eğitim, doğrulama ve test verileri üzerindeki tahmin başarı oranı ile toplam başarı oranı görülmektedir. Eğitim verilerinde başarı oranı %98,021, doğrulama verilerinde başarı oranı %98,942, test verilerinde başarı oranı %96,789'dur. Bitcoin verilerine ait yapay sinir ağıımızın toplam başarısı ise %97,918'dir. Bu oran ağıımızın oldukça başarılı olduğunu göstermektedir.



Şekil 5. BTC Tahmin Sonuçları

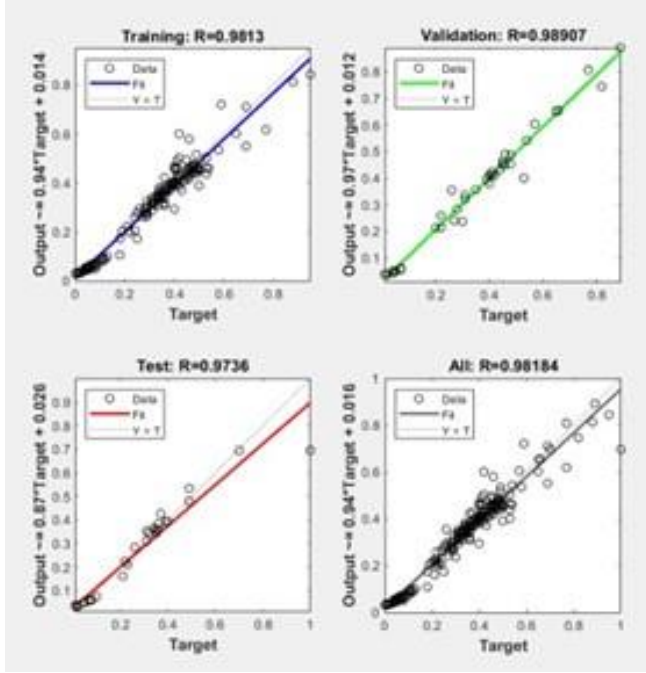
### 5.5 YSA ile ETH Tahmini

Ethereum için oluşturulan YSA'nın eğitilmesine ait görüntü Şekil 5.7'de yer almaktadır. Şekil 6'nın üst kısmında 4 giriş, 1 çıkış ve 10 nöronlu ara katmana sahip olan YSA yapısı görülmektedir. Şekil 6'ya bakıldığında eğitimin 1000 iterasyon gerçekleştiğinde bittiği, performans değerinin 0,00238 ve veri değişim oranının 0,00407 olduğu görülmektedir.



Şekil 6. ETH için YSA Eğitim Ekranı

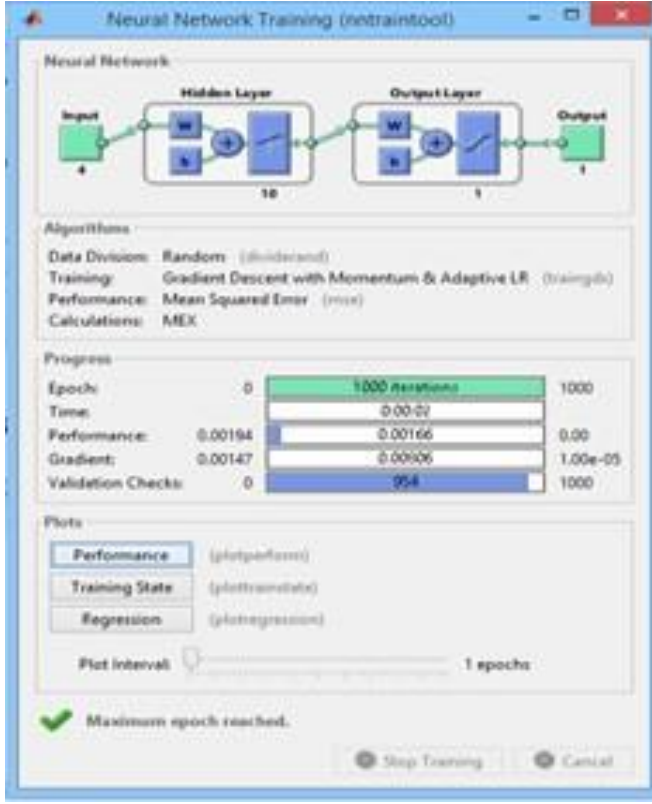
Şekil 7'de ağıın eğitim, doğrulama ve test verileri üzerindeki tahmin başarı oranı ile toplam başarı oranı görülmektedir. Eğitim verilerinde başarı oranı %98,13, doğrulama verilerinde başarı oranı %98,907, test verilerinde başarı oranı %96,36'dır. Ethereum verilerine ait yapay sinir ağımızın toplam başarısı ise %98,184'dir. Bu oran ağımızın oldukça başarılı olduğunu göstermektedir.



Şekil 7. ETH Tahmin Sonuçları

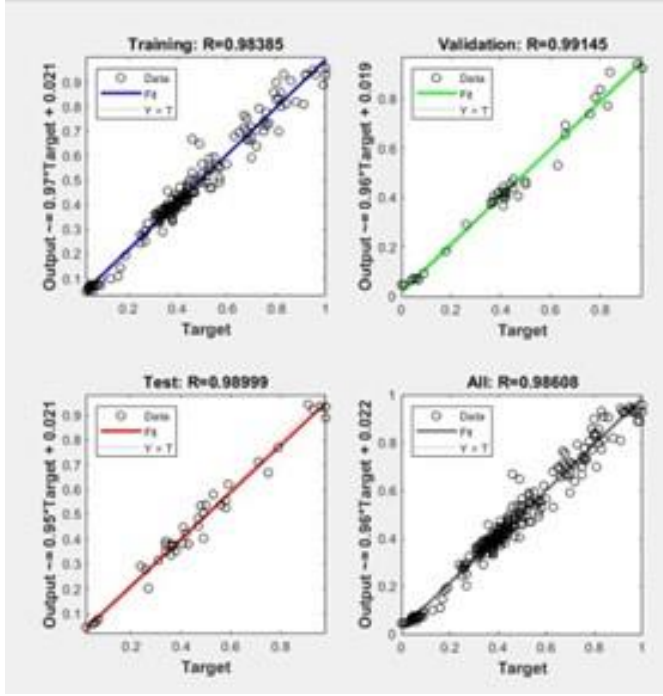
### 5.6 YSA ile ADA Tahmini

Cardano için oluşturulan YSA'nın eğitilmesine ait görüntüsü Şekil 8'de yer almaktadır. Şekil 8'in üst kısmında 4 giriş, 1 çıkış ve 10 nöronlu ara katmanı olan YSA yapısı görülmektedir. Şekil 8'e bakıldığında eğitimin 1000 iterasyon gerçekleştiğinde bittiği, performans değerinin 0,00194 ve veri değişim oranının 0,00147 olduğu görülmektedir.



Şekil 8. ADA için YSA Eğitim Ekranı

Şekil 9'de ağın eğitim, doğrulama ve test verileri üzerindeki tahmin başarı oranı ile toplam başarı oranı görülmektedir. Eğitim verilerinde başarı oranı %98,385, doğrulama verilerinde başarı oranı %99,145, test verilerinde başarı oranı %98,999'dur. Cardano verilerine ait yapay sinir ağımızın toplam başarısı ise %98,608'dir. Bu oran ağımızın oldukça başarılı olduğunu göstermektedir.



Şekil 9. ADATahmin Sonuçları

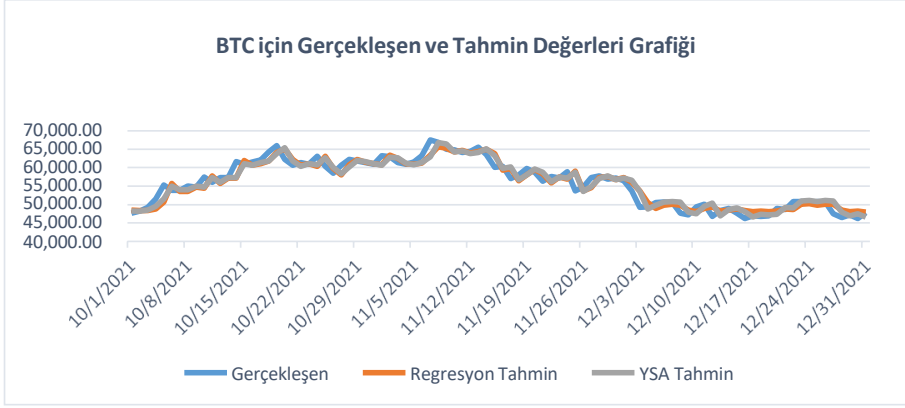
### 5.7 Sonuçların Karşılaştırılması

Bu bölümde kripto para birimine ait önceki gün trendine göre ertesi gün kapanış değerlerinin yapay sinir ağı ve çoklu regresyon analiziyle yapılan tahminlerin gerçek verilerle karşılaştırılmasından bahsedilecektir.

Grafiklere baktığımızda her iki yöntemle yapılan tahminlerin gerçekleşen verilere oldukça yakın olduğunu gözlemleyebiliriz.

2021 Aralık ayında kripto para borsasında ciddi bir düşüş yaşanmıştır. Analistler bu düşüşü bazı konularla ilişkilendirmiştir. Bunlar; İran'ın enerji ihtiyacını karşılamak için kripto para madenciliğini bir süreliğine yasaklaması, Çin'in kripto paralara karşı verdiği savaş, Fed'in faiz artırma ihtimali, küresel enflasyona karşı merkez bankalarının attığı adımlar, dünya genelinde kripto paralara karşı para piyasası otoritelerinin regülasyon çalışmalarına ek olarak yıl sonunun gelmesi ve Noel tatilinin başlamasıdır.

Kripto para piyasasında ani düşüş yaşanan bu dönemde, yapay sinir ağlarının gerçek verilere daha yakın tahminde bulunduğu gözlemlenmiştir.



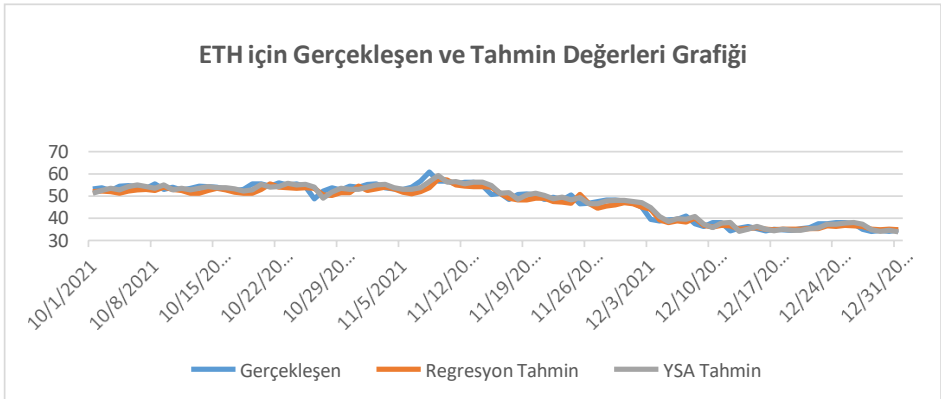
Şekil 10. BTC için Gerçekleşen ve Tahmin Değerleri Grafiği

Tablo 10

BTC Tahmin Sonuçlarının Analizi

	MAD	MSE	RMSE	MAPE
Regresyon Analizi	1464,41	3454393,89	1858,6	2,65
Yapay Sinir Ağları	1368,34	3243298,89	1800,92	2,40

Tablodan görüleceği üzere yapay sinir ağlarının daha başarılı sonuç verdiğini söyleyebiliriz. Regresyon analizi ile yapılan tahminlerin MAPE değerinin 2,65 ve yapay sinir ağı ile yapılan tahminlerin MAPE değerinin 2,40 olduğu hesaplanmıştır.

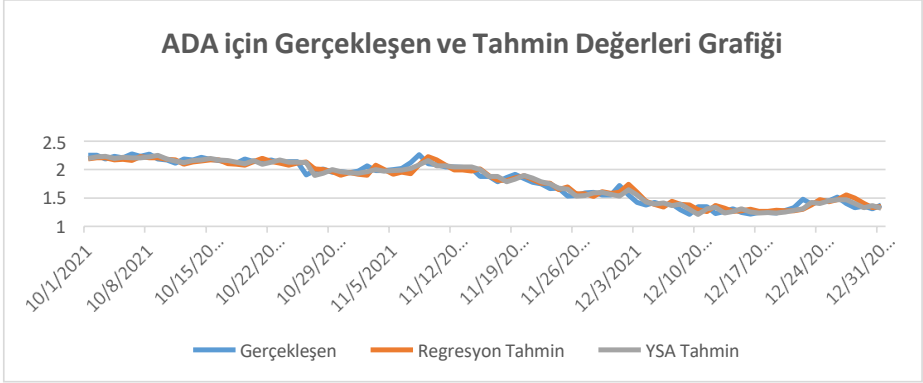


Şekil 11. ETH için Gerçekleşen ve Tahmin Değerleri Grafiği

Tablo 11  
ETH Tahmin Sonuçlarının Analizi

	MAD	MSE	RMSE	MAPE
Regresyon Analizi	1,56	4,30	2,07	3,30
Yapay Sinir Ağları	1,26	2,84	1,69	2,70

Tablodan görüleceği üzere yapay sinir ağlarının daha başarılı sonuç verdiğini söyleyebiliriz. Regresyon analizi ile yapılan tahminlerin MAPE değerinin 3,30 ve yapay sinir ağı ile yapılan tahminlerin MAPE değerinin 2,70 olduğu hesaplanmıştır.



Şekil 12. ADA için Gerçekleşen ve Tahmin Değerleri Grafiği

Tablo 12  
ADA Tahmin Sonuçlarının Analizi

	MAD	MSE	RMSE	MAPE
Regresyon Analizi	0,06	0,01	0,08	3,74
Yapay Sinir Ağları	0,04	0,001	0,07	3,05

Tablodan görüleceği üzere yapay sinir ağlarının daha başarılı sonuç verdiğini söyleyebiliriz. Regresyon analizi ile yapılan tahminlerin MAPE değerinin 3,74 ve yapay sinir ağı ile yapılan tahminlerin MAPE değerinin 3,05 olduğu hesaplanmıştır.



## 6. Sonuçlar

Yıllar boyunca geçim sıkıntısı insanlar için önemli bir sorun olmuştur ve bu sorun sebebiyle insanlar gelir seviyelerini arttırmak için farklı borsalarda işlem yapmaya başlamıştır. İşlem yaparken teknik ve temel analiz yöntemleri kullanılmaktadır. Teknik analiz yapılırken çok fazla sayıda verilerle karşılaşılabilmekte ve bu sebepten verilerin analiz ve tahmin edilmesi oldukça zorlaşmaktadır.

Tahmin yöntemleri literatürde oldukça önemli olmasına rağmen, kripto paraların yakın gelecekte ortaya çıkması sebebiyle kripto para fiyat tahmini ile ilgili çalışma sayısı oldukça azdır. Bu çalışmanın amacı çoklu regresyon analizi ve yapay sinir ağlarının performansını analiz etmektir. Bu amaç doğrultusunda, ilk olarak fiyat tahminlemesi yapılacak olan kripto paralar ile ilgili bilgi verilmiştir. Ardından, çoklu regresyon analizi ve yapay sinir ağları detaylı olarak ele alınmıştır. Uygulamada kullanılan bağımlı değişkenler; açılış değeri, kapanış değeri, gün içindeki en yüksek değer ve gün içindeki en düşük değer, bağımsız değişkenler ise; bir sonraki günün kapanış değeridir. Regresyon analizinde min değer her 3 para birimi için anlamsız çıkmasına karşın bağımsız değişkenleri ysa ve regresyonda ortaklaştırıp sonuçları karşılaştırabilmek adına min. değer de bağımsız değişken olarak göz ardı edilmemiştir, fakat regresyon analizi sonuçlarına baktığımızda, min değer ile ertesi günün kapanış değeri arasında doğrusal bir ilişki olmadığı söylenir.

Kullanılan veriler 01.10.2021 - 31.12.2021 tarihleri arasındaki verilerdir.

Regresyon analizi için IBM SPSS programı, yapay sinir ağları için MATLAB programı kullanılmıştır. İlk olarak Bitcoin, Ethereum ve Cardano'ya ait 3 aylık veri için çoklu doğrusal regresyon analizi yapılmıştır. 3 kripto paraya ait regresyon modeli de %5 düzeyinde anlamlı çıkmıştır. Regresyon analizi ile edilen formülasyon ile 3 aylık veri için ertesi günün kapanış değeri ile ilgili tahmin yapılmıştır. Daha sonra, benzer işlemler yapay sinir ağları yöntemlerine yapılmıştır. YSA modelinde 4 girdi ve 1 çıktı vardır. En iyi tahmin performansını gösterdiği gözlemlendiği için nöron sayısı 10 olarak seçilmiştir.

Yapay Sinir Ağları ve Regresyon Analizi Yöntemi arasında yapılan karşılaştırma çalışmaları sonucunda 3 kripto para için de MAPE ortalamalarından hareketle Yapay Sinir Ağları yönteminin daha iyi performans sergilediği gözlemlenmiştir. Sonuçlar incelendiğinde BTC için regresyon analizinin MAPE değeri %2.64, YSA modeline ait MAPE değeri %2.45'dir. ETH için regresyon analizinin MAPE değeri %3.30, YSA modeline ait MAPE değeri %2.70'dır. ADA için regresyon analizinin MAPE değeri %3.74, YSA modeline ait MAPE değeri %3.05'dir. MAPE değerleri %10'un altında olan modeller oldukça iyi kabul edildiğinden dolayı her ne kadar her iki yöntemle de elde edilen sonuçlar oldukça başarılı olsa da ani yükseliş ve düşüş olduğu dönemlerdeki tahmin performansı da göz önünde bulundurulduğunda yapay sinir ağları ile elde edilen sonuçların başarı oranının bir adım önde olduğu görülmüştür.

Kripto para borsasının son yıllarda popülerleşmesinden dolayı literatürde kripto para fiyat tahmini ile ilgili yeterli sayıda çalışma olmaması sebebiyle, yapay sinir ağları ile kripto para fiyat tahmini konusu araştırmacılar ve yatırımcılar için oldukça ilgi çekici olacağı ve yapılan çalışmanın literatüre oldukça yarar sağlayabileceği düşünülmektedir.

İleride yapılacak çalışmalarda daha çok veri veya daha uzun bir zaman periyodu için analiz genişletilebilir. Ayrıca çalışmaya tahmin işlemi yapılacak kripto paraların seçimi için çok kriterli karar verme teknikleri entegre olabilir.

### **Araştırmacıların Katkıları**

Bu araştırmada Dilara ŞENOL, literatürün taranması, verilerin toplanması ve analizlerin yapılması; Berrin DENİZHAN, araştırma kapsamının kararlaştırılması, araştırmada kullanılacak uygun yöntem ve tekniklerin belirlenmesi konularında katkı sağlamıştır.

### **Çıkar Çatışması**

Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir.

### **Kaynakça**

- Amjad, M., ve Shah, D. (2017). Trading Bitcoin and Online Time Series Prediction. *Proceedings of the Time Series Workshop*. Erişim adresi: <https://proceedings.mlr.press/v55/amjad16.html>
- Asilkan, Ö., ve Irmak, S. (2009). Kalite kontrol problemlerinin çözümünde yapay sinir ağlarının kullanımı. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 375-390. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/236668>
- Buğan, M. F. (2021). Bitcoin ve Altcoin Kripto Para Piyasalarında Finansal Balonlar. *Akademik Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 165-180. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/1576734>
- Catania, L., ve Grassi, S. (2018). Predicting the Volatility of Cryptocurrency Time-Series. *CAMP Working Paper Series*. Erişim adresi: [https://econpapers.repec.org/paper/bn\\_ywpaper/0061.htm](https://econpapers.repec.org/paper/bn_ywpaper/0061.htm)
- Çarkacıoğlu, A. (2016). Kripto-Para Bitcoin. *Sermaye Piyasası Kurulu Araştırma Raporu*. Erişim adresi: <https://www.spk.gov.tr/SiteApps/Yayin/YayinGoster/1130>
- Çetinkaya, Ş. (2018). Kripto Paraların Gelişimi Ve Para Piyasalarındaki Yerinin Swot Analizi ile İncelenmesi. *Uluslararası Ekonomi ve Siyaset Bilimleri*

*Akademik Araştırmalar Dergisi*, 11-21. Erişim adresi:  
<https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/619560>

Çuhadar, M., ve Kayacan, C. (2005). Yapay sinir ağları kullanılarak konaklama işletmelerinde doluluk oranı tahmini: Türkiye'deki konaklama işletmeleri üzerine bir deneme. *Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi*, 1-7. Erişim adresi:  
<https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/154329>

Efe, Ö., ve Kaynak, O. (2006). Yapay sinir ağları ve uygulamaları. *Boğaziçi Üniversitesi Yayınları*, 1. baskı.

Erişlik, K., (2020). Girişim Şirketlerinin Finansal Başarısızlıklarının Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Analizi ile Tahmin Edilmesi (Yüksek Lisans Tezi). *T.C. İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimler Enstitüsü, İstanbul*

Eğilmez, M. (2017). Kendime Yazılar: Kripto Paralar, Bitcoin ve Blockchain. Erişim adresi: <https://www.mahfiyegilmez.com/2017/11/kripto-paralar-bitcoin-ve-blockchain.html>

Fajria, A. I., ve Mahananto, F. (2022). Hybrid lightning protocol: An approach for blockchain scalability. *Procedia Computer Science* , 437-444. Erişim adresi:  
<https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S1877050921023838?token=3DACB9D0E17351FCEBE2ACBCD0B92860E24ED05097E93C46A226B2B4CD580EDD9A615028EB3C0DBD01086ADD6513B627&originRegion=eu-west-1&originCreation=20220525112737>

Fyfe, C. (2000). Artificial Neural Networks and Information Theory. *The University of Paisley*, 39-40.

Gately, E., (1996) *Neural Networks for Financial Forecasting*, JohnWiley&Sons Inc., New York,

Gencer, . H. (2017). Bilişim Sistemleri ve Yönetim Araştırmaları Dergisi, Yapay Sinir Ağları ile Bitcoin Fiyatını Tahminleme.

Google Arama İstatistikleri (2022). Erişim adresi:  
<http://www.trends.google.com.tr>

Houben, R., ve Snyers, A. (2018). Cryptocurrencies and Blockchain. *Scientific and Quality of Life Policies* , 103-107.

Jang, H., ve Lee, J. (2017). An Empirical Study on Modeling and Prediction of Bitcoin Prices With Bayesian Neural Networks Based on Blockchain Information. *IEEE Access*, 5427 - 5437. Erişim adresi:  
<https://ieeexplore.ieee.org/document/8125674>

Kasabov, N.K., (1996) *Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems and Knowledge Engineering*, The MIT Press.

- Karataş, E. (2018). Moodle Öğrenme Yönetim Sistemi için Ethereum Blok Zinciri Tabanlı Belge Doğrulama Akıllı Sözleşmesinin Geliştirilmesi. *Bilişim Teknolojileri*, 399-416. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/564164>
- Kaya, İ., Oktay, S., ve Engin, O. (2005). Kalite kontrol problemlerinin çözümünde yapay sinir ağlarının kullanımı. *Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 21(1), 92-107.
- Lahmiri, S., ve Bekiros, S. (2019). Cryptocurrency forecasting with deep learning chaotic neural networks. *Chaos, Solitons & Fractals*, 35-40. Erişim adresi: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960077918310233>
- Mudassir, M., Bennbaia, S., Unal, D., ve Hammoudeh, M. (2020). Time-series forecasting of Bitcoin prices using high- dimensional features: a machine learning approach. *Neural Computing and Applications*. Erişim adresi: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-020-05129-6>
- Öztemel, E. (2012). *Yapay Sinir Ağları*. Papatya Yayınları.
- Seo, Y., ve Hwang, C. (2018). Predicting Bitcoin Market Trend with Deep Learning Models. *Quantitative Bio-Science*, 65-71.
- Shah, D., ve Zhang, K. (2014). 2014 52nd Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing, Bayesian regression and Bitcoin.
- Sönmez, A. (2014). Sanal Para Bitcoin . *The Turkish Online Journal of Design, Art and Communication*, 4(3), 8.
- Tolon, M., ve Tosunoğlu, G. (2008). Tüketici tatmini verilerinin analizi: Yapay sinir ağları ve regresyon analizi karşılaştırılması. *Gazi Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 10(2), 247-259.
- Urgancı, K. (2012). *İstatistik Bölümü Mezunlarının İstihdamında Etkili Faktörlerinin Lojistik Regresyon Analizi İle İncelenmesi* (Yüksek Lisans Tezi). Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
- Yadav, A. N., ve Kumar, M. (2015). An Introduction to Neural Network Methods for Differential Equations. *Springer*.