T.C.

ALTINBAŞ ÜNİVERSİTESİ

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Bilişim Teknolojileri /Bilgisayar Mühendisliği ABD

VERİ MADENCİLİĞİ VE MAKİNE ÖĞRENİMİ İLE DÖVİZ KURU TAHMİNİ UYGULAMASI

Ahmet Esin ERBUDAK

Yüksek Lisans Tezi

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Oğuz ATA

İstanbul, 2022

VERİ MADENCİLİĞİ VE MAKİNE ÖĞRENİMİ İLE DÖVİZ KURU UYGULAMASI

Ahmet Esin ERBUDAK

Bilişim Teknolojileri

Yüksek Lisans Tezi

ALTINBAŞ ÜNİVERSİTESİ

2022

"Ahmet Esin ERBUDAK" tarafından hazırlanmış ve 07.02.2022 tarihinde sunulmuş "VERİ MADENCİLİĞİ VE MAKİNE ÖĞRENİMİ İLE DÖVİZ KURU UYGULAMASI" başlıklı tez Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisans Tezi olarak **oy birliği** ile kabul edilmiştir.

Dr. Öğr. Üyesi Oğuz ATA

Danışman

Tez Savunma Sınavı Jüri Üyeleri:

Dr. Öğr. Üyesi Oğuz ATA	Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Altınbaş Üniversitesi	
Dr. Öğr. Üyesi Doğu Çağdaş ATİLLA	Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Altınbaş Üniversitesi	
Dr. Öğr. Üyesi Aytuğ BOYACI	Hava Harp Okulu, Milli Savunma Üniversitesi	

Bu tezin Yüksek Lisans tezi olarak bütün şartları sağladığını beyan ederim.

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü kabul tarihi:

____/____/____

Bu tezdeki tüm bilgilerin akademik kurallara ve etik davranışlara uygun olarak edinildiğini ve sunulduğunu beyan ederim. Ayrıca, bu kuralların ve davranışların gerektirdiği şekilde, bu çalışmada, orijinal olmayan tüm materyalleri ve sonuçları tamamen alıntı yaptığımı ve referans gösterdiğimi de beyan ederim.

Ahmet Esin ERBUDAK

İTHAF

Araştırma ve geliştirme ürün üretmenin ve yeni buluşların en önemli amacıdır. Bu amaç doğrultusunda daha çok üretmem gereken süreçler var. Bilgisayar mühendisi olmamda bu zamana kadar bana destek veren aileme ve hocalarıma teşekkürlerimi sunarım. Bu amaç ile devam ederken lisans dönemimden yüksek lisans dönemime kadar akademik ve tez danışmanın Sayın Dr.Öğr.Üyesi Oğuz ATA hocama saygılarımı sunarım.

ÖZET

VERİ MADENCİLİĞİ VE MAKİNE ÖĞRENİMİ TEKNİKLERİ İLE DÖVİZ KURU TAHMİNİ UYGULAMASI

ERBUDAK,Esin Ahmet

Yüksek Lisans Bilişim Teknolojileri, Altınbaş Üniversitesi

Danışman: Dr.Öğretim Üyesi Oğuz ATA

Tarih: Şubat 2022

Sayfa:92

Bu tez veri madenciliği ve makine öğrenimi teknikleri döviz kuru tahmin değerlerini ve bu değerleri en doğru şekilde tahmin edecek algoritmalar incelenmiştir. Bu çalışmanın cevap aradığı temel amaç gerçek veriler kullanılarak makine öğrenimi teknikleri aracılığıyla en yüksek doğruluk oranı yakalamaktır. Doğruluk oranı en yüksek orana göre strateji ve plan geliştirmektedir. Tezin bu konuyu açıklama argümanı ise matematiksel varyasyonlar sonucu tahmin fonksiyonlarının dış etkenler dışında verilere göre değişkenlik gösterdiği ve bu sapmanın nedeninin piyasalarda gerçekleşen döviz alım satımının ortaya çıkardığı etkidir. Sonuçlar karar destek ağaç tekniğinin diğer tekniklerden daha güvenilir performans sahip olduğunu göstermektedir. %99,84 doğruluk oranı ile karar destek ağacının daha güvenilir olduğu, sırasıyla destek vektör makineleri, gauss regresyon ve doğrusal regresyon, makinesinin oranları %99,14, %93,72 ve %86,83 doğruluğa sahip olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Veri, Makine Öğrenimi, Döviz Kuru, Tahmin, Karar Destek Ağaçları

ABSTRACT

EXCHANGE RATE FORECAST DATA MINING AND MACHINE LEARNING TECHNIGUES APPLICATION

ERBUDAK,Esin Ahmet

M.Sc., Computer Engineering, Altınbaş University,

Supervisor: Dr.Oğuz ATA

Date: January /2022

Page:92

In this thesis, data mining and machine learning techniques, exchange rate predictive values and algorithms to estimate these values in the most accurate way are examined. The main purpose of this study is to achieve the highest accuracy rate through artificial intelligence techniques using real data. It develops strategies and plans according to the highest rate of accuracy. The argument of the thesis to explain this issue is that the estimation functions as a result of mathematical variations vary according to the data except external factors and the reason for this deviation is the effect of foreign exchange trading in the markets. The results show that the decision support tree technique has more reliable performance than other techniques. It shows that the decision support tree is more reliable with 99,84% accuracy, support vector machines, gaussian regression and the ratios of linear regression machine have 99,14%, 93,72 % and 86,83% respectively.

Keywords: Data, Machine Learning, Exchange Rate , Predictive , Decision Support Tree

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET ..... **vi**

ABSTRACT ..... **vii**

TABLO LİSTESİ ..... **x**

ŞEKİL LİSTESİ ..... **xi**

ÇİZELGE LİSTESİ ..... **xiii**

KISALTMALAR ..... **xiv**

SEMBOL LİSTESİ ..... **xv**

1. GİRİŞ **1**

1.1 LİTERATÜR İNCELEMESİ VE AMAÇ,YÖNTEM,KAPSAM 2

2. VERİ MADENCİLİĞİ TEKNİKLERİ SINIFLANDIRMA VE MODELLERİ **5**

2.1 SINIFLANDIRMA VE REGRESYON MODELLERİ 6

2.1.1 Regresyon 6

2.1.2 Regresyon Analiz ve Modelleri 7

2.1.3 Tahmine Dayalı Analiz için Sınıflandırma ve Regresyon 9

2.1.3.1 Kümeleme analizi……..……....9

2.1.3.2 Aykırı değer analizi……..……10

2.2 SINIFLANDIRMA TEKNİKLERİ 11

2.2.1 Karar Ağaçları 11

2.2.2 Yapay Sinir Ağları 12

2.2.3 Bayes Sınıflandırmaları 14

2.2.3.1 Bayes teorem……..…..……14

2.2.3.2 Naif Bayes teorem……..……15

2.2.4 Bayes Ağları 16

2.3 VOLATİLİTE ANALİZİ 17

2.3.1 ARCH VE GARCH MODELLERİ 18
2.3.1.1 ARCH modeli 18
2.3.1.2 GARCH modeli 20
3. MAKİNE ÖĞRENİMİ 21
3.1 KARAR DESTEK AĞAÇLARI ALGORİTMALARI 23
3.2 DOĞRUSAL REGRESYON ALGORİTMALARI 24
3.3 DESTEK VEKTÖR MAKINE ÖĞRENİMİ 25
3.4 GAUSS REGRESYON MAKİNE ÖĞRENİMİ 27
4. MODELLEME VE UYGULAMALAR 29
4.1 VERİ SETİ 29
4.2 AĞ MİMARİSİNİN OLUŞUMU VE METRİKLER 29
4.2.1 Kök Ortalama Kare Hatası 30
4.2.2 R-Kare Nedir ? 30
4.2.3 Ortalama Kare Hatası 30
4.2.4 Ortalama Mutlak Hata 31
4.3 VERİLERİN EĞİTİMİ VE TEST AŞAMASI 31
4.3.1 Karar Ağaçları Makine Öğreniminde Geri Yayılım Analizi 32
4.3.2 Doğrusal Makine Öğreniminde Doğrusal Adım Analizi 33
4.3.3 Destek Vektör Makine Öğreniminde Kübik Fonksiyonu İle Doğrulama Analizi 34
4.3.4 Gauss Makine Öğreniminde Üstel Kare Fonksiyonu İle Doğrusal Analiz 35
4.4 TAHMİN MODELLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI 36
5. SONUÇ 37
5.1 1 HAFTALIK DÖVİZ KURU TAHMİNİ 38
5.2 5 SAATLİK DÖVİZ KURU TAHMİNİ 40
5.3 4 SAATLİK DÖVİZ KURU TAHMİNİ 42
5.4 2 SAATLİK DÖVİZ KURU TAHMİNİ 44
5.5 1 SAATLİK DÖVİZ KURU TAHMİNİ 45
5.6 5 DAKİKALIK DÖVİZ KURU TAHMİNİ 47

6. BULGULAR VE TARTIŞMA..... 49

REFERANSLAR..... 51

EKLER A….....53

TABLO LİSTESİ

Sayfa

Tablo 2.1: Veri madenciliği metodları… 5
Tablo 3.1: DVM uygulama alanları… 25
Tablo 4.1: Karar ağaç analizi… 33
Tablo 4.2: Doğrusal model analizi… 34
Tablo 4.3: Destek vektör analizi… 35
Tablo 4.4: Gauss makine öğrenimi analizi… 36
Tablo 4.5: Tahmin modellerinin karşılaştırılması… 37

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2.1:Kümeleme analizi 10
Şekil 2.2 : Karar ağacı indüksiyonu 12
Şekil 2.3 : Yapay sinir ağlarının özellikleri 13
Şekil 2.4 : T_1 ve T_2 olay olasılıklarının şematik gösterimi 15
Şekil 2.5 : Beş değişkenden oluşan bayes ağ yapısı 17
Şekil 3.1: Makine öğrenimi…..34
Şekil 3.2: Yapay zeka.....34
Şekil 4.1: Karar ağaçları geri yayılım grafiği..... 44
Şekil 4.2: Doğrusal modelde doğrusal adım grafiği 45
Şekil 4.3: Destek vektör makine öğreniminde kubik fonksiyonu grafiği 46
Şekil 4.4 : Gauss makine öğrenimi üstel kare fonksiyon grafiği 47
Şekil 5.1 : Karar destek ağacı modeli(1 haftalık)… 53
Şekil 5.2: Doğrusal regresyon modeli(1 haftalık)..... 53
Şekil 5.3 : Destek vektör modeli(1 haftalık)…..... 54
Şekil 5.4 : Gauss regresyon modeli(1 haftalık)…..... 54
Şekil 5.5 : Karar destek ağacı modeli(5 saat) 55
Şekil 5.6 : Doğrusal regresyon modeli(5 saat)..... 55
Şekil 5.7 : Destek vektör modeli(5 saat)..... 56
Şekil 5.8 : Gauss regresyon modeli(5 saat)..... 56
Şekil 5.9 : Karar destek ağacı modeli(4 saat) 57
Şekil 5.10 : Doğrusal regresyon modeli(4 saat)..... 57
Şekil 5.11: Destek vektör modeli(4 saat)..... 58
Şekil 5.12: Gauss regresyon modeli(4 saat)..... 58
Şekil 5.13 : Karar destek ağacı modeli(2 saat)… 59
Şekil 5.14 : Doğrusal regresyon modeli(2 saat)..... 59
Şekil 5.15 : Gauss vektör modeli(2 saat) 60
Şekil 5.16 : Karar destek ağacı modeli(1 saat) 60

Şekil 5.17 : Doğrusal regresyon modeli(1 saat) 61
Şekil 5.18: Gauss vektör modeli(1 saat) 61
Şekil 5.19 : Karar destek ağacı modeli(5 dakika)… 62
Şekil 5.20 : Doğrusal regresyon modeli(5 dakika) 62
Şekil 5.21 : Destek vektör modeli(5 dakika)… 63
Şekil 5.22 : Gauss regresyon modeli(5 dakika) 63

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1: Sabit varyans.....32
Çizelge 2.2: Değişen varyans…..... 32
Çizelge 3.1: Doğrusal regresyon modeli..... 37
Çizelge 3.2: BtX + B0 Grafiği..... 39

KISALTMALAR

YKS	:	Yüksek Öğretim Kurumları Sınavı
ARCH	:	Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
GARCH	:	Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
CHAID	:	Chi – Square Automatic Interaction Detectiıon
CART	:	Classification and Regression Tree
DVM	:	Destek Vektör Makineleri
KOKH	:	Kök Ortalama Kare Hatası
OKH	:	Ortalama Kare Hatası
OMH	:	Ortalama Mutlak Hata

SEMBOL LİSTESİ

X: Gözlem değeri

μ: Ortalama değer

σ: Standart sapma

1. GİRİŞ

Teknoloji, iletişim, haberleşme, ulaşım gibi sektörlerdeki gelişmeler firmalar için pazarlama kavramını önemli bir duruma getirmiştir. Pazarlama birimi üretici ile müşteri arasındaki bağlantıyı kuran iletişim ağını kuran yapıdır. Müşterinin ürüne ne kadar ödeyeceği, müşterinin ihtiyacını , üretim maliyetinin ne kadar olması etki eden karar verici birimlerdir. Günümüz pazarlamasında işletme karlılığı fikri müşteri memnuniyeti anlayışı içerisinde şekillenmektedir. Müşteri odaklı çalışmalarda öncelikle müşterileri tanımakla başlar. Veri bilimi yapılandırılmış ve yapılandırılmamış verilerle bilginin kayıt altına alınması, saklanması, işlenmesi için bilimsel yöntemleri süreçleri, algoritmaları kullanarak bilgiye dönüşümü olarak tanımlayabiliriz [1]. Günümüz pazarlamasında veri analitiği müşterilerin davranışları, satın alma alışkanlıkları ve bildirimlerini analiz ederek alışkanlıkların çözümlenmesini olanak sağlar ve bunun sonucunda firmalar müşteri odaklı çözümler, kampanyalar ve satış stratejileri geliştirmektedirler. Web tarayıcıları üzerinden yapılan internet aramaları, satın alınan ürünler, ziyaret edilen mağazalar, gidilen lokasyonlar, sosyal medya paylaşımları gibi birçok veri müşteri analiz için değerli kaynaklar olarak gösterilebilir.

1.1 LİTERATÜR İNCELEMESİ VE AMAÇ,YÖNTEM,KAPSAM

Veri madenciliği sistemlerinde kullanılan algoritma biçimine göre; verilerin içinde gömülü olan sınırlı bilgiler bulunmakta, başka ihtiyaçları karşılanmakta ve verilerin farklı yorumlamaları yapılmaktadır [2].

Veri madenciliği tanınmayan, saklı ve faydalı örüntülerin çok boyutlu veri tabanlarından otomatik şekilde elde edilmesini sağlayan veri tabanlarındaki bilginin araştırılması ve analiz sürecidir. Etkileşimli yöntemler vasıtasıyla bilgisayar daha seri ve insana daha sade gelecek imkanlarla kullanılabilir duruma getirilmektedir. Veri madenciliğinin kullanıldığı yöntemlerin insan-bilgisayar etkileşimi etrafında interaktif bir biçime sahip olmasının önüne geçilemezdir. Bu çalışma da insan-bilgisayar etkileşiminin en önemli yöntemlerinden olan 4 model makine öğrenimi hesaplamaları incelenmiştir. Bu makine öğrenimi modelleri kullanılarak gerçek verilerin makine öğrenimi teknikleri ile etkileşime girdiğinde oluşacak durumlar açısından analiz etme, doğruya en yakın hesaplamalar amaçlanmıştır. Çalışmanın ortaya çıkmasında İngilizce ve Türkçe kaynaklara başvurulmuştur. Çalışmada birçok araştırma yönteminden yararlanılmıştır. Araştırmanın kavramı olan veri madenciliği ve makine öğrenimi konusunda literatür taraması yapılmıştır. Araştırma özellikle COVID-19 döneminde olan verilerden sağlanmıştır. Bunun nedeni olağan dışı durumlarda makine öğrenim modellerinin ekonominin durağanlık döneminde doğruluk payının ne kadar olacağı amaçlanmıştır. Çalışmada yer alan makine öğrenimi modelleri ve fonksiyonlar ile hata payının gerçek veriler üzerindeki sapma oranının ne kadar olacağı hedeflenmiştir. Bu sapma oranına göre geleceğe yönelik tahmin hesaplanması amaçlanmıştır. Çalışmanın önemli amaçlarından biri de kur dalgalanmalarının ülke ekonomisine verdiği zararın önüne geçmek ve en aza indirilmesi hedeflenmiştir. Ülkemizde ve dünya genelinde diğer tez çalışmalarına bakıldığında olağan dönemde yer alan veriler ile hesaplamalar yapılmıştır.

Veri madenciliği ve yapay zekanın döviz kuru tahmini alanında yazılan tezler genellikle “Döviz kuru öngörü performansı “ , “Döviz kuru tahmininde yapay sinir ağları”,” Yapay Zekanın finans uygulamalarına etkisi” , “ Döviz kurunun istatistiksel öğrenimi” gibi konular ele alınmıştır.

Bu bağlamda yapılan çalışmalarda makine öğreniminin veri madenciliği ile ilgili etkileşim süreçlerine, dövizde uygulanan faiz oranlarının kuru nasıl etkilediğine, doğrusal mı, kübik mi yoksa kümeleme fonksiyon olup olmadığına odaklanılmıştır.

Bu çalışmada cevap aranan temel sorular şu şekilde sıralanmıştır :

Veri madenciliği ve yapay zeka ilişkisi hangi çalışma alanlarını kapsar?

a. Veri madenciliği teknikleri nelerdir ?
b. Makine öğrenimin yapay zekaya etkisi nedir?
c. Tahmin ve strateji oluşturmada hangi modeller uygulanmalıdır?
d. Yapay zekanın gelişimi ve kullanılması gereken alanlar için hangi argümanlardan faydalanılmadır ?

Veri madenciliği kullanıldığı alanlara örnek vermek gerekirse ; pazarlama, bankacı sektörü, uzay bilimleri, tıp , sosyal bilimler gibi alanlarda sıkça kullanılmaktadır. Veri madenciliği bu bağlamada makine öğrenimi, yapay sinir ağları, karar ağaçları, regresyon analizi gibi tekniklerle iç içedir. Bu tez çalışmasında regresyon analizine bağlı bankacılık ve ekonomi alanında tasarlanan analiz çalışması oluşturulmuş ve bu çalışma ile strateji ve hedef sağlanmaya çalışılmıştır.

İkinci bölümde veri madenciliği teknikleri araştırılmış. Bu tekniklerin makine öğrenimi ile nasıl kullanılması ve hangi tekniklerin tahmin programı sürecinde ilişkilendirilmesine dair araştırma yapılmıştır. Bu tekniklere yer verilmesinin amacı MATLAB programında kullanılan tekniklerin etkisinin önemli sonuçlara ulaşılabileceğini göstermektir.

Üçüncü bölümde makine öğrenimi konusu esas alınmıştır. Makine öğreniminde kullanılan 4 modele yer verilmiştir. Bu modellerin kullanılmasının amacı tahmin değerli uygulamalarda hata oranının en az seviyeye yakın olmasından kaynaklıdır. Bu modeller MATLAB programında gerçek verilerle değerlendirilmiştir.

Dördüncü bölümde üçüncü bölümde açıklanan modellerin uygula kısmına geçilmiştir. Gerçek veriler MATLAB programı ile makine öğrenimine dahil edilmiştir ve gerçek sonuçlara en yakın olan veriyi ortaya çıkarma amaçlanmıştır.

Bu amaç doğrultusunda kurulan ağ mimarisindeki fonksiyonlar açıklanmış verilerin eğitimi ve test sonuçlarına ulaşılmıştır. Çıkan sonuçlar doğrultusunda tahmin modellerinin sonuçları karşılaştırılmıştır.

Sonuç bölümünde ise kullanılan modellerden hangisinin gerçek değere yakın olan model olduğu açıklanmaya çalışılmıştır. Bu çalışma, veri madenciliğinin yapay zeka ve regresyon analizinin sektörel alanlarda daha çok kullanılması ve geliştirilmesi gerektiği üzerinde durularak açıklayıcı ve tanımlayıcı yaklaşımla analiz etmeye çalışmaktadır.

Yapay zekanın çalışma amacı bilgisayar sistemlerinin insan gibi karar verme, problem çözme ve öğrenme gibi insana ait özellikleriyle uygulamalar yapmasıdır. Bilgisayar modellemelerini kullanarak düşünce ve uygulama becerilerini geliştirmektedir. Algılama, mantık kurmayı ve benzer işlemleri sağlamak için bilişim sistemleri alanında inceleme yapmaktır. Yapay zeka alanlarının gelişmesi ve aktifliği matematik, ekonomi, nöroloji, bilgisayar mühendisliği, kontrol işlemlerinin koordineli şekilde birlikte çalışmasıyla sağlanabilir.

Fizik Profesörü Paul Davies'in yapay zeka ile ilgili söylemini paylaşarak noktalamak istiyorum.

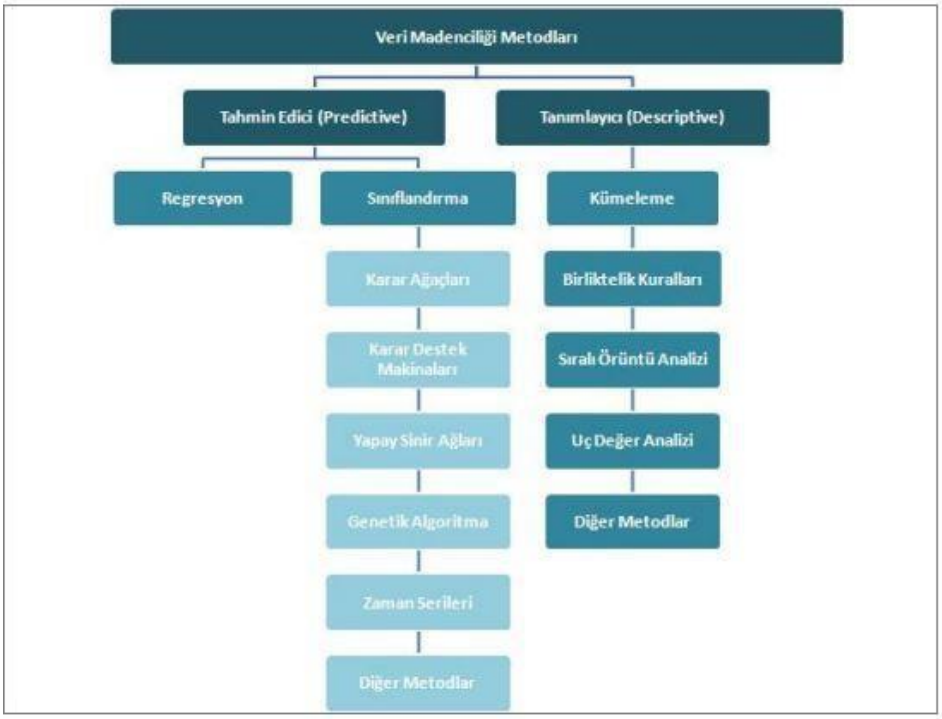
" Yapay zekanın gelişimi, insanın düşünen makineler lehine entelektüel üstünlüğünden feragat edeceği anlamına gelebilir. Gelecekteki yenilikler için zamanın okyanusları varken, makinelerin insan beyninin yapabileceği herhangi bir şeyi başaramaması ve aşmaması için hiçbir neden yok gibi görünüyor."

2. VERİ MADENCİLİĞİ TEKNİKLERİ SINIFLANDIRMA VE MODELLERİ

Veri madenciliği işlemlerinde kullanılan modeller tahminleyici ve tanımlayıcı olarak iki grup altında yer alır. Tahminleyici modeller ileriye yönelik tahminler geliştirmeyi amaçlarken, tanımlayıcı modeller halihazırdaki değerlendirmeyi ve bundan sonuçları çıkarmayı amaçlamaktadır. Veri madenciliği modelleri işlevlerine gore 3 grup olarak ayrılır. Bunlar;

a. Sınıflama
b. Regresyon
c. Kümeleme

Tablo 2.1: Veri madenciliği metodları [3]



2.1 SINIFLANDIRMA VE REGRESYON MODELLERİ

Sınıflandırma ve regresyon, toplanan verilerden tahmin modelleri oluşturma için kullanılan eğitim teknikleridir. İki teknik de grafiksel olarak sınıflandırma ve regresyon ağaçları olarak sunulmaktadır. Sınıflandırma ve regresyon modelleri arasındaki temel fark tahmin edilen parametrenin kategorik veya süreklilik gösteren bir değere sahip olmasıdır [4].

Model kuruluş işlemi makine öğreniminin denetimli ve denetimsiz olmak üzere iki şekilde farklılık gösterir. Veriler istenen çıktının verilmediği makine öğrenme yöntemleriyle işlenmişse, öğrenme görevi denetimsiz olarak adlandırılır. Denetlenen bir modelin eğitim verileri üzerinde ne kadar iyi performans gösterdiğini hemen ölçebilirsiniz, çünkü optimum çıktılar ve hedefler verilmiştir. Ayrıca her bir nesne için ölçüm yapılır. Bu, modelin her nesne için bir hata değeri sağladığı anlamına gelir. Denetlenen sorunların aksine, denetimsiz sorunlara ilişkin modellerin kalitesi çoğunlukla tüm nesneler üzerindeki kümülatif çıktıyla ölçülür. Denetimsiz yöntemler için ölçümler arasında bilgi içerikleri, inşa edilen bileşenlerin istatistiksel bağımsızlık model tarafından açıklanan varyasyon, gözlemlenen verilerin model tarafından üretilme olasılığı ve arasındaki mesafeler yer alır [5].

Denetimli öğrenmede, her örnek bir girdi nesnesi ve istenen bir çıktı değerinden oluşan bir sinyaldir. Denetimli öğrenmede algoritmasında, eğitim verileri analiz edilir ve güncel örneklerin haritalanması için kullanılabilecek bir çıkarsama işlevi sağlar. Her biri güçlü ve zayıf yönlerine sahip çok çeşitli denetimli öğrenme algoritmaları mevcuttur. Tüm denetimli öğrenme problemlerinde en iyi şekilde çalışan tek bir öğrenme algoritması mevcuttur [6]

2.1.1 Regresyon

Regresyon, odak noktasının bir bağımlı parametre ile bir veya birden fazla bağımsız parametre arasındaki ilişki olduğunda, çeşitli değişkenleri modellemek ve analiz etmek için birçok teknik içerir. Regresyon analizi, bağımsız parametrelerden herhangi biri değiştiğinde, diğer bağımsız değişkenler sabit tutulduğunda bağımlı değişkenin değerinin nasıl değiştiğini kavramaya yardımcı olur. Regresyon analizi, bağımsız parametreler verildiğinde bağımlı değişkenin koşullu beklentisini tahmin eder yani, bağımsız parametreler belirlendiğinde bağımlı değişkenin yaklaşık değeridir [7].

Regresyon analizi, kullanımının makine öğrenimi işlemlerinde ciddi ölçüde örtüştüğü tahmin için geniş olarak kullanılmaktadır. Regresyon analizi, bağımsız değişkenlerden hangisinin bağımlı parametre ile bağlantılı olduğunu anlamak ve bu ilişkilerin biçimlerini keşfetmek için de kullanılır. Regresyon analizini gerçekleştirmek için çok sayıda teknik geliştirilmiştir. Doğrusal regresyon ve kareler regresyonu gibi bilinen yöntemler parametriktir, çünkü regresyon fonksiyonu, verilerden tahmin edilen sınırlı sayıda bilinmeyen değişken türünden tanımlanır. Değişken olmayan regresyon, regresyon fonksiyonunun, limitsiz boyutlu olabilen belirli bir fonksiyonlar grubunda yer almasına izin veren teknikleri belirtir. [7].

Regresyon analizi yöntemlerinin uygulamadaki performansı, veri oluşturma sürecinin şekline ve kullanılan regresyon yaklaşımı ile nasıl ilişkili olduğuna bağlıdır. Veri imal etme sürecinin gerçek biçimi genellikle bilinmediğinden, regresyon analizi genellikle bir dereceye kadar bu süreç hakkında varsayımlarda bulunmaya bağlıdır. Bu varsayımlar bazen büyük miktarda veri mevcutsa test edilebilir [7]. Veri üretme sürecinin gerçek biçimi genellikle bilinmediğinden, regresyon analizi genellikle bir dereceye kadar bu süreç hakkında varsayımlarda bulunmaya bağlıdır. Bu varsayımlar bazen büyük miktarda veri mevcutsa test edilebilir. Tahmin için regresyon modelleri, en iyi şekilde performans gösteremeyebilse de, varsayımlar orta düzeyde ihlal edildiğinde bile genellikle yararlıdır [8].

2.1.2 Regresyon Analiz ve Modelleri

Araştırmalarda ve analizlerde parametreler arasındaki ilişkiyi belirlemek için kullanılan en yaygın tekniklerden biri de regresyon analizidir. Doğrusal, doğrusal olmayan, basit, çoklu, parametrik, parametrik olmayan gibi çok sayıda regresyon modelleri vardır [9] . Regresyon, istatistik ve model analizinde değişkenler arasındaki bağlantının oluşumunda yer alan bir tekniktir.

Doğrusal regresyon, izlenen verilere doğrusal bir denklem kurarak iki parametre arasındaki ilişkiyi tasarlamaya çalışır. Bir değişken yorumlayıcı bir değişken olarak kabul edilir.

Örneğin, modelci doğrusal bir regresyon modeli kullanarak bireylerin ağırlıklarını boylarına göre bağlantı kurmak isteyebilir.

Doğrusal bir modeli gözlemlenen verilere göre uygulamaya çalışmadan önce, bir modelleyeci öncelikle ilgilenilen değişkenler arasında bir ilişki olup olmadığını belirlemelidir.

Bu durum, bir parametrenin diğerine sebep olduğu anlamına gelmez(örneğin, daha yüksek YKS puanları daha yüksek üniversite notlarına sebep olmaz), ancak iki parametre arasında bazı önemli bir ilişki olduğu anlamına gelir. Bir dağılım grafiği, iki değişken arasındaki ilişkinin kuvvetini belirlemede yardımcı bir etken olabilir. Açıklayıcı ve bağımlı parametreler arasında bir ilişki yok gibi görünüyorsa(yani, dağılım grafiği herhangi bir artan veya azalan eğilimi göstermiyorsa), o zaman verilere doğrusal bir regresyon modelinin yerleştirilmesi muhtemelen faydalı bir model sağlayacaktır. İki değişken arasındaki ilişkinin değerli bir sayısal ölçüsü, iki değişken için gözlemlenen verilerin ilişkisinin gücünü gösteren "-1" ile "1" arasında bir değer olan korelasyon katsayısıdır.

Doğrusal bir regresyon çizgisi, $Y = a + bX$ biçiminde bir denkleme sahiptir, burada X açıklayıcı parametredir ve Y bağımlı parametredir. Doğrunun eğimi b'dir ve a kesişimdir ($x = 0$ olduğunda y'nin değeri).

Bir regresyon doğrusunu yerleştirmenin en yaygın yöntemi, en küçük kareler yöntemidir. Bu yöntem, her veri noktasından doğruya dikey sapmaların karelerinin toplamını en aza indirerek gözlemlenen veriler için en uygun çizgiyi hesaplar (bir nokta tam olarak uyan çizgi üzerinde yer alıyorsa, dikey sapması 0'dır). Sapmaların önce karesi alınır, sonra toplanır, pozitif ve negatif değerler arasında herhangi bir engel yoktur.

Bir veri grubu için bir regresyon çizgisi hesaplandıktan sonra, çizgiden uzakta bulunan (ve dolayısıyla büyük bir artı değere sahip olan) bir nokta aykırı değer olarak bilinir. Bu tür noktalar hatalı verileri temsil edebilir veya yetersiz bir şekilde uyan bir regresyon çizgisini gösterebilir. Bir nokta diğer verilerden yatay yönde uzaktaysa, etkili bir gözlem olarak bilinir. Bu ayrımın nedeni, bu noktaların regresyon çizgisinin eğimi üzerinde önemli bir etkiye sahip olabilmesidir.

Bir regresyon modeli bir veri grubuna uyduğunda, kalıntıların incelenmesi (uyan çizgiden gözlemlenen değerlere sapmalar) modelleyicinin doğrusal bir ilişkinin var olduğu varsayımının geçerliliğini araştırmasına izin verir.

X eksenindeki açıklayıcı değişkene karşı y eksenindeki kalıntıların grafiğini çizmek, değişkenler arasındaki olası doğrusal olmayan ilişkiyi ortaya çıkarır veya modelleyiciyi pusuda bekleyen değişkenleri araştırması için uyarabilir.

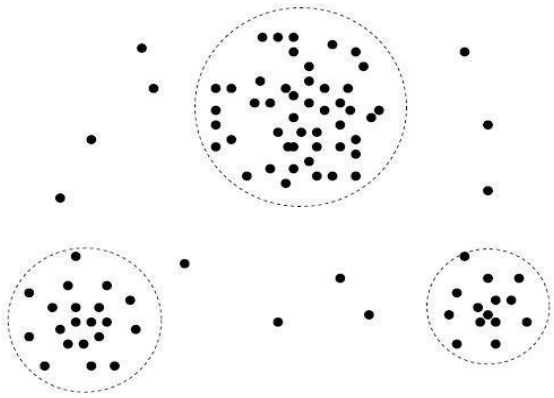
2.1.3 Tahmine Dayalı Analiz için Sınıflandırma ve Regresyon

Sınıflandırma, veri sınıflarını veya kavramlarını tanımlayan ve ayıran bir model bulma sürecidir. Model, bir dizi eğitim verisinin analizine dayalı olarak türetilir. Model, sınıf etiketinin bilinmediği nesnelerin sınıf etiketini tahmin etmek için kullanılır. Türetilen model, sınıflandırma kuralları, karar ağaçları, matematiksel formüller veya sinir ağları gibi çeşitli biçimlerde temsil edilebilir. Karar ağacı, her düğümün bir öznitelik değerine ilişkin bir testi ifade ettiği, her dalın testin bir sonucunu ve ağaç yapraklarının sınıfları veya sınıf dağılımlarını temsil ettiği akış şemasına benzer bir ağaç yapısıdır [10]. Sınıflandırma, kategorik (ayrık, sırasız) değerleri öngörürken, regresyon modelleri sürekli değerli fonksiyonları modellemektedir.

Regresyon, (ayrık) sınıf değerleri yerine eksik veya mevcut olmayan sayısal veri değerlerini tahmin etmek için kullanılır. Regresyon analizi, diğer yöntemler de mevcut olsa da, en sık sayısal tahmin için kullanılan istatistiksel bir metodolojidir. Regresyon mevcut verilere dayalı olarak dağılım eğilimlerinin tanımlanmasını da kapsar [10]. Sınıflandırma ve regresyondan önce, sınıflandırma ve regresyon süreciyle önemli ölçüde ilgili olan nitelikleri belirlemeye çalışan uygunluk analizi yapılması gerekebilir. Bu tür özellikler, sınıflandırma ve regresyon süreci için seçilecektir.

2.1.3.1 Kümeleme analizi

Sınıf eğitim veri setlerini analiz eden sınıflandırma ve regresyondan farklı olarak, kümeleme sınıf eğitim verilerine başvurmadan veri nesnelerini analiz eder. Birçok durumda sınıf eğitimli veriler başlangıçta mevcut olmayabilir. Kümeleme, bir veri grubu için sınıf eğitim verileri oluşturmak için kullanılabilir.



Şekil 2.1: Kümeleme analizi

Üç veri kümesini gösteren, bir şehirdeki müşteri konumlarına göre müşteri verilerinin 2 boyutlu bir grafiği [11].

Nesneler, sınıf içi paralelliği en üst düzeye çıkarma ve sınıflar arası benzerliği en aza indirme ilkesine göre ya da gruplanır.

2.1.3.2 Aykırı değer analizi

Belirli bir istatiksel işlemin bir dizi veri nesnesi oluşturmak için kullanıldığını düşünelim. Aykırı değer, farklı bir mekanizma tarafından oluşturulmuş gibi, nesnelerin geri kalanından önemli ölçüde sapan veri nesnesidir. Aykırı değerler, veriler için bir dağılım veya olasılık modeli varsayan istatistiksel testler veya diğer kümelerden uzak nesnelerin uç değerler olarak kabul edildiği mesafe ölçümleri kullanılarak tespit edilebilir [11].

Aykırı değerler farklı sebeplerden kaynaklanabilir. Fakat her aykırı değer mutlaka hata değildir. Aykırı değer sebeplerine örnek olarak ; veri girişinde veya ölçüm sırasında oluşan bireysel hatalar, verilen doğru olmaması, farklı alanlarda yer alan verilerin performans gösteriminde oluşan hatalardan kaynaklı olabilir.

Aykırı değerler istatiksel testlere ve makine öğrenme algoritmalara karşı çok duyarlıdır. Aykırı değerler modellerden elde edilen sonuçlara tesir eder. İstatistiksel işlemlerinin kuvvetini düşürür. Aykırı değer analiz uygularken Z-skoru istatistiksel yöntemi en avantajlısıdır.

Z- skoru standart dağılıma sahip veri topluluğunda, gözlemin ortalama değerden hangi oranda standart sapma saptığını bulur. Bir gözlem için z-skoru, gözlemden ortalama çıkarıldıktan sonra standart sapmaya bölünmesiyle hesaplanır.

$Z = (x - \mu) / \sigma$

x: Gözlem değeri

μ: Ortalama değer

σ: Standart sapma [12]

2.2 SINIFLANDIRMA TEKNİKLERİ

Sınıflandırma teknikleri veri madenciliği süreçlerinde en çok kullanılan tekniklerdir. Sınıflandırma teknikleri bankacılık, sağlık, ekonomi, ses tanıma , e-ticaret sistemlerinde kullanıcı davranışlarını belirlemede kullanılır. Sınıflandırma kategorik sınıf değerlerini tahmin eder. Eğitim verisine ve sınıflandırma özelliğindeki değerlere dayalı olarak yeni verileri sınıflandırmada kullanılır. Sınıflandırma yöntemlerinden aşağıda yer alan 4 ana başlıkta inceleyeceğiz.

a.Karar Ağaçları

b.Yapay Sinir Ağları

c.Bayes Sınıflandırıcılar,

d.Bayes Ağları

2.2.1 Karar Ağaçları

Karar ağacı indüksiyonu, sınıf etiketli eğitim verilerinden karar ağaç mekanizmasının öğrenilmesidir. Karar ağacı, her bir iç düğümün bir öznitelik üzerinde bir testi gösterdiği, her dal testinin bir sonucunu temsil ettiği ve bir sınıf yapısının tuttuğu akış şemasına benzeyen bir ağaç yapışı şeklindedir [11].

Karar ağacı yönteminde 6 aşama ağaç yapısını oluşturmada önemli faktör oluşturur. Bu aşamalar ;

a.Problemin tanımlanması,

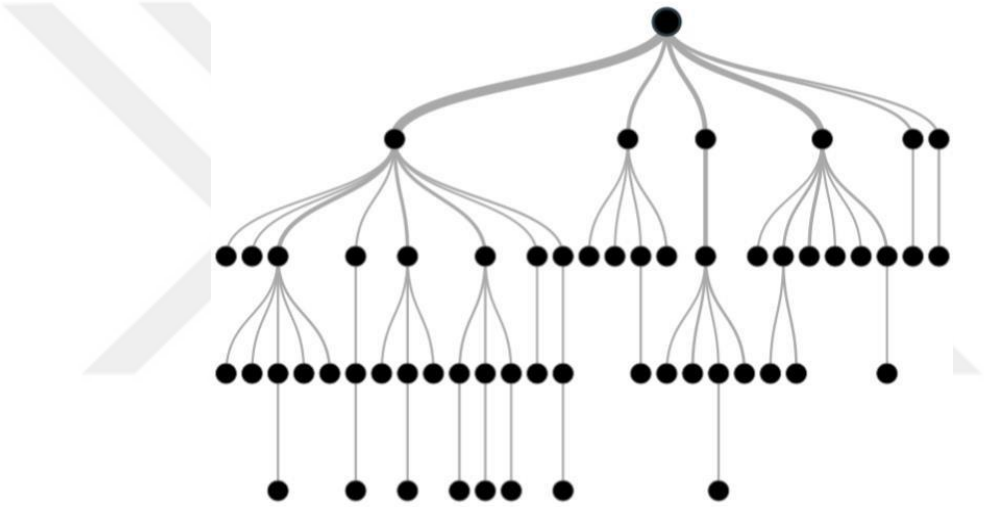
b.Karar ağacının yapısının kurulması,

c.İşlemlerin yapılabilme olasılıklarının atanması,

d.Beklenen faydanın ilgili doğruluk noktası için hesaplanması,

e.En yüksek yararla ilgili karar noktasına taşınması,

f.Tahminin belirtilmesi



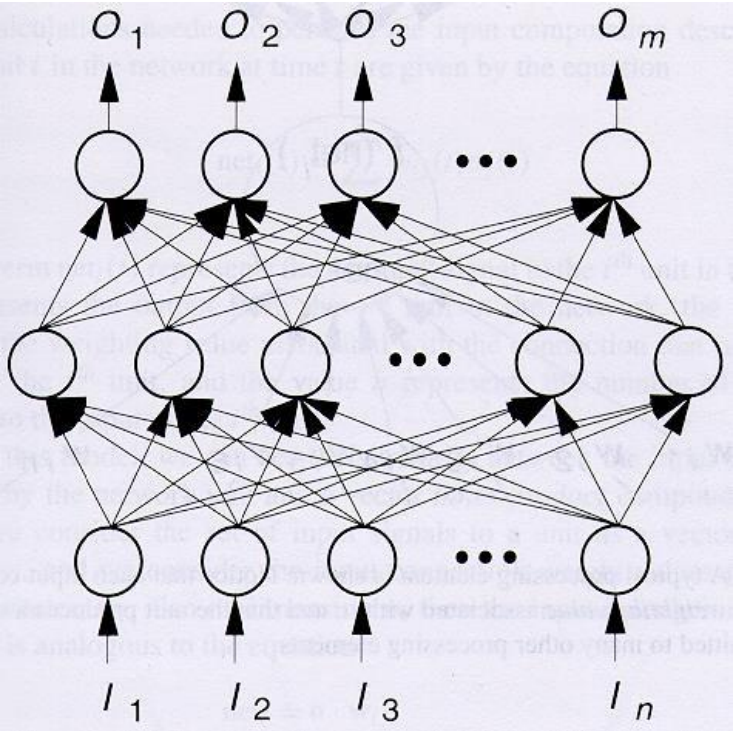
Şekil 2.2: Karar ağacı indüksiyonu

2.2.2 Yapay Sinir Ağları

Yapay kelimesi, "bir şeyler yapmak" anlamına gelen Latince kökünden gelir. Yapay zeka, insan yapımı zekayı tercüme eder. Yapay zekidir çünkü sürekli kendini geliştirmeye ve öğrenmeye odaklıdır. Yapay zeka bilgileri veriye dönüştürerek bu verilerin tahmini ile strateji ve sonuç elde etmeye odaklıdır. Yapay zeka problem çözme amacı ile ilgilidir ve sürekli gelişmeye açıktır.

Finans işlemlerinde olan belirsizliklerle başa çıkmak için, öncelikle verilerden bilgilerin tanınmasını ve bu bilgilerin gelecekteki olayları tahmin etmek için kullanılmasını içerir. Döviz hareketleri ve faiz oranı değişikleri gibi ekonomik olayların doğru tahmin edilmesi, finans

alanındaki en zoru uygulamalardan biri olarak sıralanmaktadır; aynı zamanda finansal hayatta kalmak için en kritiklerden biri olarak yer alıyor. Yapay Sinir Ağlar bu sorunları diğer yapay zeka tekniklerinden daha iyi doğru şekilde alır çünkü büyük veri kümeleri ile ilgilenirler. Yapay sinir ağları şeffaf olmadığı için yorumlama yapmakta zorlaştırır [13].



Şekil 2.3: Yapay sinir ağlarının özellikleri [14]

Şekilde yer alan yapay sinir ağ modelinde işlem elemanları arasında çok sayıda işlem nöronu ve ağırlık bağlantısı bulunmaktadır. Bağlantılar üzerinden bilginin dağıtılmış gösterimi bir öğrenme süreci yoluyla ağ tarafından elde edilir.

Yapay sinir ağları ve uzman sistemler, iş ve ekonomik sistemler için istatistik ve ekonometride geleneksel nicel araçların, sistemleri kesin matematiksel fonksiyonlara dönüştürmedeki karmaşıklık nedeniyle nicelleştiremediği niteliksel yöntemler sunar [15].

Yapay sinir ağı insan beyninin biyolojik sinir ağını taklit eder. Biyolojik sinir ağı, canlı bir organizmanın sinir sisteminin işlev gördüğü ve karmaşık görevlerin içgüdüsel olarak gerçekleştirilmesini sağlayan mekanizmadır.

Yapay sinir ağlarında sinir sisteminin merkezi işlem birimi "nöron"olarak bilinir. İnsan beyninde, her biri diğerlerine" sinapslarla" bağlanan 100 milyar civarında nöron vardır. İnsan beyninde yaklaşık 100 trilyon sinaps vardır [16]. Bu bağlantılar insan vücudunu ve düşünce süreçlerini kontrol ederler. Kısacası, insan beyninin öğrenme süreçlerini çoğaltmak için çalışırlar.

Yapay sinir ağlarının genel olarak aşağıdaki üç kategoriden oluşur :

a.Model sınıflandırması,

b.Tahmin ve analiz,

c.Kontrol ve Optimizasyon

Birçok finansal ve tahmine dayalı uygulama model sınıflandırması içerdiğinden, bunların sınıflandırmaları belirsizdir. Uygulamaları tahminde dayalı yönteme göre ayıran tercih edilen sınıflandırmalar zaman serileri ve optimizasyondur.

2.2.3 Bayes Sınıflandırmaları

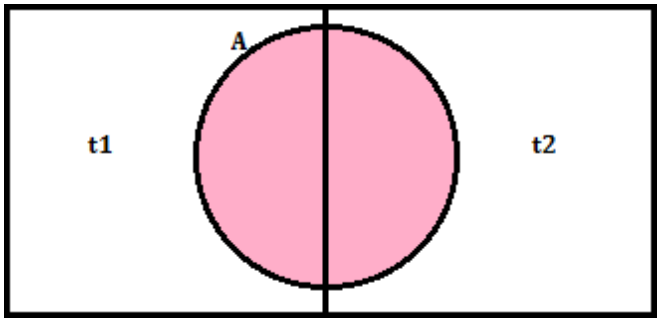
Sınıflandırma algoritmalarını mukayese eden işlemler, saf Bayes sınıflandırıcı olarak bilinen, karar ağacı ve sinir ağı gruplandırıcılarıyla verim açısından karşılaştırılabilir olduğu bulunmuştur. Bayes gruplandırıcıları, geniş veri tabanlarına uygulandıklarında üstün doğruluk ve çabukluk sergilerler.

Doğal Bayes sınıflandırıcıları, bir sayısal değerinin belli bir çeşit üzerindeki izleminin diğer sayısal değerlerinden tarafsız olduğunu varsayar. Bu varsayıma sınıf koşullu serbestlik denir. Bağlı hesaplamaları kolaylaştırmak için yapılmıştır ve bu anlamda "naif" olarak tanımlanır [17].

2.2.3.1 Bayes teorem

Bayes teoremin, aşağıdaki varsayım ve çıkarımlardan en sade, halinin nasıl türediğini görmek mümkündür.

T_1 ve T_2 'nin bağımsız iki olay olduğu, $T_1 \cap T_2 = \Phi$ olduğunu düşünürsek



Şekil 2.4: T_1 ve T_2 olay olasılıklarının şematik gösterimi [18]

Burada A bölümü koşullu olasılık kullanılarak T_1 ve T_2 bölümleri yazılabilir :

$$P(T_1 \mid A) = \frac{P(A \mid T_1)}{P(A)}$$

A bölümü T_1 ve T_2 bölümlerinde olmaktadır. Bu nedenle A bölümü:
$A=(T_1 \cap T_2) \cup (T_2 \cap A)$ eşittir.
Bu duruma göre A'nın olasılığı:

$P(A) = P(T_1 \cap A) + P(T_2 \cap A)$

$$P(T_1 \mid A) = \frac{P(A \mid T_1)}{P(A) = P(T_1 \cap A) + P(T_2 \cap A)}$$ [18]

2.2.3.2 Naif Bayes sınıflandırması

Naif bayes çeşitleri, bir öğrenme sorunundaki değişenlerin (özellikler / tahmin ediciler) sayısında doğrusal bir seri paremetre gerektiren, nispeten ölçeklenebilirdir. Azami paralellik eğitimi, diğer birçok çeşitlendirici türü için kullanılan üst düzey yinelemeli yaklaşımdan fazla doğrusal vakit alan kapalı bir form anlatımının değerlendirmesiyle yapılabilir [19].
Örneğin bir meyve kırmızı, yuvarlak ve tahmini 3 cm çapındaysa elma olarak kabul edilebilir. Naif bir bayes çeşitlendiricisi renk, yuvarlaklık ve boyut özellikleri arasındaki olası herhangi bir ilgileşimden bağımsız olarak, bu niteliklerinin her birinin, bu meyvenin bir elma olma ihtimaline bağımsız olarak katkıda bulunduğunu düşünür.

Bazı olasılık örnek biçimleri için, doğal bayes sınıflandırıcıları kontrollü bir öğrenme ortamında çok kazançlı bir şekilde eğitilebilir. Birçok kullanışlı uygulamada, doğal bayes şekilleri için parametre ölçümü, azami olabilirlik tarzını kullanır ; başka bir söylemle, bayes olasılığını onay etmeden veya herhangi bir bayes aşaması kullanmadan doğal bayes modeli ile çalışabilir.

Naif Bayes algoritmasının bir takım artı ve eksi yönleri bulunmaktadır. Artılar :

a.Her nitelik birbirinden tarafsız kabul edildiği için biçimsel regresyon gibi sembollerden daha iyi verim gösterir.

b.Temel ve kolay yapılabilir.

c.Zincirleme ve parça veriler ile kullanılabilir.

d.Kararsız bilgi setinde kullanılabilir.

Algoritmanın eksik tarafları da vardır. Eksileri ;

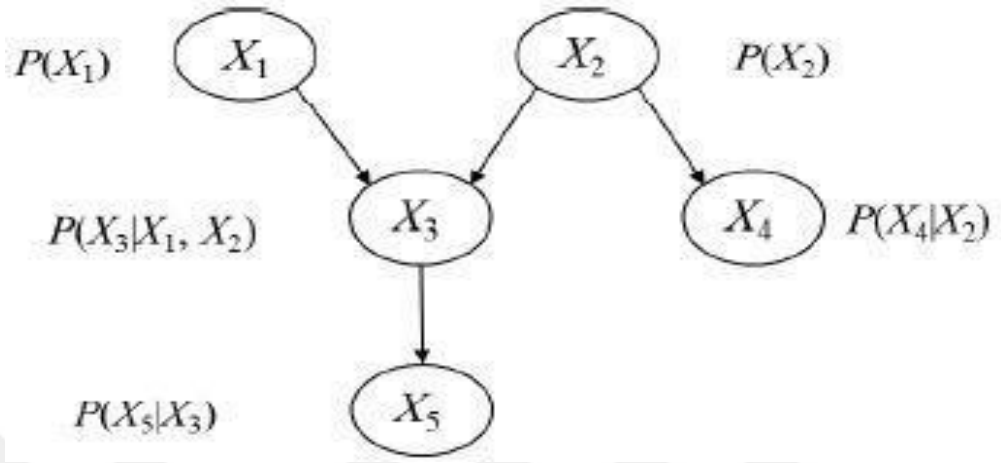
e.Değişkenler arası bağlantılar modellenemez çünkü çeşitlilikler birbirinden tarafsız varsayılarak yöntemler uygulanır.

f.Gerçek yaşamda her çeşitlilik bir konuda birbirine bağımlıdır. Örneğin :

Elektrik > Araba = Elektrik Arabalar

2.2.4 Bayes Ağları

Bayes ağları parametreleri bağlar, parametreler arası imkansal bağımlılık bağlantılarının ise yönlü işaretler aracılığı ile belirtildiği yönlü çevrimsiz olasılıksal ağlardır. Bir bayes ağı, bağlar ve işaretler vasıtasıyla değişkenler ve değişkenler ortasında olanaksal bağlantıların gösteriminin yapıldığı grafiksel bölüm ve değişkenlere ait şartlı olasılık tabloları olmak üzere iki kısımdan oluşur. Bayes ağlarında grafiksel bölüm ağın mimarisini oluşturmaktadır. Ağda iki bağ birbirine ok ile birleştiğinde okun bitişinde olan düğüm çocuk düğüm olarak isimlendirilir. Şekil de X_1,X_2,X_3,X_4 ve X_5 parametrelerden oluşan örnek bir bayes ağının işlemi yapılmaktadır. Ağda olan bir parametrenin , başka bir parametre ile arasında herhangi bir bağlantı olmaması o parametrenin ağda olan diğer parametrelerle arasında olanaksal bir ilişki bulunmadığını, bu nedenle ağda aykırı olasılık dağılımı ile yer aldığını gösterir [20].



Şekil 2.5: Beş değişkenden oluşan Bayes ağ yapısı

2.3 VOLATİLİTE ANALİZİ

Mali piyasalardan biri olan döviz kurları piyasasında, ekonomik, siyasi ve sosyal veri ve konular durumundaki beklentiler değerlerde başka yüksek oranlarda volatiliteye neden olabilmektedir. Mali buhran dönemlerinde ortaya çıkan yüksek volatilite sebebiyle, sermayecilerden bazıları dikkate değer kârlar elde ederken, bazıları ise önemli miktarda kayıplar vermektedir. Bu durumun sebebi , belirsizliğin yüksek olması , üstlenilmesi gereken riskin de yüksek olmasına sebep olur. Fiyatlar ne kadar yükselirse volatilideki değişimde o kadar artar. Volatilite analizi tarihsel fiyatlara göre ölçülenebilir ve hesaplanabilir.

Finansal süre serilerinin belirsizliklerinin biçimlendirilmesi, serilerin türlerinin belirlenebilmesini gerektirir. Finansal süre serileri üç esas özelliğe sahiptir. Bu türler; fazla düşüklük, belirsizliğin gruplandırılması (mali varlıkların değerlerindeki yüksek miktarlı değişimleri yüksek miktarlı, az miktarlı değişimleri de yine az miktarlı değişimlerini takip etmesi) ve kaldıraç etkisidir. Kaldıraç etkisi olumsuz şokların belirsizliği, olumlu şoklardan daha çok arttırdığını ileri sürer [21].

2.3.1 ARCH VE GARCH MODELLERİ

Değişken belirsizliklere sahip mali zaman serilerinin modellenmesinde, varyansın değişmez kalmadığını onaylayan, ARCH ve GARCH sınıfı türler olarak bilinen doğrusal olmayan ekonomik modeller kullanılmaktadır.

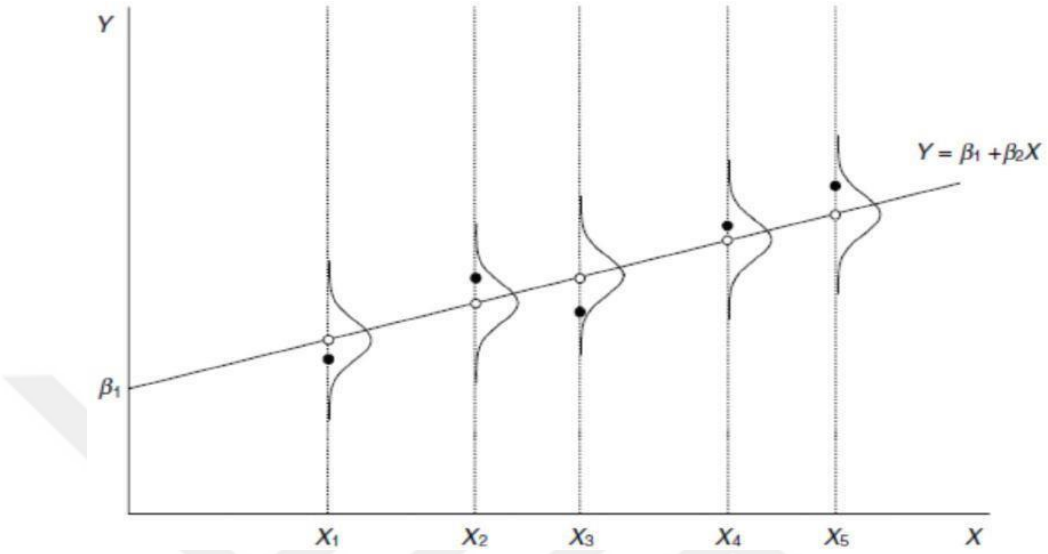
2.3.1.1 ARCH modeli

Uygulamalı ekonometri iş gücünün en küçük kareler türüdür. Bu yapay olmayan bir seçimdir, çünkü ekonomistler özgün olarak bir değişkenin başka bir değişkendeki değişikliğe cevap olarak oldukça değişeceğini tanımlamakla ilgilidirler. Bununla birlikte gittikçe büyüyen bir durumda, ekonomistlerden modeldeki sorunların çapını tahmin etmeleri ve analiz etmeleri istenmektedir. Bu durumda belirsizlikler değişimlerle ilgilidir ve normal araçlar ARCH / GARCH modellerine dönüşmüştür.

En ufak kareler türünün temel sürümü, karesi alındığında bütün yanlış terimlerin muhtemel öneminin herhangi bir yerde aynı olduğunu bilir. Bu varsayıma homoskedastisite denir ve ARCH/GARCH çeşitlerinin merkez noktası bu varsayımdır. Ekonometrik güçlük, verilerin eski bilgilere bağlı olarak geri dönüşün averajını ve varyansını tahmin etmek için hangi yöntemin kullanıldığını belirlemektir. Ortalama kazanç için birçok spesifikasyon dikkate alınmış, ilerideki kazançları tahmin etme çabalarında kullanılmış olsa da ARCH türlerinin sunulmasından önce varyans için hemen hemen hiçbir işlem hazır değildi. Esas tanımlayıcı araç, dönen normal sapmadır. En son deneylerin değişmeyen bir sayısı kullanılarak tahmin edilen standart sapmadır [22].

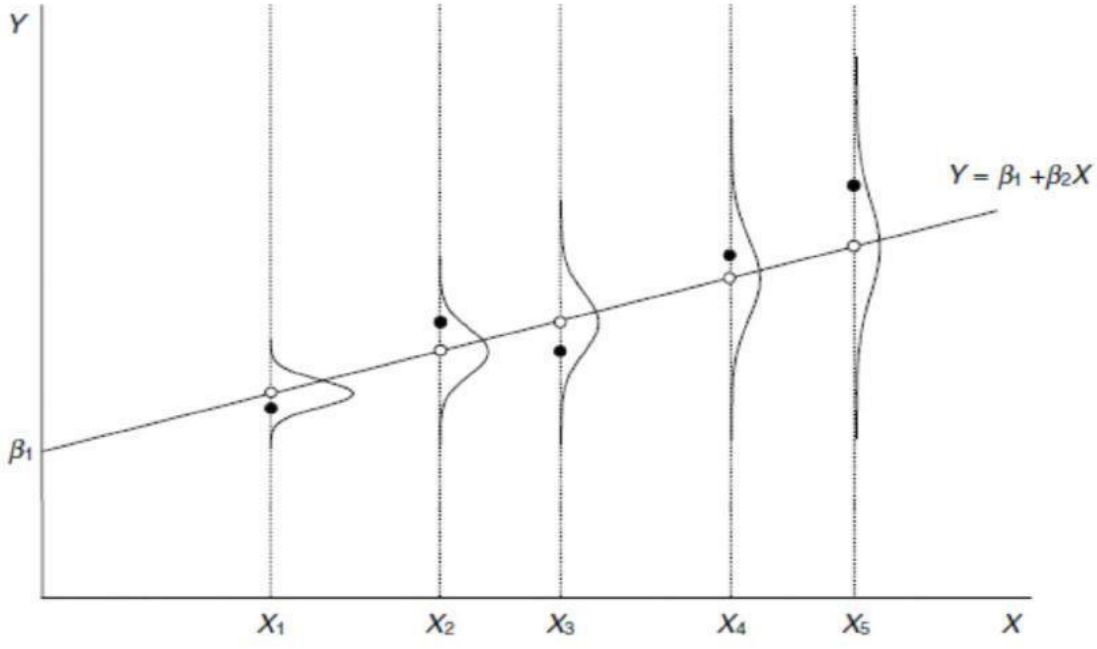
Robert Fry Engle tarafından 1982 ‘de önerilen ARCH modeli bu ölçümlerin tahmin edilecek değişken olmasına müsaade eder. Böylece örnek verilerin varyansını tahmin etmede kullanılacak en iyi ölçümlerin belirlemesine müsaade verdi [23].

Çizelge 2.1: Sabit varyans



Yanlış terimlerin tamamının varyansı muhtemel yararının, değişkenin alacağı her değer için aynı olduğunu varsayar. Bu duruma sabit varyans denir ve işlem bu varsayımla tahmin edilir.

Çizelge 2.2: Değişen varyans



Birçok düzensiz dizilerde ciddi düşüş ve yükselişler ortaya çıktığında yanlış terimlerin de bundan ilham alarak sabit bir varyansa sahip olmadığı gözlenmektedir. Yalnız yatay kısım verilerinde tesadüfen bu durum yanlış terim varyansının durağan kalmayıp değişmesine sebep olmaktadır. Varyansın, parametrenin alacağı değerler için değişiklik gösteriyor olması değişen varyans(heteroskedasticity) olarak sayılmaktadır.

2.3.1.2 GARCH modeli

Tim Bollerslev tarafından 1986 tarihinde göstermiş olduğu GARCH modellerinde t zamanındaki şartlı varyans (h_t) sadece hata verilerinin geçmiş değerlerinin karesine ait olmadığını, aynı zamanda geçmişteki şartlı varyanslara da ait olduğunu belirlemiştir. Hata verilerinin varyansı hem kendi geçmiş değerlerinden hem de şartlı varyans değerlerinden uygulanır. Hata karelerinin erteleme uzunluğu p ile söz edildiğinde tahmini bir GARCH (p,q) süreci,

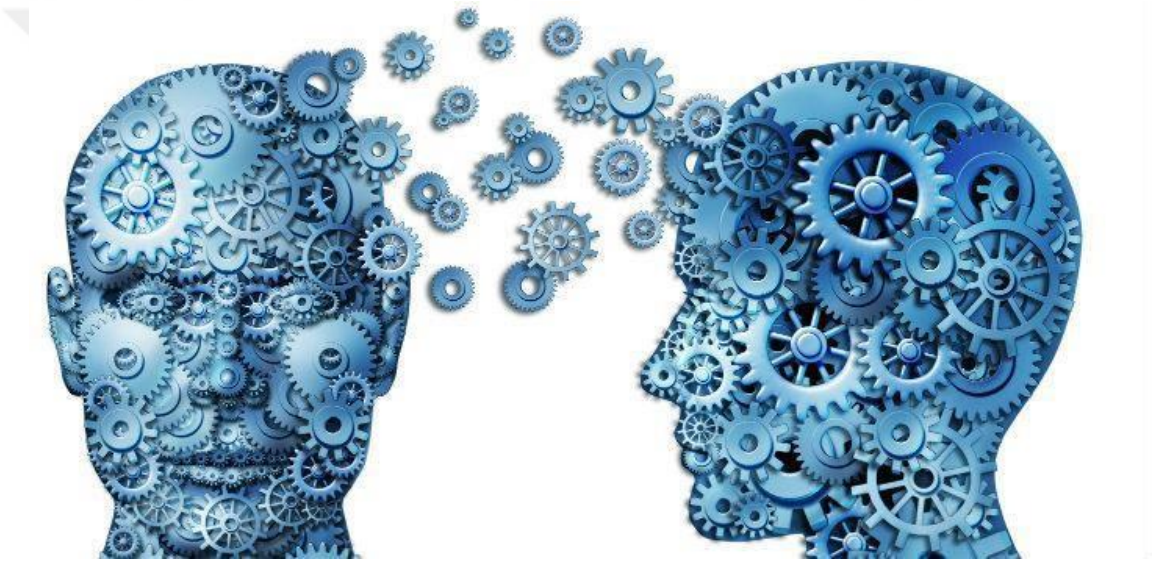
$$\omega > 0;\ \ \alpha_i \geq 0;\ \ \beta_j \geq 0;\ \ \ \sum_{i=1}^{q} \alpha_i + \sum_{j=1}^{p} \beta_j < 1$$

$$h_t = \omega + \sum_{j=1}^{p} \beta_j h_{t-j} + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i u_{t-i}^2 \qquad [24]$$

şeklinde yazılabilir. Bu modelin değişkenlerinin tahmininde "azami olabilirlik" işlemi kullanılmaktadır. Modelin geçerliliği açısından; şartlı varyans denklemi yazıldıktan sonra tahmin edilen ARCH ve GARCH modelinin değişkenleri ile ilgili iki şart gerekmektedir. Bu durumlardan ilki olumsuz olmama şartı olarak bilinen varyansın olumlu olması için şartlı varyans denkleminin sağ tarafındaki değişmeyen katsayının sıfırdan büyük (w>0) ve başka parametrelerin katsayılarının sıfıra eşit veya büyük olmasıdır ($a_i \geq 0; B_j \geq 0$, i=1,2,…q) İkinci şart ise, otoregresif modellere dair durağan şartıdır. Durağanlığın oluşturulabilmesi için şartlı varyans denkleminin sağında olan değişmeyen dışındaki farklı bütün değişkenlerin toplamı 1'den küçük olmalıdır.

3. MAKİNE ÖĞRENİMİ

Makine öğrenimi temel olarak 1959 yılında bilgisayar ilminin yapay zeka da istatistiksel öğrenme ve model tanıma işlemlerinde ilerletilmiş bir alt bölümüdür. Makine öğrenimi biçimsel fonksiyon olarak öğrenebilen ve veriler üstünden tahmin üretebilen algoritmaların etkinliğini ve oluşumunu araştıran sistemdir. Bu çeşitteki algoritmalar sabit program yönergelerini değiştirmeksizin izlemek yerine örnek girişlerden veri temelli tahmin ve sonuçları yapabilmek amacıyla bir model üretmek için çalışmaktadırlar. [25].

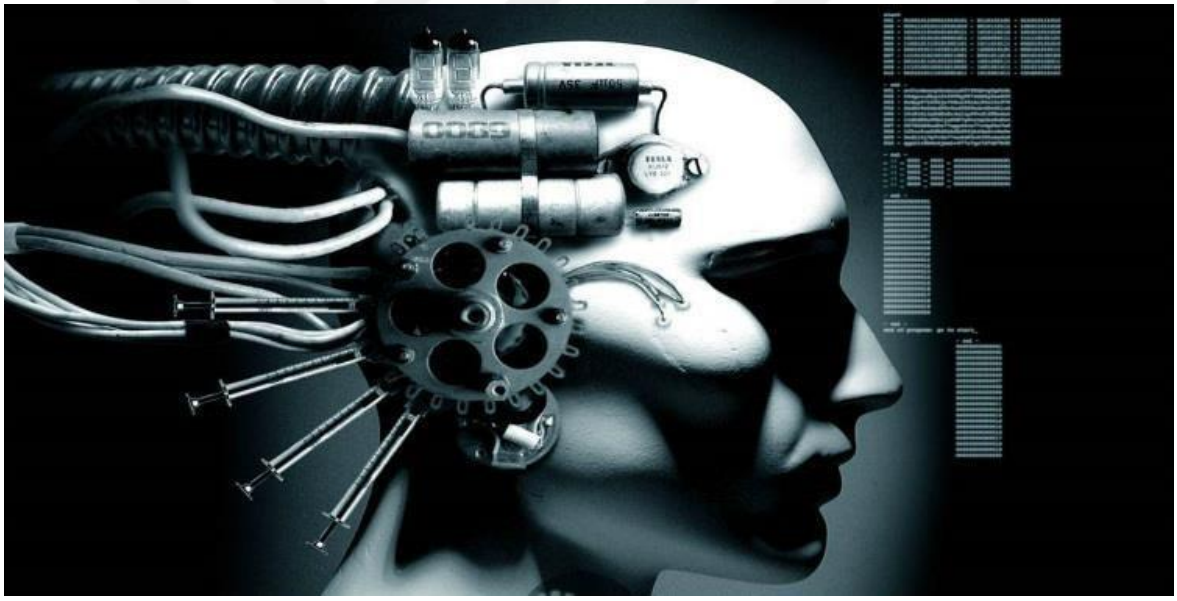


Şekil 3.1: Makine öğrenimi

Makine öğrenmesine dair başlıca bilgilerin listesi tanımlamalarıyla beraber aşağıdaki gibidir :
Denetimli Öğrenme : Veriler bağlantılı sistemlerden edinilerek düzenli kurulmasıdır.
Denetimsiz Öğrenme: Grup bilgisi içermeyen verilerin içindeki bölümlerin araştırılmasıdır.
Yarı Denetimli Öğrenme : Bu anlam esas olarak açıklanan iki kavramın arasındadır ve sınıflandırılmamış yüksek miktarda veri ile sınıflandırılmış az miktarda bir verinin birlikte kullanılmasıdır.
Takviyeli Öğrenme : Öğreticinin, sistemin oluşturduğu netice için doğru veya yanlış olarak yorumlamasıdır.

Yoğun Öğrenme : Bu öğrenme aşaması ayrıntılı grafiklerde bir dolu doğrusal ve doğrusal olmayan dönüştürmeden ve birçok eylem katmalarından planlanmış verilerde üst seviye soyutlamalar kullanılarak sağlanan model teşebbüslerine dayalı bir dizi algoritmalarla ilerletilmiş makine öğrenmesidir.

Makine öğrenmesi bilindik niteliklere istinaden öğrenilen verilerden oluşturulan tahminlerin üzerine yoğunlaşır. Veri madenciliği verilerdeki geçmiş niteliklerin araştırılmasına odaklanır. Veri madenciliği veri tabanlarında bilgi araştırmanın analizi için bir başlangıçtır. Veri madenciliği birçok makine öğrenmesi yöntemini kullanır ancak fazlaca mantıksal olarak başka amaçları vardır. Makine öğrenmesi denetimsiz öğrenmeyi geliştirmek için ön işleme gibi veri madenciliği yöntemlerini kullanır.



Şekil 3.2: Yapay zeka

Makine öğrenimi ve yapay zeka geliştikçe çağın ihtiyacı doğrultusunda bilgisayar ve otomasyon sistemleri bilgisayar altyapıları ile bağlantılı bir şekilde donatılarak, verileri öğrenme ve bu doğrultuda sistemleri kontrol etme yeteneğine sahip olması, makine öğrenmesiyle algoritmalar sonucu operatör sayısının minimum seviyeye inerek robotik sistemler ile yeni yapılandırmaları olacaktır.

3.1 KARAR DESTEK AĞAÇLARI ALGORİTMALARI

Karar ağacı modeli ağaç görünümünde tanımlayıcı ve tahmin edici bir yöntemdir. Karar ağacı algoritması, veri miktarı, algoritmanın etkinliği ve hali hazırda hafızaya göre seri ve paralel süreçlerle yapılabilir. Seri ağaç algoritması, bir eğitim veri kümesi kullanılarak oluşturulan ikili ağaç olarak mantıksal bir model türüdür. Araştırmalarda, bağımsız değişkenlerden yararlanarak bir hedef değişkenin değerini tahmin etmede kullanılır [26]. Aşamalı olarak düzenlenmiş kural topluluğundan oluşur. Entropi, CHAID, CART, ID3, C4.5 karar ağaçları inşaa etmek için kullanılan karar ağaç algoritmaları vardır.

Karar ağaçlarında en çok kullanılan algoritma entropidir. Entropi, bir sistemin düzensizliğinin ve rastgeleliğinin ölçüsü olarak tanımlanır. Entropi verilerle ilgili belirsizliğin ölçüsüdür. Entropi $H = — \Sigma\, p(x) \log p(x)$ formulü ile gösterilir. P(x) veri grubuna ait grubun yüzdesini,
H ise entropiyi belirtmektedir

i. CHAID(Kare- Otomatik – Etkileşim – Algılama) : Sadece düşük nitelikli verileri işlemek için gerekli bir karar ağacı öğrenme algoritmasıdır. Otomatik etkileşim algılayıcı ve teta otomatik etkileşim algılayıcı prosedürlerinin bir tamamlayıcısıdır [27].

ii. CART(Sınıflandırma – Regresyon ağaçları) : İstatistik alanında uygulanan en popüler algoritmadır. İstatistik alanlarında hedefe ulaşmak için veriler üzerinde ikili bölünmeler yapmak amacıyla karar ağaçlarının güvenilirlik ve kabul kazanmasına yardımcı olur [27].

iii. ID3(Tekrarlanan ikili yapı algoritması): Karar ağaçları desteği ile ayırma işlemlerini yapabilmek için Quinlan tarafından geliştirilen algoritmalardan biridir. ID3 algoritması sınıflandırılmış verilerle işlem yapmaktadır. Karar ağaçları çok boyutlu veriyi belli bir özelliğe göre bölümlere ayırır. Her işlemde verinin özelliğine göre nasıl işlem yapılacağı kararlaştırılır. Karar ağaçlarının minimum düğüm ve uzantı ile oluşturabilmesi için başka algoritmalar kullanılarak ayırma işlemi yapılır [28].

iv. C 4.5 Karar Ağacı, içerikli bir biçimde uygulanan ve özgün olarak tahminde yüksek verim sağlayan ilk kaynak denetimli makine öğrenimi sınıflandırma algoritmasıdır.

Karar ağacı, her alanın testin bir sonucunu gösterdiği ve her bir düğümün C4.5sınıflarını gösterdiği, belli bir öznitelik grubundan oluşturulabilen, akış şemasına benzer bir ağaç yapısıdır. C4.5 algoritması ID3'ün geliştirilmişidir.

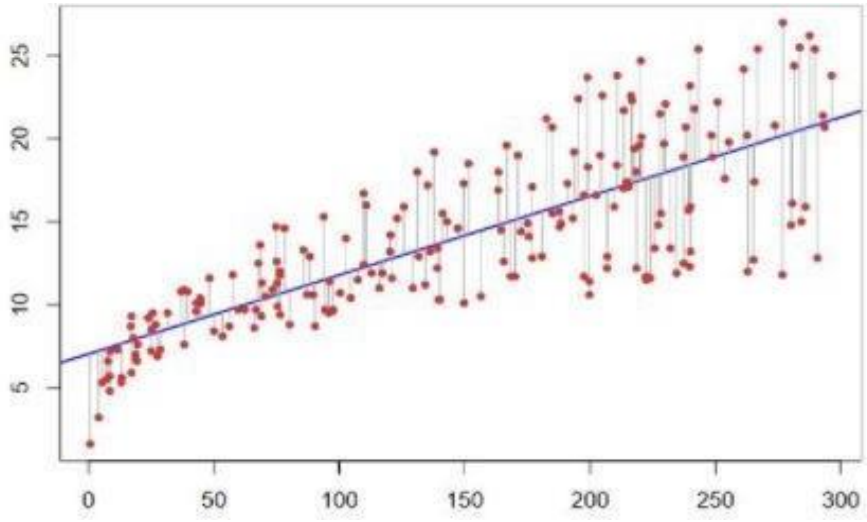
3.2 DOĞRUSAL REGRESYON ALGORİTMALARI

Sayısal bir sonuç ile bir sayısal değişken arasındaki bağıntıyı analiz ederken, doğrusal regresyon en yaygın olarak tercih edilen analiz yöntemidir. Doğrusal regresyonda, genel olarak değişkenin birçok değişik değerine sahiptir ve genellikle değişkenlerin gözlemlenen değerleri arasındaki olası değerleri varsayılmaktadır. Algoritma sonucunun ortalama değer ve değişkenin değeri arasında doğrusal bir ilişki olduğu varsayılmaktadır.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$$ [29]

Yukarıda yer alan denklem ile doğrusal model kurulabilir. Bu modele göre "B_0" kesim noktası, "B_1" doğrunun eğimi, "e " ise hata terimidir. Aşağıdaki örnek modelde kırmızı ile yer alan noktalar regresyon sonucunda oluşan hata grafiğidir.

Çizelge 3.1: Doğrusal regresyon modeli



3.3 DESTEK VEKTÖR MAKİNE ÖĞRENİMİ

Bir destek vektör makinesi, gruplandırma , geçmişe ya da uygunsuz değerlerin saptanması gibi farklı görevler için kullanılabilen üstün veya ebedi boyutlu bir uzay alanında hiper düzlem oluşturur [30]. Doğru bir fark, rastgele bir grubun en hazır eğitim veri konumuna , en çok uzaklık sahibi olan hiper düzlem tarafından sağlanır , bu nedenle genel olarak sınır ne kadar çoksa hata oranı o kadar az olur [31]. Hesaplama işini uygun yapmak için, DVM şemaları aracılığıyla yapılan eşlemeler, girdi veri vektör bilgilerinin çekirdek görevi bakımından tanımlanarak, asıl uzaydaki değişkenler bakımından basitçe hesaplanabilmesi sağlamak için planlanmıştır [32].

DVM algoritması, genel olarak biyolojik bilimlerin uygulamalarında tahmini değerler için kullanılmaktadır. DVM modellerini açıklaması bir teknik olarak DVM ağırlıklarına dayalı permütasyon önerilmiştir [33]. DVM algoritması günümüzde COVID-19 hastalığının yayılım hızı ve hasta sayısına göre uygulanabilecek stratejilerin planlanmasında uygulanmaktadır.

Tablo 3.1: DVM uygulama alanları



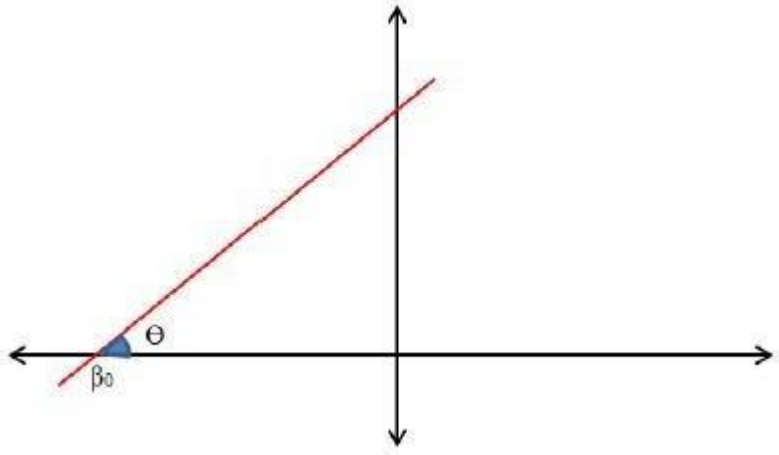
Destek vektör makinelerinde kullanılan bilgilerin birbirlerinden kolayca bölünüp bölünmemesi, verileri gruplandırmak amacı için kullanılan düzlemlerin nasıl ve ne kadar olacağını dolaysız etkilemektedir. Destek vektör makinelerindeki verilerin hesaplanması için aşağıdaki denklemlerden faydalanılır. Bu denklemler ;

$\beta^T X + \beta_0 + \Delta = 0$ Üst destek vektör doğru denklemi

$\beta^T X + \beta_0 = 0$ Düzlem doğru denklemi

$\beta^T X + \beta_0 - \Delta = 0$ Alt destek vektör doğru denklemi

Çizelge 3.2: BtX + B0 grafiği



Doğrunun düzlem kestiği ifade "B_0" ile gösterilmektedir. Doğrunun eğimi ise "B^T" ile gösterilmektedir.

$$Eğim = \frac{\sin\theta}{\cos\theta} = \frac{\sin\theta}{\beta_0} = \beta^T$$

Eğimin hesaplanması : bu denklem ile hesaplanır.

Bu yöntemlerden sonra asıl amaç destek vektörleri sayesinde alanları ayırmak için kullanılacak düzlem bulmaktır. B ve Δ parametrelerin ; $B^T X + B_0 - \Delta = 0$ ve $B^T X + B_0 + \Delta = 0$ ile gösterilen iki düzlem arasındaki en çok mesafe olacak şekilde seçmektir.

3.4 GAUSS REGRESYON MAKİNE ÖĞRENİMİ

Gauss yöntemini kapsayan makine öğrenimi algoritması, eğitilmiş verilerde gizli bir alanın değerini tahmin etmek için noktalar arasında paralelliğin ölçüsü olarak (kernel fonksiyonu) kullanılmaktadır [34]. Verilerin tahmini sadece o alan için tahmin edilmemektedir, aynı zamanda tek boyutlu Gauss dağılımıdır. Gauss süreçleri, istatistiksel metotlar da yararlıdır. Örnek verilirse bir Gauss süreci biçimlendirilirse farklı oluşturulmuş oranların dağılımları elde edilebilir. Belli bir zaman sürecinde ortalama değerini ve az bir zaman alanında örnek verileri kullanarak ortalamanın tahmin edilmesindeki hatayı bulur. Sonucu mutlak modeller genel olarak veri miktarı yükseldikçe verimsiz bir şekilde boyutlanırken, genel olarak doğruluğunu koruyan ve hesaplama zamanını önemli miktarda azaltan çoklu yaklaşım yöntemleri geliştirilmiştir.

Bir Gauss sürecinin varyansı herhangi bir sürede "t" sonuçludur.

var [X(t)] = E[| X(t) – E[X(t)] |^2 < ∞ t € T. [35]

Gauss süreçleri için uygulanan açık bir formül vardır. Bu formülde yer alan €$_1$ ve €$_2$ standart dağılıma sahip serbest rastgele değişkenlerdir. Bu formül ;

X_t = cos(at) €$_1$ + sin(at) €$_2$ [36]

Devamlı değerlerin bir Gauss aşaması ile oluşması, Gauss süreci regresyonu ya da kriging olarak bilinir. Gauss süreç regresyonunda birden çok hedef değişkeni arttırmak cokriging olarak bilinmektedir [37]. Bu sebeple Gauss süreçleri doğrusal olmayan çok düzensiz enterpolasyon aracı olarak kullanışlıdır.

Kriging, noktanın sınırdaki fonksiyonunun bilindik değerlerinin ağırlıklı aritmetik ortalamasını belli bir noktadaki değerini tahmin etmektir. Bu yöntem regresyon analizi ile matematiksel olarak bağlantılıdır. Rastgele bir alanın hesaplanmasının tahmin edilebilmesi için kriging yapılırken, regresyon modelleri için bu durum çok değişkenli verinin bulgularına dayanır [38].

Kriging yöntemi, tahmin hatasını asgari olmasına bağlı ağırlıkların belirlenme özelliğidir ve bu durum yöntemin en önemli özelliğidir. Yaygın olarak kullanılan kriging yöntemleri [39] :

a. Simple Kriging

b.Ordinary Kriging

c.Universal Kriging

d.Block Kriging

e.Indicator Kriging

f.Disjunctive Kriging

g.Cokriging

Kriging yöntemini diğer enterpolasyon yöntemlerinden ayıran en önemli özellik, tahmin edilen her bir nokta veya alan için bir varyans değerinin hesaplanabilmesidir ki bu tahmin edilen değerin güven derecesinin bir ölçüsüdür. .

4. MODELLEME VE UYGULAMALAR

Bu bölümde Türkiye ekonomisinde döviz kuru tahmin modellerinin değişken verilerine istinaden makine öğrenimi sinir ağı modelleri oluşturulmuştur. Bu modeller hata payı en düşük olan tekniğin diğer teknik modeller ile karşılaştırılabilmesi amacıyla yapılmış olup, doğru sonuca ulaşılma hedeflenerek ülke ekonomisinin döviz kuru dalgalanmaları sonucu zarara uğramasını önleyebilmek amacıyla yapılmıştır.

4.1 VERİ SETİ

Ocak 2020 – Mayıs 2021 dönem süresinde veriler kullanılarak oluşturulan döviz kuru tahmin modeli şu şekilde tanımlanmıştır :

D_{kt} = Döviz kuru (TL/USD)

F_t = Faiz Oranı

KOKH(Root Mean Squared Error) = Kök Ortalama Kare Hatası

R-Katsayısı = Belirleme Katsayısı

OKH(Mean Squared Error) = Ortalama Kare Hatası

OMH(Mean Absolute Error) = Ortalama Mutlak Hata

4.2 AĞ MİMARİSİNİN OLUŞUMU VE METRİKLER

Bu çalışmada yapay nöron ağlarında oluşacak hatayı asgari çekmek için çeşitli modeller üzerinde karşılaştırmalar yapılarak belli sonuçlara ulaşılmıştır. Bu tür ağlar çok katmanlı algılayıcılara sahiptirler ve öğrenim konusunda geri yayılım algoritması kullanılır. Bu modeli kurmak için Matlab(R2020) programında geri yayılım kullanılmıştır. Modellerde 4 adet bağımsız parametre olduğu için 4 adet girdi nöronu vardır. Kullanılan metrik fonksiyonlar KOKH, R-Katsayısı, OKH ve OMH'dır.

4.2.1 Kök Ortalama Kare Hatası

Makine öğrenme modelinde, tahminleyicinin elde ettiği değerler ile doğru değerler arasındaki mesafenin bulunmasında çoğunlukla kullanılan ve hatanın büyüklüğünü ölçen kuadratik bir metriktir [40]. KOKH tahmin hata oranının klasik sapmasıdır. KOKH değerinin "0" olması modelin hatasız olduğunu gösterir. KOKH formülsem görünümü :

KOKH = $\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} e_t^2}$ [40]

4.2.2 R-Kare Nedir ?

R-kare, verilerin regresyon hattına ne kadar yakınında olduğunun istatistiksel bir çözümüdür. Benzer sürede belirleme katsayısı olarak da bilinir. R-kare , doğrusal bir model tarafından yorumlanan sonuç değişkeninin varyans yüzdesidir. R-kare her zaman 0 ile 1 değerleri arasındadır. "0" değeri model verilerinin hiç birini açıklamadığını ifade eder. "1 " ise model verilerinin tüm değişkenliğinin açıklandığını ifade eder [41].

R^2 = 1- Artıkların kare toplamı / Ortalama uzaklığın kare toplamı

Formülsel gösterimi = $1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \overline{y})^2}$

4.2.3 Ortalama Kare Hatası

Ortalama kare hatası, regresyon kıvrımının bir dizi alana yakın olduğunu gösterir. Ortalama kare hatası, eğitim modelinin, tahmin edici verilerin verimini ölçer, her zaman artı değerdedir ortalama kare hatası değerinin sıfıra yakın olması tahmin edici veriler daha iyi verim sağlamaktadır. Ortalama kare hatası formülü ;

OKH = $\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} e_j^2$ [40]

4.2.4 Ortalama Mutlak Hata

Ortalama Mutlak Hata, iki dayanaklı değişken veri arasında ayrımın miktarıdır. OMH, her doğru ölçüyle, veriye en uygun hat arasındaki ortalama dikey uzaklıktır. Ortalama hata bir makine öğrenmesi modelinin ön gördüğü tahmin değerleri ile gerçek değerlerin arasındaki ortalama hatadır. OMH değeri "0" ile sonsuz sayıda farklılık gösterebilir. Düşük değerlere sahip tahmin ediciler daha iyi verime sahiptirler. OHM formülü :

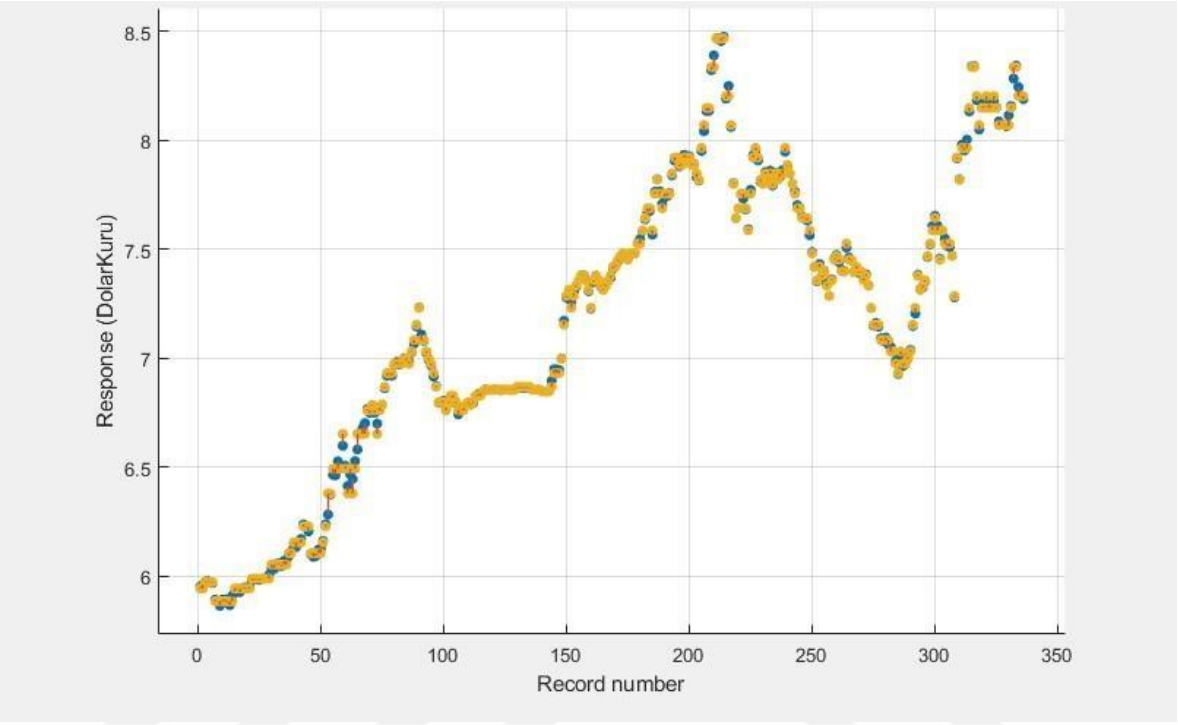
OMH = $\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}|e_j|$ [40]

4.3 VERİLERİN EĞİTİMİ VE TEST AŞAMASI

Oluşumu belirlenmiş ağ yapısı eğitilerek makine öğrenimi uygulamalarında kullanılır. Sahip olunan veriler ; eğitimi verisi ve test verisi şeklinde iki kısımdan oluşur. Veri seti oluşumunda dolar kuru olarak 341 ve dolar kurunu etkileyen döviz kuru faiz oranı 341 veri ile birlikte toplam 682 veri eğitim setinde kullanılmıştır. Bu veriler 2020 Ocak ve 2021 Nisan ayları içerisinde yıllık bazda oluşturulmuştur. Bu uygulamanın oluşumu ve kurulumu en iyi ve doğruya yakın tahmin edicinin bulunması amacı ile uygulanmıştır.

Bu çalışmadaki ağ modelinde kök ortalama kare hatası, r-kare, ortalama kare hatası, ortalama mutlak hata fonksiyonları kullanılmıştır. Bu model 341 döngü kullanılarak eğitilmiştir. Eğitim işlem sürecinden sonra gerçek dolar kuru verileri ile tahmin edilen değerler grafikte gösterilmiştir. Bu veriler 4 modelde ayrı ayrı incelenmiş olup ayrı başlıklar altında incelenmektedir.

4.3.1 Karar Ağaçları Makine Öğreniminde Geri Yayılım Analizi



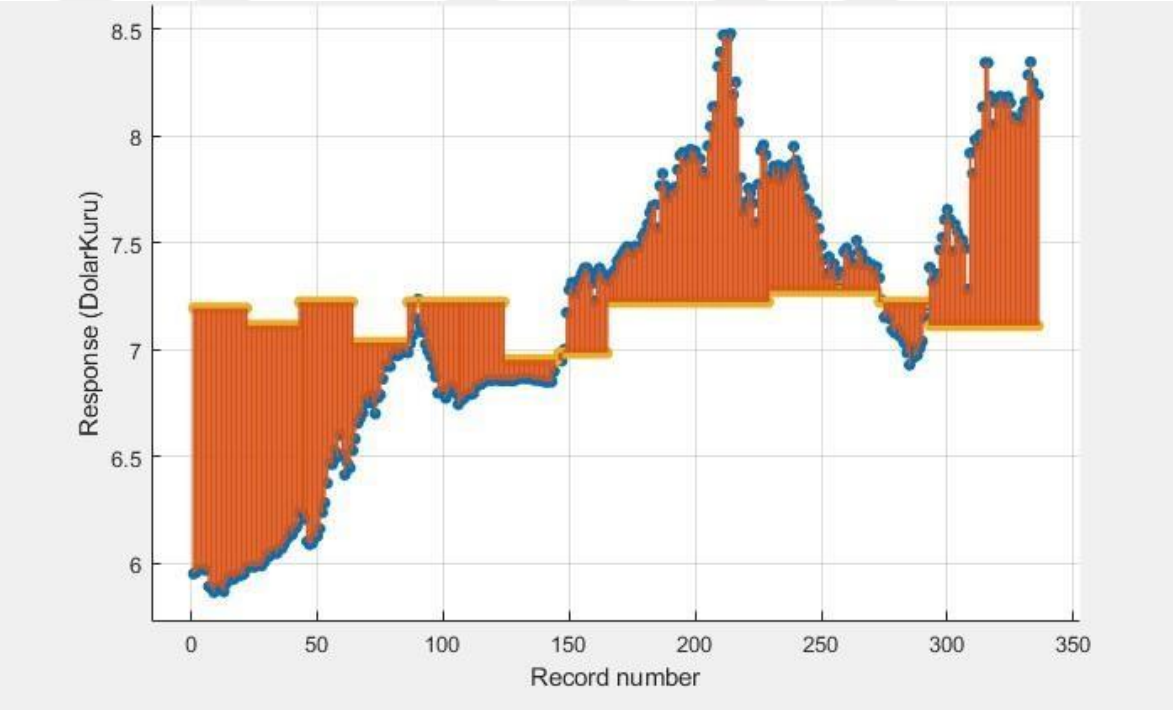
Şekil 4.1: Karar ağaçları geri yayılım analizi

Grafikte yer alan mavi renkli noktalar gerçek verilerdir. Sarı ile gösterilen noktalar ise tahmin edilen değerdeki sayılardır. Kırmızı ile belirtilen çizgiler hata noktalarıdır. 30 Nisan 2021 tarihinde olan gerçek veri dolar kuru bazında 8,190'dur. Eğitilmiş ve tahmin edilen verinin değeri ise 8,203 olarak çok yakın bir değerde tahmin edilmiştir. Gerçek veri ile arasında 0,013 değerinde fark bulunmaktadır. Bu eğitim verisinde yer alan hata oranları ile ilgili veriler aşağıdaki tablodadır.

Tablo 4.1: Karar ağaçları analizi

Kök Ortalama Kare Hatası	R-Kare	Ortalama Kare Hatası	Ortalama Mutlak Hata
0,01522	1,00	0,00023164	0,0097679

4.3.2 Doğrusal Makine Öğreniminde Doğrusal Adım Analizi



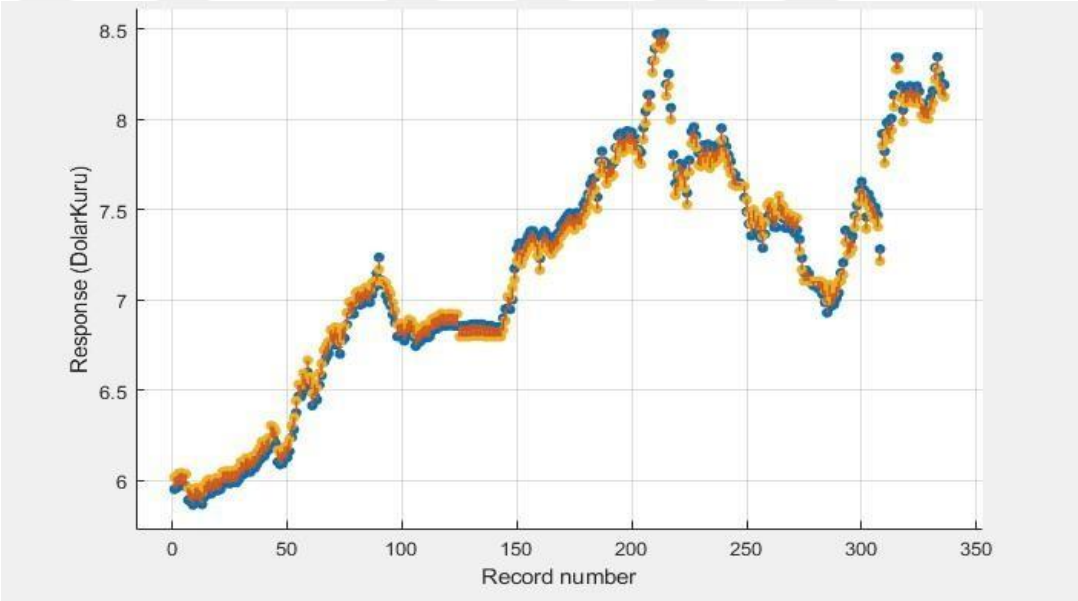
Şekil 4.2: Doğrusal modelinde doğrusal adım grafiği

Grafikte yer alan mavi noktalar gerçek verilerdir. Sarı ile gösterilen noktalar tahmin edilen değerlerdir. Kırmızı ile belirtilen çizgiler gerçek veri ile tahmin edilen verinin hata noktalarıdır. 30 Nisan 2021 tarihinde olan dolar kuru 8,19'dur. Eğitimi yapılmış ve tahmin edilen veri 7,112'dir.Gerçek veri ile arasında 1,078 değer farkı bulunmaktadır. Bu eğitim verisinde elde edilen veriler aşağıdaki tabloda yer almaktadır.

Tablo 4.2 : Doğrusal model analizi

Kök Ortalama Kare Hatası	R-Kare	Ortalama Kare Hatası	Ortalama Mutlak Hata
0,66752	0,2	0,44558	0,5407

4.3.3 Destek Vektör Makine Öğreniminde Kübik Fonksiyonu İle Doğrulama Analizi



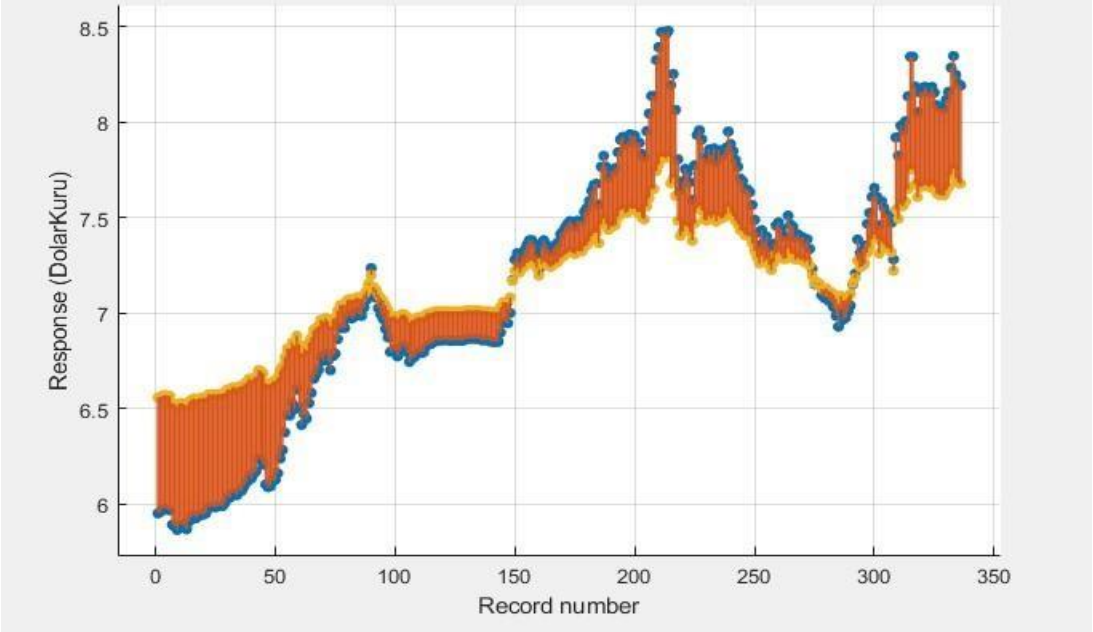
Şekil 4.3: Destek vektör makine öğreniminde kübik fonksiyonu grafiği

Grafikte yer alan mavi noktalar gerçek verilerdir. Sarı ile gösterilen noktalar tahmin edilen değerlerdir. Kırmızı ile belirtilen çizgiler gerçek veri ile tahmin edilen verinin hata noktalarıdır. 30 Nisan 2021 tarihinde olan dolar kuru 8,19'dur. Eğitimi yapılmış ve tahmin edilen veri 8,123'dür. Gerçek veri ile arasında 0,67 değer farkı bulunmaktadır. Bu eğitim verisinde elde edilen veriler aşağıdaki tabloda yer almaktadır.

Tablo 4.3 : Destek vektör makine analizi

Kök Ortalama Kare Hatası	R-Kare	Ortalama Kare Hatası	Ortalama Mutlak Hata
0,64769	0,99	0,41951	0,6418

4.3.4 Gauss Makine Öğreniminde Üstel Kare Fonksiyonu İle Doğrusal Analiz



Şekil 4.4: Gauss makine öğrenimi üstel kare fonksiyon grafiği

Grafikte yer alan mavi noktalar gerçek verilerdir. Sarı ile gösterilen noktalar tahmin edilen değerlerdir. Kırmızı ile belirtilen çizgiler gerçek veri ile tahmin edilen verinin hata noktalarıdır. 30 Nisan 2021 tarihinde olan dolar kuru 8,19'dur. Eğitimi yapılmış ve tahmin edilen veri 7,676'dır. Gerçek veri ile arasında 0,514 değer farkı bulunmaktadır. Bu eğitim verisinde elde edilen veriler aşağıdaki tabloda yer almaktadır.

Tablo 4.4 : Gauss makine öğrenimi analiz tablosu

Kök Ortalama Kare Hatası	R-Kare	Ortalama Kare Hatası	Ortalama Mutlak Hata
0,33726	0,75	0,1135	0,28072

4.4 TAHMİN MODELLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Oluşturulan yapay sinir ağı modellerinde iyi bir tahmin başarısına sahip olup olmadığı ile ilgili değerlendirme için ölçütlerin kullanılması gerekmektedir. Bu sebeple kök ortalama kare hatası, R-karesi , ortalama kare hatası ve ortalama mutlak hata verim ölçütleri hesaplanmıştır. Aşağıdaki tabloda modellerin doğruluk ölçütleri verilmektedir.

Tablo 4.5: Tahmin modellerinin karşılaştırılması

Fonksiyon/Model	Karar Ağaçları Makine Öğreniminde Geri Yayılım Analizi	Doğrusal Makine Öğreniminde Doğrusal Adım Analizi	Destek Vektör Makine Öğreniminde Kübik Fonksiyonu İle Doğrulama Analizi	Gauss Makine Öğreniminde Üstel Kare Fonksiyonu İle Doğrusal Analiz
KOKH	0,1522	0,66752	0,64769	0,33726
R-Kare	1,00	0,20	0,99	0,75
OKH	0,00023164	0,44558	0,41951	0,1135
OMH	0,0097679	0,5407	0,6418	0,28072

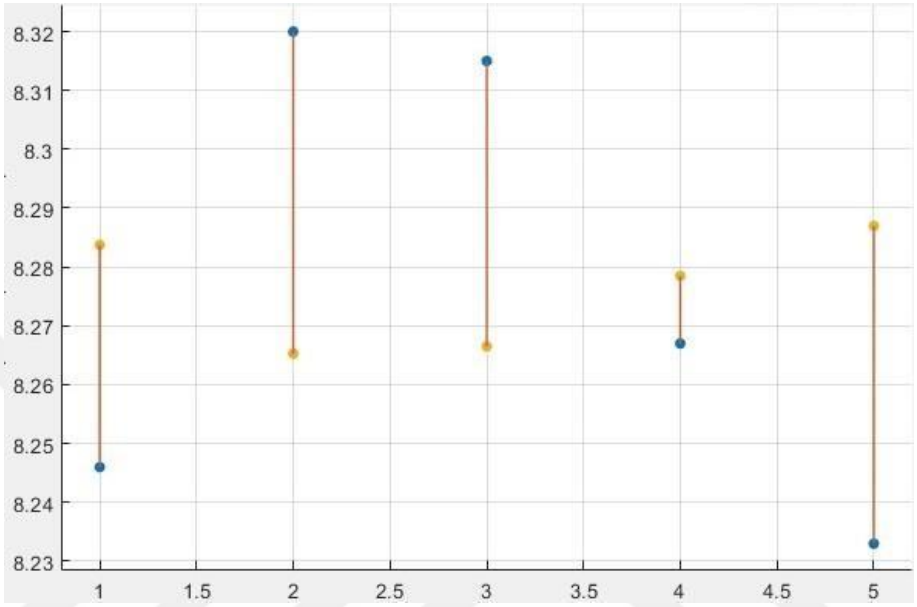
Tahmin modellerinde en yakın ve başarılı oranı karar ağacı analizi modelinde görmekteyiz. Bu nedeni veri setini en küçük parçalara bölerek gereksiz verileri çıkarmasıdır. Bu modelin sonucunda en yakın tahmini ortaya çıkmıştır.

5. SONUÇ

Geleceği tahmin eden modellemelerin kullanımda yapay sinir ağları başarılı bir şekilde kullanılmaktadır. Bu yapı veriler arasındaki dikkat edilmesi zor bağlantıları gösterebilir. Yapılan bu çalışmada döviz kuru yapay zeka ağ yapısının tasarımı ile öngörülmüştür. Tahmin edilen modeller kendi içinde ve tahmin gücü diğer yüksek modeller ile karşılaştırılarak verim analizi yapılmıştır. Döviz kuru model tahmini sürecinde her veri noktasında geri yayılım algoritması ile oluşan hatanın asgari ölçüde olması sağlanmıştır. Problem aşamasına göre kurulmuş ağ yapısı iyi sonuçlar verir. Bu sebeple tahmin edilecek veriye göre uygun ağ yapıları ve modeller araştırılmalıdır. İncelediğimiz modeller döviz kuru tahmini için en yakın sonuçları aldığımız öngörülerdir. 3 Mayıs 2021 tarihinden 07 Mayıs 2021 tarihinde kadar olan aşağıdaki verilerde döviz kuru tahmini 1 haftalık olan tahmini ve değişim bilgileri bulunmaktadır. 3 Mayıs tarihinde saatlik veriler ile kısa süreli tahmin değerlerine ulaşılması amaçlanmıştır.

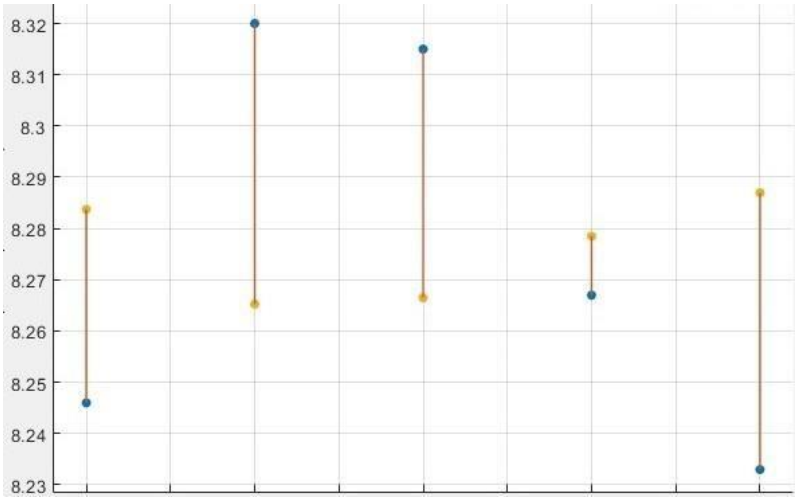
5.1 1 HAFTALIK DÖVİZ KURU TAHMİNİ

03 Mayıs 2021-7 Mayıs tarihleri arasında kur verileri aşağıdaki gibidir.

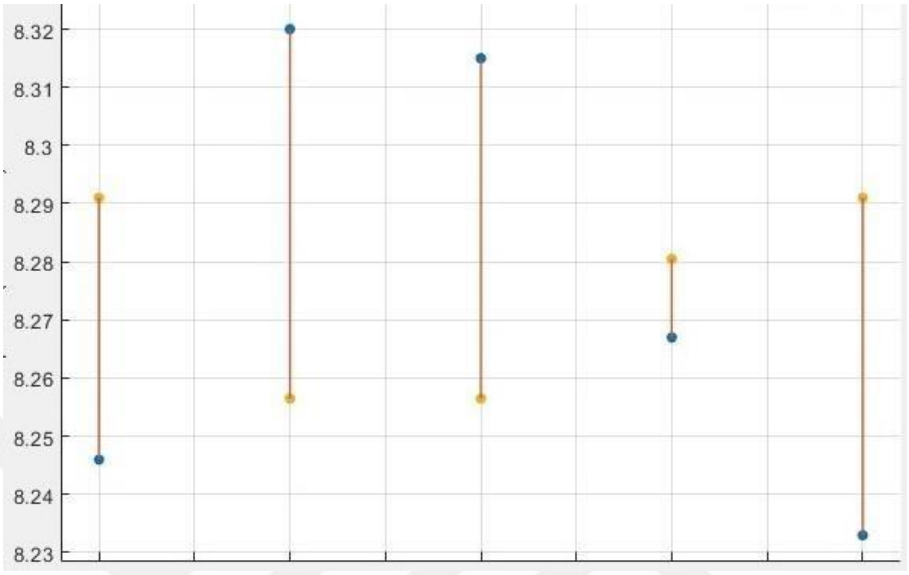


Şekil 5.1 : Karar destek ağaç modeli

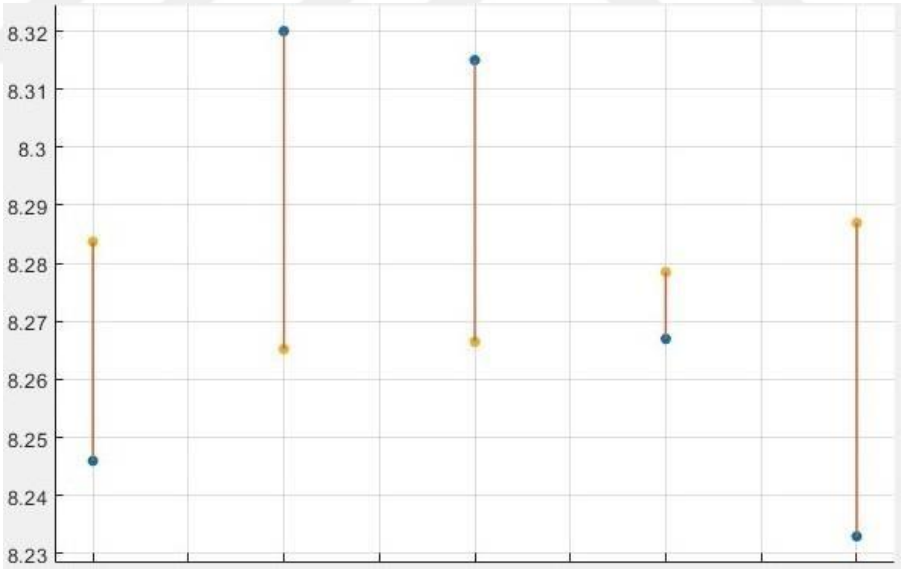
Grafikte yer alan mavi noktalar gerçek değerdir Sarı noktalar tahmini değerdir. Kırmızı çizgiler ise sapma oranını belirtmektedir.



Şekil 5.2 : Doğrusal regresyon modeli



Şekil 5.3 : Destek vektör modeli

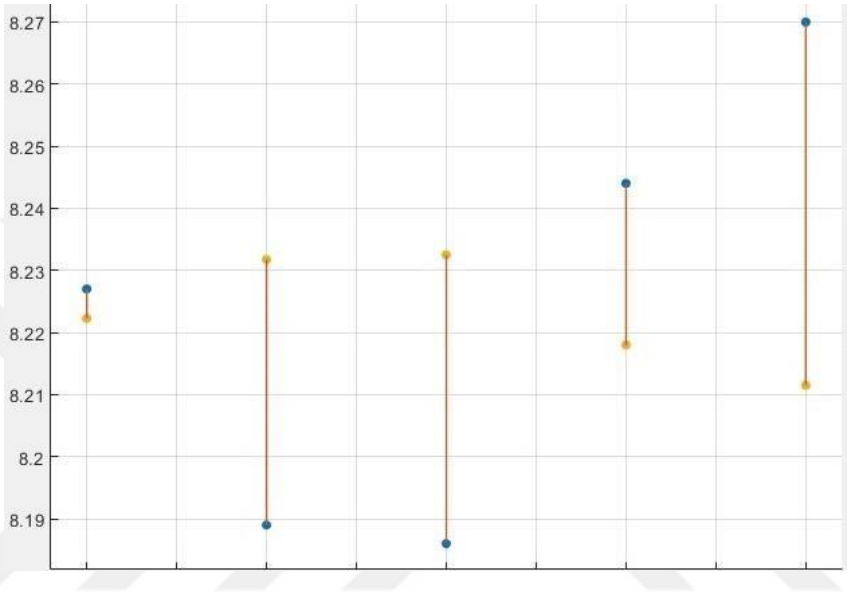


Şekil 5.4 : Gauss regresyon modeli

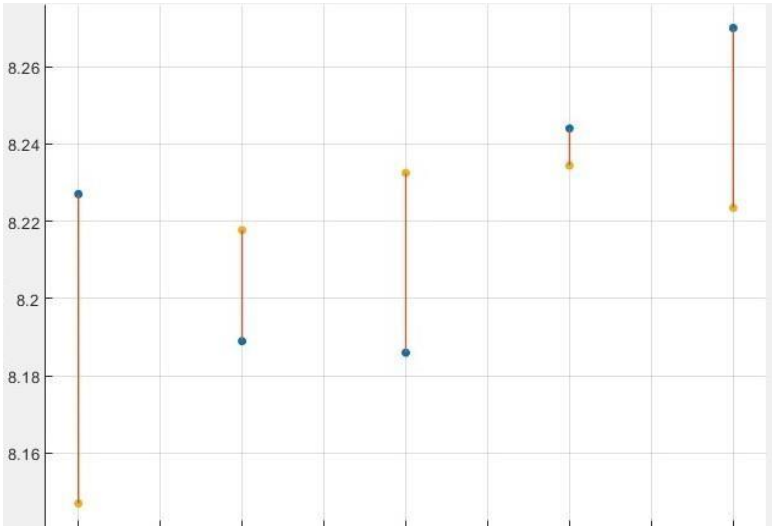
Grafiklerde yer alan mavi noktalar gerçek değerdir Sarı noktalar tahmini değerdir. Kırmızı çizgiler ise sapma oranını belirtmektedir.

5.2 5 SAATLİK DÖVİZ KURU TAHMİNİ

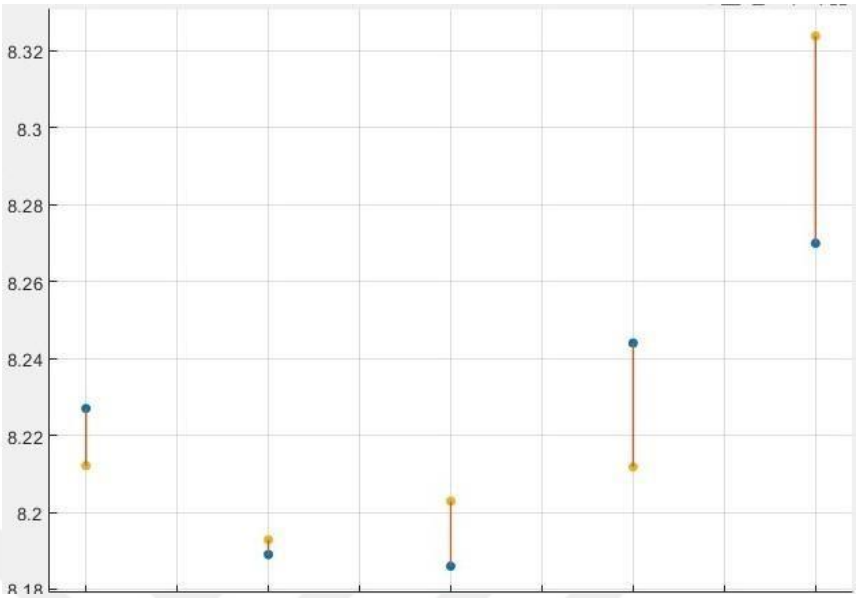
03 Mayıs tarihinde 5 saatlik tahmini kur verileri aşağıdaki şekildeki gibidir.



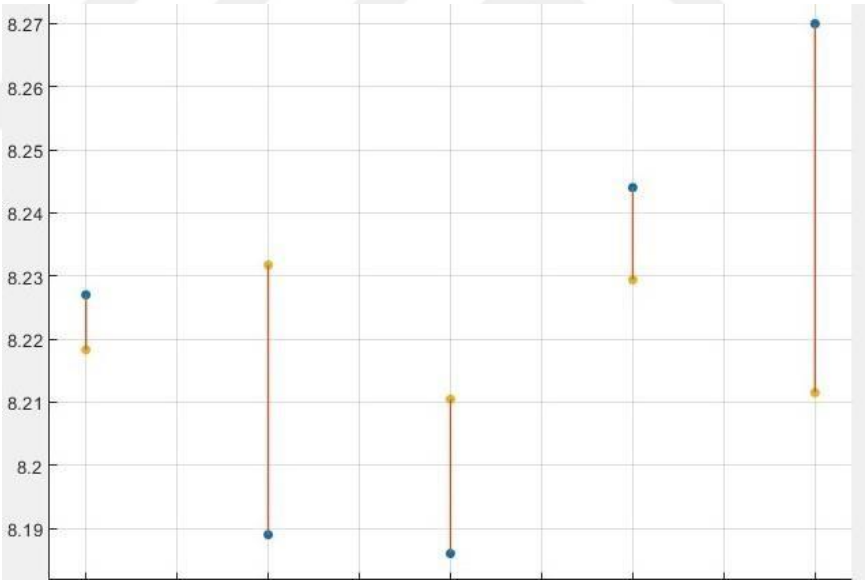
Şekil 5.5 : Karar destek ağaç modeli



Şekil 5.6 : Doğrusal regresyon modeli



Şekil 5.7: Destek vektör modeli

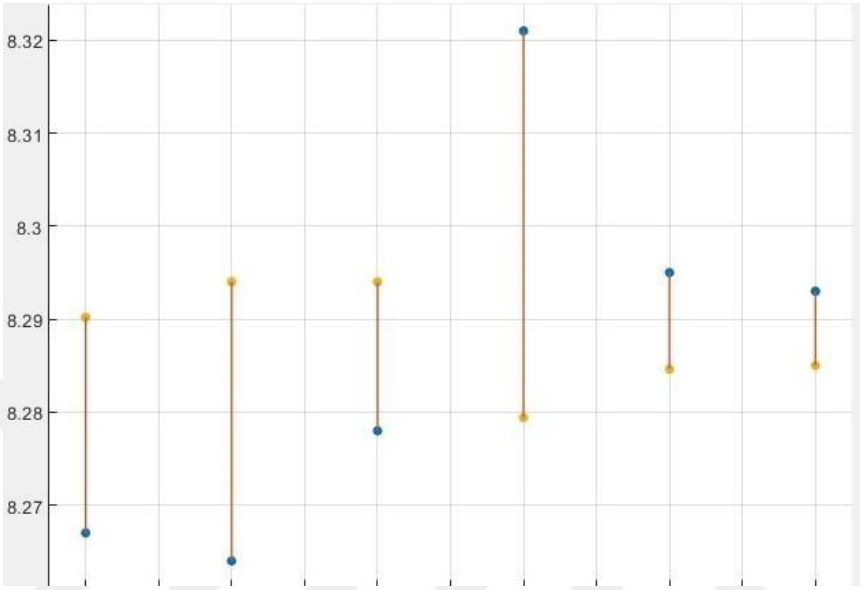


Şekil 5.8 : Gauss regresyon modeli

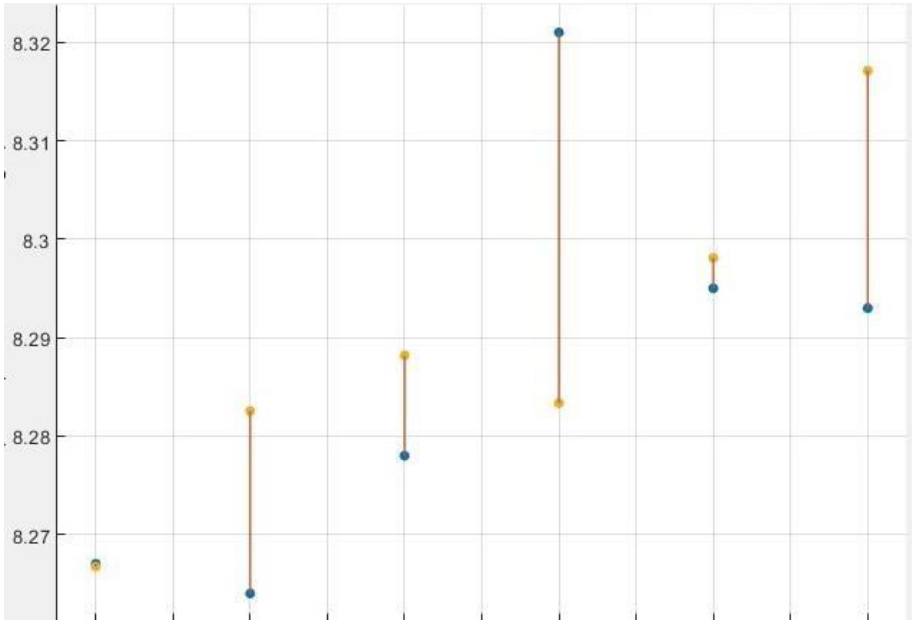
Grafiklerde yer alan mavi noktalar gerçek değerdir. Sarı noktalar tahmini değerdir. Kırmızı çizgiler ise sapma oranını belirtmektedir.

5.3 4 SAATLİK DÖVİZ KURU TAHMİNİ

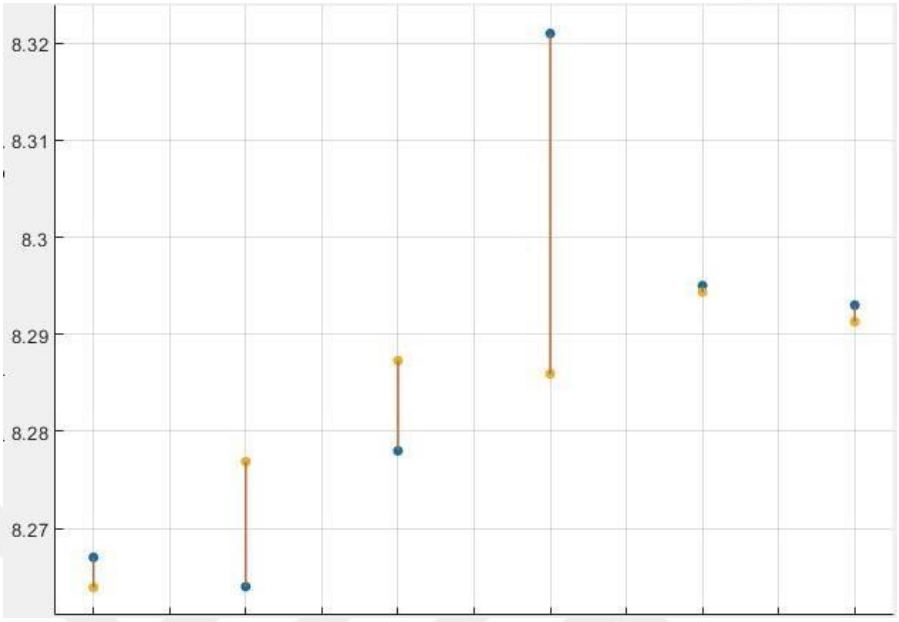
03 Mayıs tarihinde 4 saatlik tahmini kur verileri aşağıdaki şekildeki gibidir.



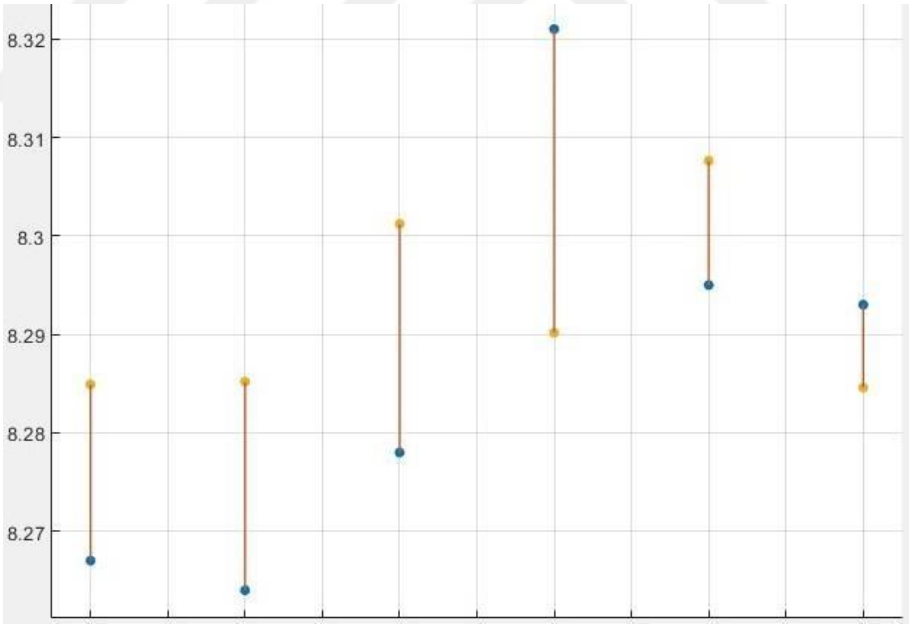
Şekil 5.9 : Karar destek ağaç modeli



Şekil 5.10 : Doğrusal regresyon modeli



Şekil 5.11 : Destek vektör modeli

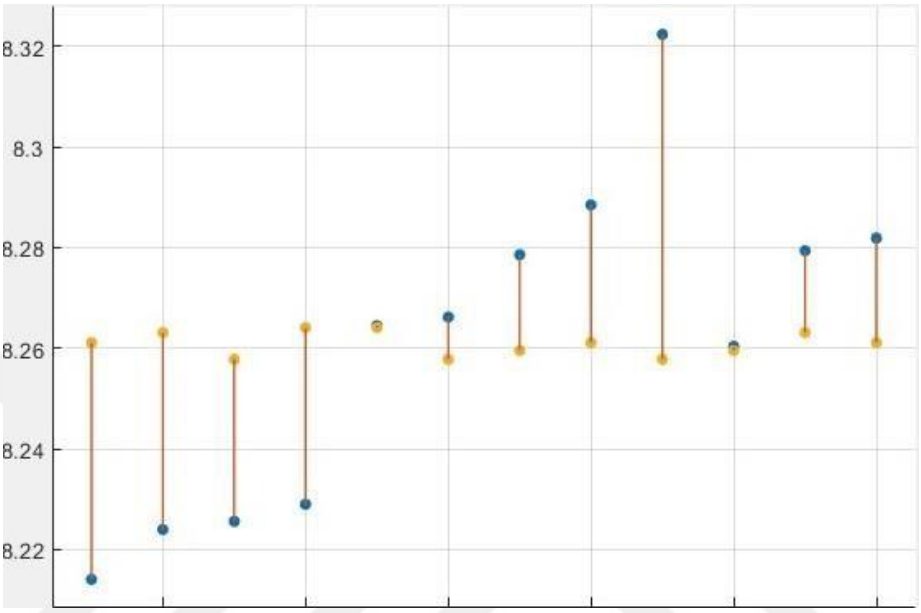


Şekil 5.12 : Gauss regresyon modeli

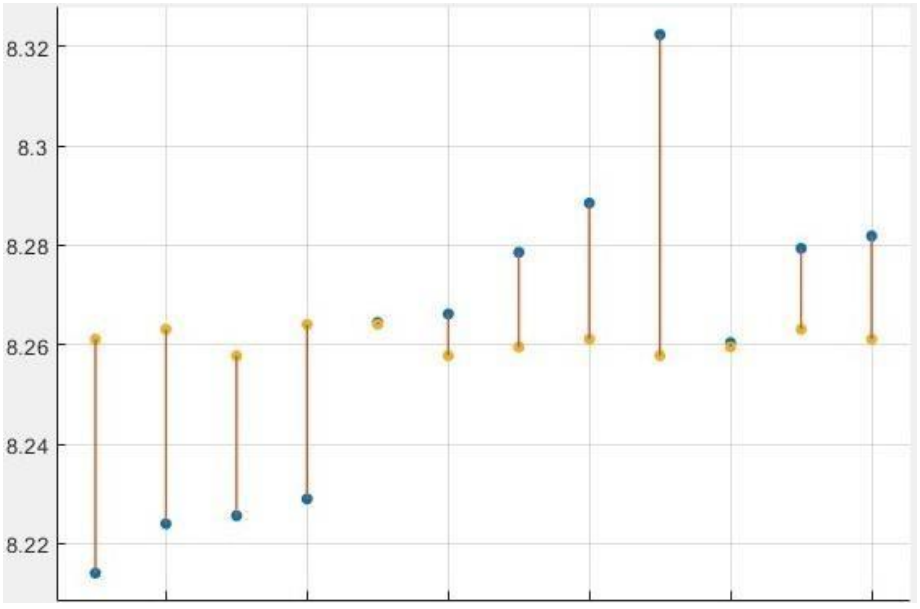
Grafiklerde yer alan mavi noktalar gerçek değerdir Sarı noktalar tahmini değerdir. Kırmızı çizgiler ise sapma oranını belirtmektedir.

5.4 2 SAATLİK DÖVİZ KURU TAHMİNİ

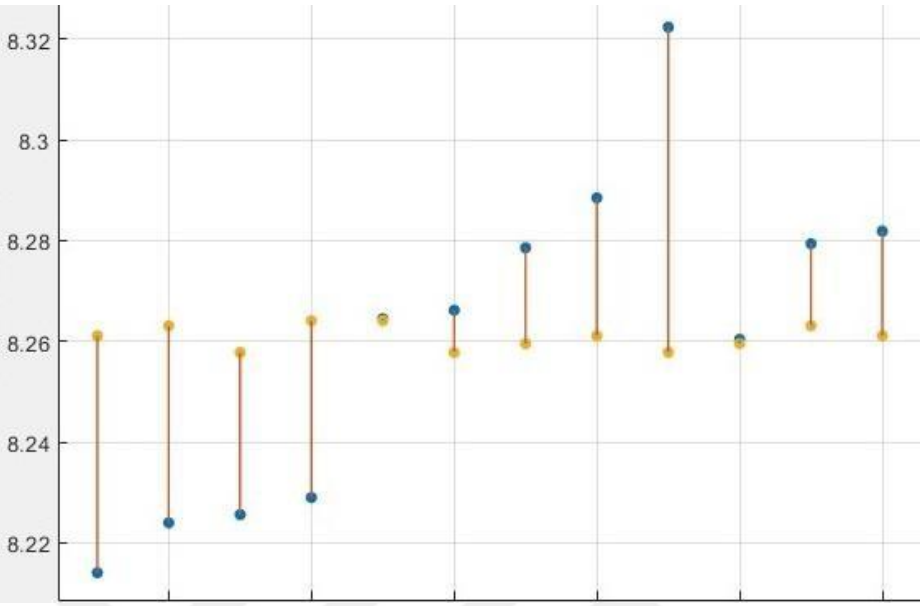
03 Mayıs tarihinde 2 saatlik tahmini kur verileri aşağıdaki şekildeki gibidir.



Şekil 5.13 : Karar ağacı modeli



Şekil 5.14 : Doğrusal regresyon modeli

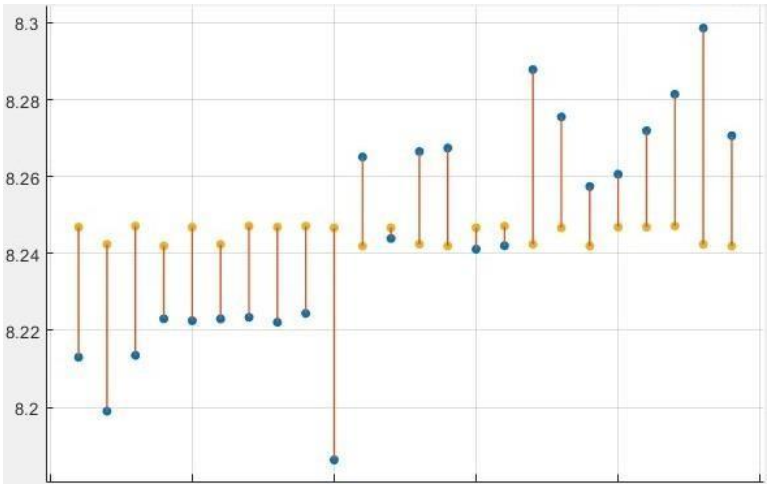


Şekil 5.15 : Gauss regresyon modeli

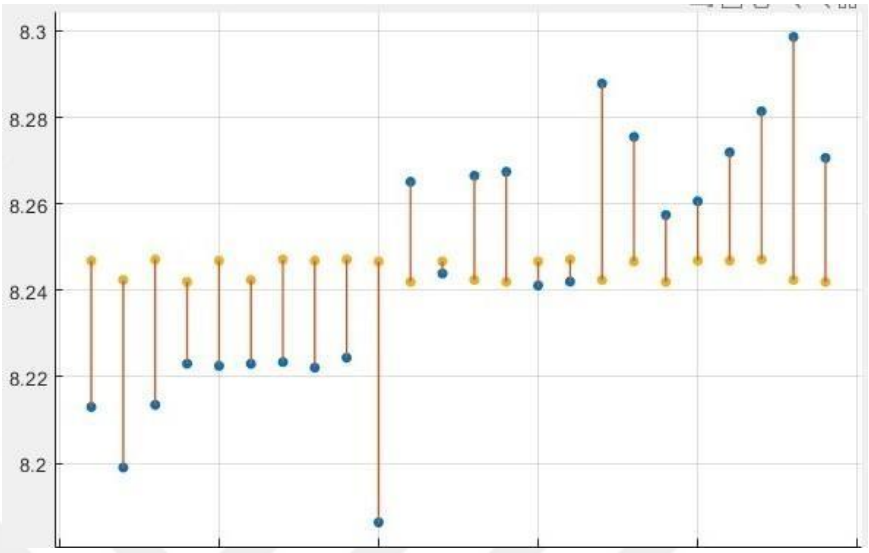
Grafikte yer alan mavi noktalar gerçek değerdir Sarı noktalar tahmini değerdir. Kırmızı çizgiler ise sapma oranını belirtmektedir.

5.5 1 SAATLİK DÖVİZ KURU TAHMİNİ

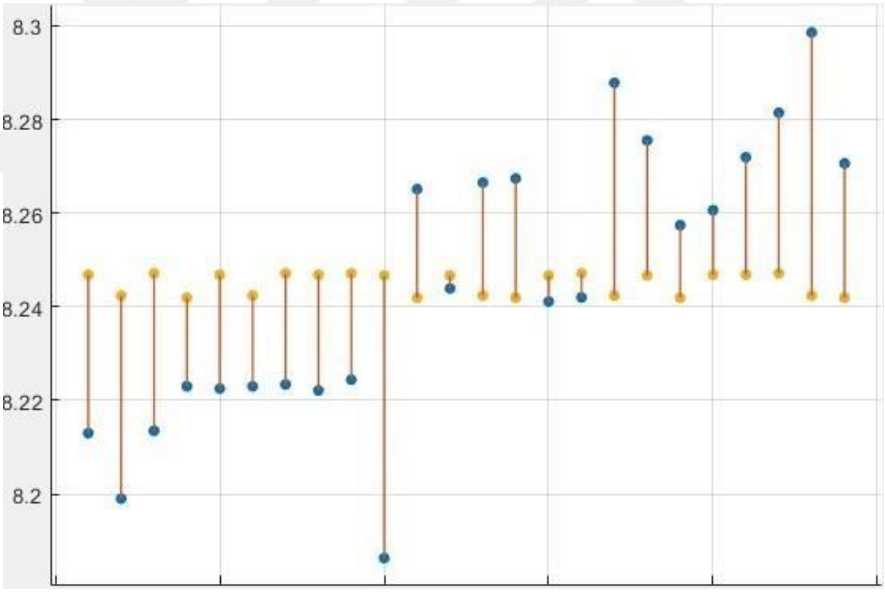
03 Mayıs tarihinde 1 saatlik tahmini kur verileri aşağıdaki şekildeki gibidir.



Şekil 5.16 : Karar ağacı modeli



Şekil 5.17 : Doğrusal regresyon modeli

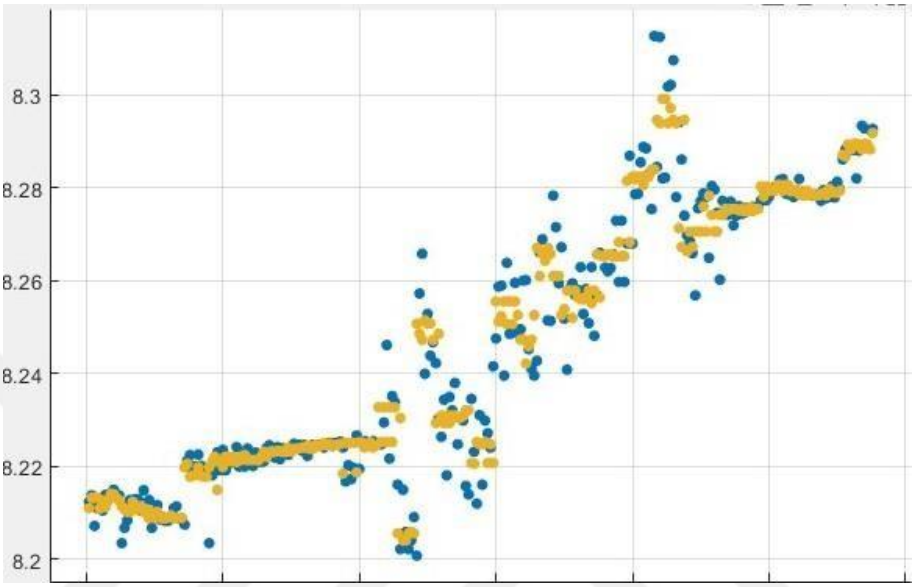


Şekil 5.18 : Gauss regresyon modeli

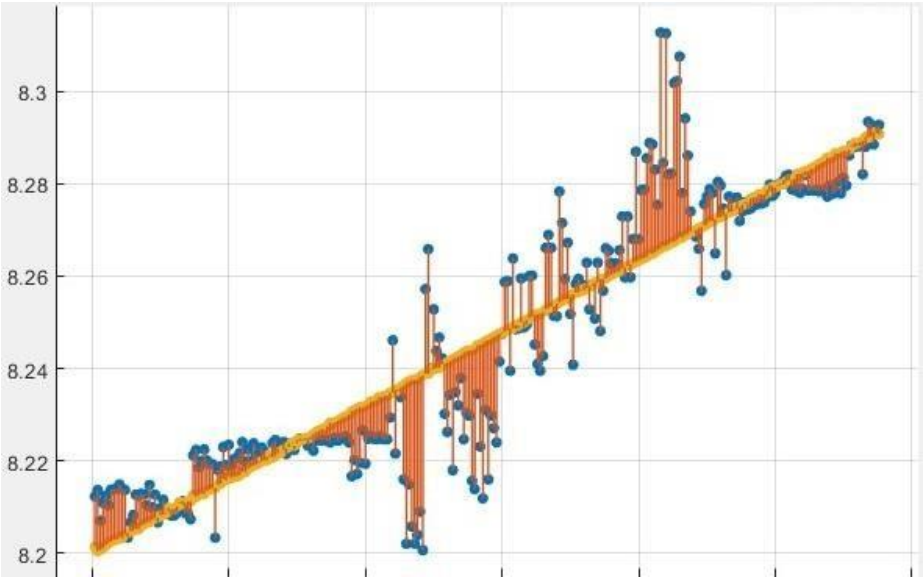
Grafiklerde yer alan mavi noktalar gerçek değerdir Sarı noktalar tahmini değerdir. Kırmızı çizgiler ise sapma oranını belirtmektedir.

5.6 5 DAKİKALIK DÖVİZ KURU TAHMİNİ

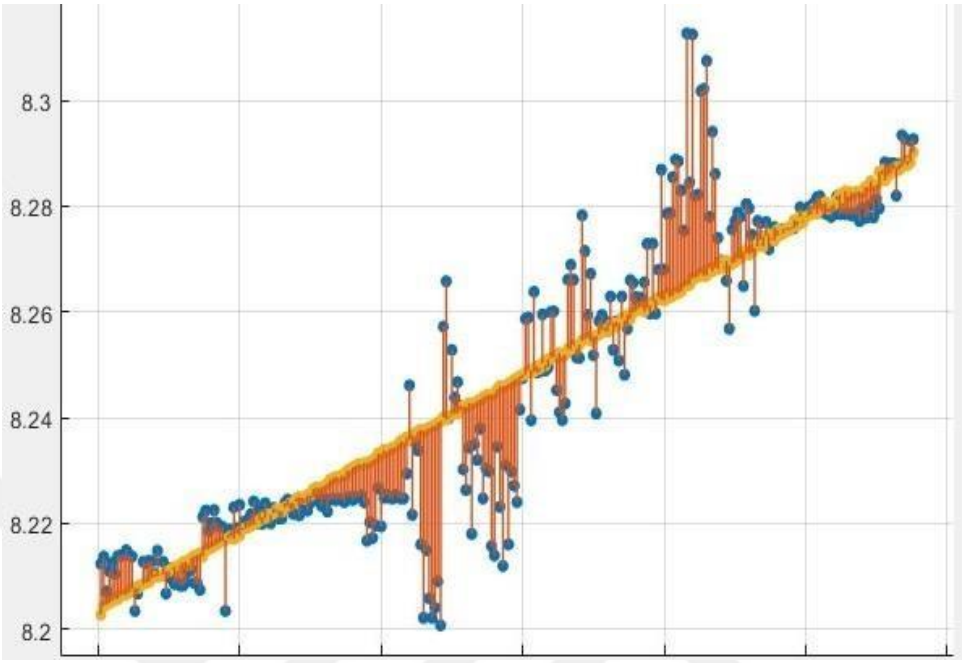
03 Mayıs tarihinde 5 dakikalık tahmini kur verileri aşağıdaki şekildeki gibidir.



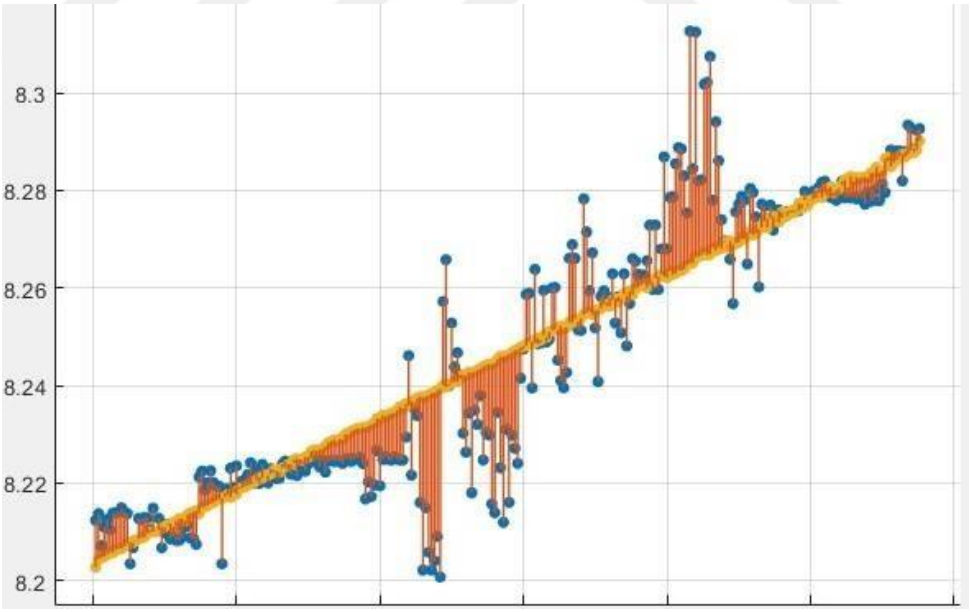
Şekil 5.19 : Karar ağacı modeli



Şekil 5.20 : Doğrusal regresyon modeli



Şekil 5.21 : Destek vektör modeli



Şekil 33 : Gauss regresyon modeli

Grafiklerde yer alan mavi noktalar gerçek değerdir. Sarı noktalar tahmini değerdir. Kırmızı çizgiler ise sapma oranını belirtmektedir.

6. BULGULAR VE TARTIŞMA

Tablo 4.5.'de Karar ağaçları makine öğrenimi , doğrusal makine öğrenimi , destek vektör makine öğrenimi ve gauss makine öğrenimi modellerinin tahminlerinin gerçek döviz kuru değerleri ile karşılaştırılması verilmiştir. Çalışmada kullanılan USD/TRY parite verileri TCMB'nın satış döviz kuru değerlerine alınarak elde edilmiştir. Çalışmanın OCAK 2020-NİSAN 2021 tarihleri içinde olmasının amacı olağanüstü durum olan pandemi sebebi ile parite verilerindeki dalgalanmaların ölçülmesi ve bu durumun piyasalara olan etkisini gözlemlemektir. Çalışmada verilerin kök ortalama kare , R-kare , ortalama kare ve ortalama mutlak ölçümleri yapılmıştır.

Döviz kurlarında tahmin çalışması yaparken kullanılan yöntemlerin sağlaması gereken varsayım serilerinin durağan olması esas alınmıştır. Literatürdeki çalışmalarda döviz kurlarının durağanlık analizi yapılırken genel olarak serilerin değerlerinin alınarak birim kök testlerinin uygulandığı klasik metodoloji bulunmaktadır. Bu yöntem döviz kuru değerlerinin tahminini kolaylaştırmaktadır.

2001 yılında serbest dalganan kur rejimine geçildikten sonar döviz kurlarından fiyatlara geçiş etkisinin azaldığı görülmüştür. T.C Merkez Bankası serbest dalganan kur düzenine geçtik sonra döviz kurlarında aşırı değişim haricinde müdahele etmeyeceğini ve döviz kurlarında ilişkin hedefi olmadığını belirtmiştir. Fakat son dönemlerde enflasyon oranının yükselmesi nedeni ile döviz kuru oranlarını düşürmek için T.C Merkez Bankası müdahalelerde bulunarak kur oranlarına etki etmiştir.

Çalışmamızda özellikle durağan dönem seçilmiştir. Durağan ve durağan olmayan şeklindeki ayrım zaman serisi analizinde büyük önem taşımaktadır. Bunun nedeni, zaman serisi analizleri için geliştirilmiş olan olasılık teorilerinin sadece durağan zaman serileri için geçerli olmasıdır. Zaman serilerinde durağan olmama durumu genelde zamanla değişen ortalama ve zamanla değişen varyans olmak üzere iki şekilde ortaya çıkmaktadır. Çalışmamızdaki uygalama pandemi dönemi nedeni ile durağan dönem olarak nitelendirilmiş olup üzerinde durulan konu dönemlik dalgalanmaların sonucudur.

Çalışmamızda yer alan parite verileri ve tahmini değerlerin karşılaştırılmasında en uygun model karar ağaçları makine öğreniminde geri yayılım analizi modelidir. Gerçek veri değeri 8,190'dır. Tahmini değer ise 8,203'dür. Doğruluk oranı %99,84 ile en yakın model olduğu gözlemlenmiştir. En yakın ikinci model ise destek vektör makine öğrenimidir. Tahnin edilen değer 8,123'dür. Gerçek değer ile arasında 0,514 oranında sapma değeri vardır. Doğruluk oranı %99,18'dür.

Bu zamana kadar yapılan çalışmalarda döviz kurunu etkileyen etmenler olarak kriz dönemleri, ülkede yaşanan siyasi gelişmeler, döviz kuru değişimlerinin dış ticarete etkisi, işletmelerde döviz kuru tahmini uygulamaları gibi araştırmaların üzerinde durulmuştur.

Geçmiş dönemlerde yapılan çalışmalardan farklı olarak seçtiğim zaman dilimi hakkında henüz çalışma yapılmamış olup pandeminin döviz kuru üzerindeki etkileri hakkında net bilgiler bulunmamaktadır. Piyasaların çok hareketli olmaması nedeni ile durağan şekilde düşünsekte pandemi sürecinin uzun sürmesi sonucu doğrusal olarak döviz kuru yükselmiş durumdadır. Bu duruma neden olabilecek etkilerin yüksek enflasyon oran, döviz rezervinin azalması, faiz indirimin sebebi ile TRY'nın değer kaybettiğini düşünmekteyim. Döviz kurunun düşük seviyede olması için uluslararası yatırımın artması ve ihracatın artması gerekmektedir.

Çalışmadan elde edilen sonuçlara bakıldığında döviz kuru ve sapmaların görülmesinde yaşanan krizlerin tahmini değerlerin öngörülmesinde önemli bir gösterde olabileceği söylenebilir.

REFERANSLAR

[1] P.-N. TAN, M. STEINBACH ve V. KUMAR, Veri Madenciliğine Giriş, Boston: Addison Wesley, 2005.

[2] Y. ZHAO, Y. CHEN ve Y. YAO, «User-centered Interactive Data Mining,» *International Conference on Cognitive Informatics,* no. 6, pp. 457-466, 2006.

[3] H. KAYA ve K. KÖYMEN, «Fırat Üniversitesi,» ŞUBAT 2008. [Çevrimiçi]. Available: http://web.firat.edu.tr/daum/default.asp?id=79. [%1 tarihinde erişilmiştir13 OCAK 2009].

[4] H. AKPINAR, «VERİ TABANLARINDA BİLGİ KEŞFİ VE VERİ MADENCİLİĞİ,» *İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ İŞLETME FAKÜLTESİ DERGİSİ,* pp. 1-22, 2000.

[5] T. MITCHELL ve M. HILL, Machine Learning, Washington-New York: McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997.

[6] X. ZHU, *Semi-supervised learning literature survey,* Madison: University of Wisconsin, 2008.

[7] J. S. ARMSTRONG, «Illusions in Regression Analysis,» *International Journal of Forecasting,* pp. 1-10, 2012.

[8] D. A. FREEDMAN, Statistical Models, California: University of California, 2009.

[9] M. TOLON ve N. G. TOSUNOĞLU, «TÜKETİCİ TATMİNİ VERİLERİNİN ANALİZİ:,» *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi,* no. 2, pp. 247-259, 2008.

[10] P. J. BICKEL ve K. A. DOKSUM, Mathematical Statistics, San Diego: Chapman and Hall/CRC, 2015.

[11] J. HAN, K. MICHELINE ve P. JIAN, Data Mining: Concepts and Techniques, Morgan Kaufmann, 2012.

[12] C. H. BRASE ve C. P. BRASE, Understanding Basic Statistics, Cengage Learning; 8th edition, 2018.

[13] Y. A. MOSTAFA, «Financial Applications of Learning from Hints,» California Institute of Technology, California, 1995.

[14] A. L. a. seminars, *Introduction to Artificial Neural Networks*, Nevada: University of Nevada, 2021.

[15] F. ZAHEDI, Intelligent Systems for Business: Expert Systems With Neural Networks (The Wadsworth Series in Management Information Systems), Wadsworth Pub Co, 1992.

[16] M. M. NELSON, A Practical Guide to Neural Nets Hardcover, Prentice Hall, 1991.

[17] F. GORUNESCU, Data Mining Concepts,Models and Tecniques, Craiova: Springer , 2011.

[18] Y. ÖZKAN, Veri Madenciliği Yöntemleri, Papatya Bilim, 2016.

[19] P. NORVİG ve S. J. RUSSELL, Artificial Intelligence: A Modern Approach, California: Pearson Education, 2003.

[20] Y. LU, T. WANG ve T. LİU, Bayesian Network-Based Risk Analysis of Chemical, China: Beijing Institute of Technology, School of Management and Economics, 2020.

[21] M. MAZİBAŞ, «IMKB Piyasalarındaki Volatilitenin Modellenmesi ve Öngörülmesi: Asimetrik GARCH Modelleri Ile Bir Uygulama,» 28 12 2005. [Çevrimiçi]. Available: www.ekonometridernegi.org/bildiriler/o16s3.pdf. [%1 tarihinde erişilmiştir2005 12 2008].

[22] R. F. ENGLE, «The Use Of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics,» *Journal of Economic Perspectives,* cilt 15, no. 4, pp. 157-168, 2001.

[23] R. F. ENGLE, «Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation.,» *Econometrica,* cilt 50, no. 4, pp. 987-1007, 1982.

[24] P. R. HANSEN ve A. LUNDE, «A Comparison of Volatility Models:Does Anything Beat a GARCH(1,1)?,» *Journal of Applied Econometrics,* cilt 20, no. 7, pp. 873-889, 2005.

[25] T. MITCHELL ve H. McGRAW, Machine Learning, Rock City Books, 1997.

[26] N. RAHPEYMAİ, Data Mining with Decision Trees in the Gene Logic, Skövde-İsveç: Masters Dissertation in bioinformatics, 2002.

[27] R. H.A.ALSAGHEER, A. F. ALHARAN ve A. S. AL-HABOOBİ, «Popular Decision Tree Algorithms of Data Mining Techniques,» *IJCSMC,* cilt 6, no. 6, pp. 133-142, 2017.

[28] D. Ü. K. ERGÜN, *Veri Madenciliği Karar Ağaçları ile Sınıflandırma,* Balıkesir.

[29] G. RODRIGUEZ, «Generalized Linear Models,» Princeton University, Princeton, 2007.

[30] «Destek Vektör Makineleri,» http://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html, 2017.

[31] T. HASTIE, R. TİBSHİRANİ ve J. FRİEDMAN, The Elements of Statistical Learning, New York: Springer, 2008.

[32] W. H. PRESS, S. TEOKOLSKY, B. FLANNERY ve W. VETERLİNG, Numerical Recipes: The Art of Scientific Computing, New York: New York: Cambridge University Press ISBN 978-0-521-88068-8, 2007.

[33] B. GAONKAR ve C. DAVATZİKOS, «Analytic estimation of statistical significance maps for support vector machine based,» *NeuroImage*, no. 10, pp. 270-283, 2013.

[34] L. MURRAY, «Introduction to Gaussian Processes,» Computer Science, University of Toronto, Toronto, 2008.

[35] A. LAPIDOTH, A Foundation in Digital Communication, Zurich : Cambridge University Press, 2017.

[36] M. KACHANOV ve A. SIEGERT, «An Explicit Representation of a Stationary Gaussian Process,» *Institute of Mathematical Statistics*, cilt 3, no. 18, pp. 438-442, 1947.

[37] M. STEIN, Interpolation of Spatial Data, Stanford: Springer, 1999.

[38] M. PRASANNA Viswanathan, S. VENKATRAMANAN ve S. Y. CHUNG, GIS and Geostatistical Techniques for Groundwater Science, Elsevier, 2019.

[39] C. İNAL ve C. Ö. YİĞİT, *ELİPSOİDAL YÜKSEKLİKLERİN ORTOMETRİK YÜKSEKLİĞE DÖNÜŞÜMÜNDE,* Konya: Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü , 2003.

[40] «Veri Bilimcisi,» [Çevrimiçi]. Available: https://veribilimcisi.com/.

[41] «Corporate Finance Institute,» [Çevrimiçi]. Available: https://corporatefinanceinstitute.com/.

[42] S. WEISS ve N. INDURKHYA, Veri Madenciliği Tahmini, Morgan Kaufmann, 1997.

[43] U. FAYYAD, G. P. SHAPIRO ve P. SMYTH, «Veri Madenciliğinden Veritabanlarında Bilgi Keşfine,» *AI Magazine*, pp. 03-15, 1996.

[44] «Learning to live with Big Brother,» *Economist Maganize.*

[45] P. ADRIAANS ve Z. DOLF, Data mining, England: Addison-Wesley , 1996.

[46] O. İNAN, *VERİ MADENCİLİĞİ YÜKSEK LİSANS TEZİ,* KONYA, 2003.

[47] M. L. SMITH ve S. NEUPANE, Artificial intelligence, KANADA: International Development Research Centre, 2018.

[48] P. NORVİG ve S. J. RUSSELL, Artificial Intelligence, New Jersey: Prentice Hall,Englewood Cliffs, 1996.

[49] J. HARGITAN, Clustering Algorithms, Michigan : Wiley, 1975.

EKLER A

03 Mayıs 07-Mayıs Tahmini Değer Tablosu

Tarih/Model Kur Tahminleri	Karar Destek Ağaç Modeli	Lineer Regresyon Modeli	Destek Vektör Modeli	Gauss Regresyon Modeli
03.05.2021	8,284	8,284	8,291	8,284
04.05.2021	8,265	8,265	8,256	8,265
05.05.2021	8,266	8,267	8,256	8,266
06.05.2021	8,278	8,279	8,28	8,278
07.05.2021	8,287	8,291	8,291	8,287

03 Mayıs 2021 ve 07 Mayıs 2021 arasındaki gerçek değerler aşağıdaki tablodadır.

Gerçek dolar kuru verileri

Tarih	03.05.2021	04.05.2021	05.05.2021	06.05.2021	07.05.2021
Değer	8,236	8,238	8,301	8,263	8,207

5 saatlik tahmini kur verileri

Saat/Model Kur Tahminleri	Karar Destek Ağaç Modeli	Lineer Regresyon Modeli	Destek Vektör Modeli	Gauss Regresyon Modeli
00:00	8,265	8,261	8,265	8,261
05:00	8,262	8,261	8,263	8,261
10:00	8,262	8,261	8,264	8,261
15:00	8,262	8,261	8,264	8,261
20:00	8,255	8,263	8,255	8,263

5 saatlik gerçek kur verileri

Saat	00:00	05:00	10:00	15:00	20:00
Gerçek Değer	8,227	8,189	8,186	8,244	8,270

4 saatlik tahmini kur verileri

Saat/Model Kur Tahminleri	Karar Destek Ağaç Modeli	Lineer Regresyon Modeli	Destek Vektör Modeli	Gauss Regresyon Modeli
03:00	8,267	8,287	8,296	8,285
07:00	8,264	8,286	8,291	8,285
11:00	8,278	8,291	8,287	8,288
15:00	8,321	8,289	8,286	8,285
19:00	8,295	8,284	8,283	8,282
23:00	8,293	8,278	8,283	8,289

3 Mayıs 2021 tarihindeki değerler aşağıdaki tablodadır.

4 saatlik gerçek kur verileri

Saat/Model Kur Tahminleri	Gerçek Değer
03:00	8,267
07:00	8,264
11:00	8,278
15:00	8,321
19:00	8,295
23:00	8,293

2 Saatlik döviz kuru tahmini

Saat/Model Kur Tahminleri	Karar Destek Ağaç Modeli	Lineer Regresyon Modeli	Gauss Regresyon Modeli
01:00	8,214	8,224	8,233
03:00	8,224	8,235	8,225
05:00	8,225	8,241	8,226
07:00	8,229	8,247	8,252
11:00	8,264	8,249	8,252
13:00	8,278	8,256	8,280
15:00	8,288	8,265	8,281
17:00	8,322	8,273	8,280
19:00	8,260	8,278	8,279
21:00	8,279	8,284	8,279
23:00	8,281	8,292	8,280

03 Mayıs 2021 tarihindeki gerçek değerler aşağıdaki tablodadır.

2 Saatlik gerçek kur verileri

Saat	Gerçek Değer
01:00	8,214
03:00	8,224
05:00	8,225
07:00	8,229
11:00	8,264

1 Saatlik Döviz kuru tahmini verileri

Saat/Model Kur Tahminleri	Karar Destek Ağaç Modeli	Lineer Regresyon Modeli	Gauss Regresyon Modeli
00:00	8,213	8,242	8,247
01:00	8,199	8,236	8,247
02:00	8,213	8,247	8,247
03:00	8,223	8,247	8,247
04:00	8,222	8,247	8,247
05:00	8,223	8,241	8,247
06:00	8,223	8,244	8,245
07:00	8,222	8,247	8,246
08:00	8,224	8,247	8,226
09:00	8,186	8,244	8,191
10:00	8,265	8,244	8,258
11:00	8,243	8,247	8,254
12:00	8,266	8,247	8,263
13.00	8,267	8,241	8,267
14:00	8,241	8,247	8,248
15:00	8,242	8,247	8,251
16:00	8,287	8,241	8,248
17:00	8,275	8,244	8,253
18:00	8,257	8,247	8,247
19:00	8,266	8,247	8,235
20:00	8,271	8,247	8,226
21:00	8,281	8,241	8,246
22:00	8,298	8,244	8,249
23:00	8,27	8,247	8,247

03 Mayıs 2021 tarihindeki değerler aşağıdaki tablodadır.

1 saatlik döviz kuru gerçek verileri

Saat/Model Kur Tahminleri	Gerçek Değer
00:00	8,213
01:00	8,199
02:00	8,2135
03:00	8,223
04:00	8,2225
05:00	8,223
06:00	8,2234
07:00	8,2221
08:00	8,2244
09:00	8,1863
10:00	8,2651
11:00	8,2439
12:00	8,2665
13:00	8,2674
14:00	8,2411
15:00	8,242
16:00	8,2878
17:00	8,2755
18:00	8,2574
19:00	8,2606
20:00	8,2719
21:00	8,2814
22:00	8,2986
23:00	8,2706

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri

Saat/Model Kur Tahminleri	Karar Destek Ağaç Modeli	Lineer Regresyon Modeli	Destek Vektör Modeli	Gauss Regresyon Modeli
00:00	8,211	8,201	8,215	8,212
00:05	8,213	8,200	8,215	8,211
00:10	8,213	8,201	8,214	8,212
00:15	8,213	8,201	8,213	8,211
00:20	8,211	8,202	8,211	8,211
00:25	8,211	8,202	8,211	8,212
00:30	8,212	8,203	8,211	8,212
00:35	8,213	8,203	8,210	8,213
00:40	8,213	8,203	8,210	8,212
00:45	8,214	8,203	8,210	8,211
00:50	8,214	8,203	8,209	8,211
00:55	8,213	8,204	8,210	8,212
01:00	8,211	8,204	8,210	8,211
01:05	8,211	8,204	8,210	8,209
01:10	8,210	8,205	8,209	8,210
01:15	8,210	8,205	8,209	8,210
01:20	8,212	8,206	8,208	8,210
01:25	8,211	8,206	8,210	8,212
01:30	8,210	8,206	8,210	8,213
01:35	8,211	8,207	8,210	8,213
01:40	8,210	8,207	8,210	8,211
01:45	8,211	8,207	8,211	8,211
01:50	8,209	8,208	8,211	8,211
01:55	8,209	8,208	8,212	8,211

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

02:00	8,209	8,208	8,212	8,210
02:05	8,210	8,208	8,212	8,210
02:10	8,211	8,209	8,212	8,210
02:15	8,212	8,210	8,210	8,209
02:20	8,209	8,210	8,213	8,209
02:25	8,209	8,210	8,213	8,209
02:30	8,210	8,211	8,213	8,209
02:35	8,209	8,211	8,214	8,210
02:40	8,211	8,211	8,214	8,210
02:45	8,209	8,211	8,214	8,212
02:50	8,209	8,211	8,215	8,212
02:55	8,220	8,211	8,215	8,216
03:00	8,220	8,213	8,213	8,213
03:05	8,218	8,212	8,216	8,215
03:10	8,218	8,213	8,216	8,220
03:15	8,218	8,213	8,217	8,220
03:20	8,218	8,213	8,218	8,220
03:25	8,218	8,214	8,218	8,218
03:30	8,218	8,214	8,218	8,218
03:35	8,218	8,214	8,218	8,216
03:40	8,220	8,214	8,220	8,219
03:45	8,221	8,215	8,219	8,216
03:50	8,222	8,215	8,219	8,217
03:55	8,215	8,216	8,219	8,218
04:00	8,221	8,216	8,220	8,221
04:05	8,220	8,217	8,220	8,220
04:10	8,222	8,217	8,221	8,221
04:15	8,222	8,217	8,221	8,220

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

04:20	8,221	8,217	8,223	8,221
04:25	8,221	8,218	8,224	8,221
04:30	8,221	8,218	8,223	8,221
04:35	8,222	8,218	8,224	8,223
04:40	8,220	8,218	8,223	8,221
04:45	8,221	8,219	8,224	8,221
04:50	8,221	8,219	8,224	8,221
04:55	8,221	8,219	8,223	8,222
05:00	8,220	8,200	8,225	8,222
05:05	8,221	8,220	8,225	8,222
05:10	8,221	8,220	8,225	8,222
05:15	8,222	8,220	8,225	8,222
05:20	8,223	8,221	8,226	8,223
05:25	8,223	8,221	8,225	8,222
05:30	8,223	8,222	8,225	8,223
05:35	8,223	8,222	8,224	8,223
05:40	8,223	8,222	8,225	8,223
05:45	8,223	8,222	8,226	8,223
05:50	8,223	8,223	8,226	8,223
05:55	8,223	8,223	8,226	8,223
06:00	8,223	8,224	8,227	8,223
06:05	8,223	8,223	8,224	8,224
06:10	8,223	8,224	8,227	8,224
06:15	8,224	8,224	8,226	8,226
06:20	8,224	8,225	8,226	8,224
06:25	8,224	8,225	8,225	8,224
06:30	8,224	8,225	8,224	8,224
06:35	8,224	8,225	8,223	8,224

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

06:40	8,224	8,226	8,222	8,224
06:45	8,224	8,226	8,225	8,224
06:50	8,224	8,227	8,225	8,224
06:55	8,224	8,227	8,225	8,224
07:00	8,224	8,227	8,223	8,224
07:05	8,224	8,227	8,221	8,224
07:10	8,225	8,228	8,225	8,225
07:15	8,225	8,228	8,224	8,225
07:20	8,225	8,228	8,220	8,225
07:25	8,225	8,229	8,223	8,224
07:30	8,228	8,229	8,223	8,224
07:35	8,225	8,229	8,223	8,223
07:40	8,225	8,230	8,220	8,222
07:45	8,225	8,230	8,220	8,221
07:50	8,225	8,231	8,225	8,222
07:55	8,225	8,231	8,225	8,222
08:00	8,225	8,231	8,225	8,221
08:05	8,225	8,232	8,225	8,221
08:10	8,225	8,232	8,221	8,222
08:15	8,225	8,232	8,223	8,224
08:20	8,225	8,232	8,221	8,223
08:25	8,224	8,233	8,226	8,224
08:30	8,224	8,233	8,223	8,224
08:35	8,224	8,233	8,225	8,225
08:40	8,224	8,234	8,227	8,225
08:45	8,224	8,234	8,224	8,226
08:50	8,233	8,234	8,221	8,226
08:55	8,233	8,234	8,223	8,228

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

09:00	8,233	8,235	8,221	8,231
09:05	8,233	8,235	8,223	8,226
09:10	8,233	8,235	8,221	8,232
09:15	8,233	8,235	8,224	8,226
09:20	8,233	8,236	8,222	8,222
09:25	8,206	8,236	8,222	8,222
09:30	8,206	8,237	8,230	8,217
09:35	8,206	8,237	8,230	8,213
09:40	8,206	8,238	8,230	8,212
09:45	8,206	8,238	8,232	8,213
09:50	8,206	8,238	8,226	8,214
09:55	8,206	8,238	8,232	8,226
10:00	8,251	8,239	8,228	8,237
10:05	8,249	8,239	8,224	8,229
10:10	8,247	8,239	8,227	8,237
10:15	8,251	8,240	8,230	8,244
10:20	8,251	8,240	8,227	8,243
10:25	8,251	8,240	8,232	8,243
10:30	8,247	8,240	8,227	8,241
10:35	8,247	8,241	8,227	8,237
10:40	8,247	8,241	8,226	8,237
10:45	8,229	8,241	8,230	8,233
10:50	8,229	8,242	8,226	8,231
10:55	8,231	8,242	8,230	8,234
11:00	8,229	8,242	8,227	8,228
11:05	8,231	8,243	8,229	8,231
11:10	8,231	8,243	8,229	8,229
11:15	8,23	8,243	8,230	8,228

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

11:20	8,231	8,244	8,230	8,227
11:25	8,231	8,244	8,229	8,224
11:30	8,232	8,244	8,231	8,225
11:35	8,232	8,244	8,232	8,225
11:40	8,221	8,245	8,231	8,221
11:45	8,221	8,245	8,231	8,224
11:50	8,225	8,245	8,231	8,226
11:55	8,225	8,246	8,232	8,224
12:00	8,225	8,246	8,233	8,227
12:05	8,225	8,247	8,233	8,227
12:10	8,221	8,247	8,235	8,229
12:15	8,225	8,248	8,237	8,237
12:20	8,221	8,248	8,237	8,238
12:25	8,256	8,248	8,238	8,246
12:30	8,251	8,248	8,240	8,246
12:35	8,252	8,248	8,240	8,249
12:40	8,256	8,249	8,241	8,258
12:45	8,251	8,249	8,248	8,249
12:50	8,253	8,249	8,242	8,255
12:55	8,256	8,249	8,250	8,252
13:00	8,254	8,250	8,244	8,254
13:05	8,253	8,250	8,253	8,254
13:10	8,247	8,251	8,248	8,252
13:15	8,242	8,251	8,249	8,253
13:20	8,242	8,251	8,241	8,250
13:25	8,246	8,252	8,255	8,251
13:30	8,253	8,252	8,252	8,249
13:35	8,253	8,252	8,258	8,255

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

13:40	8,267	8,252	8,259	8,258
13:45	8,261	8,253	8,250	8,254
13:50	8,266	8,253	8,258	8,259
13:55	8,264	8,253	8,254	8,259
14:00	8,267	8,253	8,260	8,263
14:05	8,266	8,254	8,259	8,264
14:10	8,261	8,254	8,252	8,256
14:15	8,261	8,255	8,252	8,257
14:20	8,261	8,255	8,260	8,258
14:25	8,253	8,255	8,260	8,258
14:30	8,254	8,256	8,259	8,258
14:35	8,258	8,256	8,259	8,259
14:40	8,258	8,257	8,259	8,259
14:45	8,252	8,257	8,259	8,256
14:50	8,258	8,257	8,259	8,259
14:55	8,256	8,257	8,259	8,257
15:00	8,256	8,258	8,257	8,258
15:05	8,256	8,258	8,257	8,257
15:10	8,256	8,258	8,259	8,256
15:15	8,256	8,259	8,260	8,260
15:20	8,255	8,259	8,258	8,253
15:25	8,258	8,259	8,260	8,261
15:30	8,266	8,259	8,259	8,258
15:35	8,256	8,259	8,261	8,260
15:40	8,265	8,260	8,263	8,262
15:45	8,265	8,260	8,264	8,262
15:50	8,265	8,261	8,264	8,265
15:55	8,265	8,261	8,265	8,266

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

16:00	8,265	8,261	8,266	8,266
16:05	8,265	8,262	8,268	8,264
16:10	8,265	8,262	8,268	8,269
16:15	8,265	8,262	8,272	8,268
16:20	8,265	8,263	8,274	8,270
16:25	8,281	8,263	8,274	8,272
16:30	8,281	8,263	8,273	8,271
16:35	8,282	8,263	8,275	8,278
16:40	8,282	8,264	8,280	8,278
16:45	8,282	8,264	8,278	8,282
16:50	8,282	8,264	8,279	8,284
16:55	8,281	8,265	8,280	8,284
17:00	8,282	8,265	8,281	8,287
17:05	8,282	8,265	8,282	8,288
17:10	8,284	8,266	8,280	8,288
17:15	8,284	8,266	8,281	8,289
17:20	8,295	8,266	8,284	8,298
17:25	8,294	8,266	8,285	8,287
17:30	8,299	8,267	8,287	8,301
17:35	8,299	8,267	8,287	8,301
17:40	8,294	8,267	8,285	8,293
17:45	8,297	8,268	8,28	8,293
17:50	8,294	8,268	8,284	8,290
17:55	8,294	8,268	8,284	8,296
18:00	8,295	8,269	8,279	8,284
18:05	8,295	8,269	8,285	8,282
18:10	8,295	8,270	8,282	8,278
18:15	8,266	8,270	8,281	8,274

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

18:20	8,267	8,270	8,282	8,274
18:25	8,267	8,270	8,282	8,269
18:30	8,267	8,271	8,280	8,273
18:35	8,276	8,271	8,279	8,273
18:40	8,276	8,271	8,279	8,274
18:45	8,276	8,272	8,277	8,274
18:50	8,278	8,272	8,277	8,273
18:55	8,278	8,272	8,277	8,278
19:00	8,274	8,273	8,272	8,274
19:05	8,271	8,273	8,276	8,273
19:10	8,271	8,273	8,275	8,272
19:15	8,274	8,274	8,271	8,275
19:20	8,274	8,274	8,271	8,276
19:25	8,275	8,274	8,273	8,274
19:30	8,275	8,274	8,274	8,274
19:35	8,275	8,275	8,272	8,274
19:40	8,275	8,275	8,272	8,274
19:45	8,275	8,275	8,272	8,274
19:50	8,275	8,276	8,273	8,274
19:55	8,275	8,276	8,272	8,275
20:00	8,275	8,277	8,274	8,275
20:05	8,275	8,277	8,274	8,275
20:10	8,275	8,277	8,274	8,276
20:15	8,275	8,278	8,275	8,276
20:20	8,275	8,278	8,275	8,276
20:25	8,275	8,278	8,274	8,277
20:30	8,28	8,279	8,276	8,277
20:35	8,278	8,279	8,275	8,278

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

20:40	8,28	8,279	8,279	8,279
20:45	8,279	8,280	8,276	8,279
20:50	8,279	8,280	8,277	8,279
20:55	8,279	8,280	8,277	8,280
21:00	8,281	8,280	8,277	8,281
21:05	8,279	8,280	8,277	8,280
21:10	8,279	8,281	8,277	8,280
21:15	8,279	8,281	8,278	8,279
21:20	8,279	8,281	8,278	8,279
21:25	8,279	8,282	8,279	8,280
21:30	8,279	8,282	8,278	8,280
21:35	8,279	8,282	8,278	8,279
21:40	8,279	8,283	8,280	8,279
21:45	8,278	8,283	8,280	8,279
21:50	8,278	8,283	8,279	8,278
21:55	8,278	8,283	8,281	8,278
22:00	8,278	8,284	8,280	8,279
22:05	8,278	8,284	8,281	8,279
22:10	8,278	8,285	8,280	8,281
22:15	8,278	8,285	8,281	8,281
22:20	8,278	8,285	8,282	8,282
22:25	8,278	8,285	8,281	8,281
22:30	8,278	8,286	8,282	8,282
22:35	8,28	8,286	8,283	8,283
22:40	8,279	8,286	8,283	8,284
22:45	8,279	8,287	8,283	8,285
22:50	8,279	8,287	8,284	8,285
22:55	8,279	8,287	8,286	8,286

5 dakikalık döviz kuru tahmini verileri (Devamı)

23:00	8,287	8,288	8,286	8,286
23:05	8,287	8,288	8,285	8,287
23:10	8,289	8,289	8,286	8,285
23:15	8,288	8,289	8,287	8,287
23:20	8,289	8,289	8,287	8,289
23:25	8,289	8,289	8,287	8,288
23:30	8,289	8,290	8,289	8,289
23:35	8,288	8,290	8,289	8,289
23:40	8,289	8,290	8,288	8,289
23:45	8,289	8,291	8,290	8,290
23:50	8,288	8,291	8,290	8,291
23:55	8,292	8,291	8,289	8,292

3 Mayıs 2021 gerçek değerler aşağıdaki tablodadır.

5 dakikalık gerçek kur verileri

Saat	Döviz Kuru Değeri
00:00	8,212
00:05	8,213
00:10	8,207
00:15	8,210
00:20	8,212
00:25	8,210
00:30	8,213
00:35	8,213
00:40	8,214
00:45	8,214
00:50	8,214
00:55	8,213

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

01:00	8,203
01:05	8,206
01:10	8,208
01:15	8,212
01:20	8,212
01:25	8,212
01:30	8,212
01:35	8,210
01:40	8,214
01:45	8,210
01:50	8,212
01:55	8,206
02:00	8,209
02:05	8,211
02:10	8,208
02:15	8,209
02:20	8,208
02:25	8,208
02:30	8,208
02:35	8,210
02:40	8,211
02:45	8,208
02:50	8,208
02:55	8,207
03:00	8,221
03:05	8,222
03:10	8,218
03:15	8,220

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

03:20	8,222
03:25	8,220
03:30	8,219
03:35	8,219
03:40	8,203
03:45	8,218
03:50	8,218
03:55	8,223
04:00	8,219
04:05	8,223
04:10	8,219
04:15	8,220
04:20	8,220
04:25	8,221
04:30	8,224
04:35	8,219
04:40	8,222
04:45	8,219
04:50	8,223
04:55	8,221
05:00	8,220
05:05	8,222
05:10	8,222
05:15	8,220
05:20	8,221
05:25	8,223
05:30	8,224
05:35	8,222

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

05:40	8,221
05:45	8,224
05:50	8,221
05:55	8,223
06:00	8,223
06:05	8,222
06:10	8,223
06:15	8,224
06:20	8,224
06:25	8,224
06:30	8,223
06:35	8,224
06:40	8,222
06:45	8,224
06:50	8,224
06:55	8,224
07:00	8,224
07:05	8,224
07:10	8,224
07:15	8,224
07:20	8,225
07:25	8,224
07:30	8,225
07:35	8,224
07:40	8,225
07:45	8,224
07:50	8,216
07:55	8,220

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

08:00	8,217
08:05	8,219
08:10	8,226
08:15	8,219
08:20	8,224
08:25	8,225
08:30	8,224
08:35	8,224
08:40	8,225
08:45	8,224
08:50	8,224
08:55	8,224
09:00	8,229
09:05	8,246
09:10	8,221
09:15	8,235
09:20	8,233
09:25	8,216
09:30	8,202
09:35	8,214
09:40	8,205
09:45	8,202
09:50	8,204
09:55	8,209
10:00	8,200
10:05	8,257
10:10	8,265
10:15	8,239

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

10:20	8,252
10:25	8,243
10:30	8,246
10:35	8,242
10:40	8,230
10:45	8,226
10:50	8,234
10:55	8,218
11:00	8,234
11:05	8,232
11:10	8,237
11:15	8,224
11:20	8,230
11:25	8,229
11:30	8,215
11:35	8,213
11:40	8,234
11:45	8,223
11:50	8,211
11:55	8,231
12:00	8,216
12:05	8,229
12:10	8,227
12:15	8,224
12:20	8,241
12:25	8,247
12:30	8,258
12:35	8,258

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

12:40	8,239
12:45	8,263
12:50	8,248
12:55	8,248
13:00	8,259
13:05	8,248
13:10	8,249
13:15	8,260
13:20	8,260
13:25	8,245
13:30	8,241
13:35	8,239
13:40	8,242
13:45	8,266
13:50	8,268
13:55	8,266
14:00	8,251
14:05	8,251
14:10	8,278
14:15	8,271
14:20	8,259
14:25	8,267
14:30	8,251
14:35	8,240
14:40	8,258
14:45	8,259
14:50	8,256
14:55	8,258

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

15:00	8,262
15:05	8,252
15:10	8,258
15:15	8,250
15:20	8,262
15:25	8,248
15:30	8,256
15:35	8,266
15:40	8,265
15:45	8,262
15:50	8,262
15:55	8,262
16:00	8,265
16:05	8,272
16:10	8,259
16:15	8,272
16:20	8,259
16:25	8,268
16:30	8,286
16:35	8,268
16:40	8,278
16:45	8,278
16:50	8,285
16:55	8,288
17:00	8,288
17:05	8,283
17:10	8,275
17:15	8,312

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

17:20	8,284
17:25	8,312
17:30	8,282
17:35	8,282
17:40	8,301
17:45	8,302
17:50	8,307
17:55	8,278
18:00	8,294
18:05	8,286
18:10	8,274
18:15	8,269
18:20	8,268
18:25	8,265
18:30	8,256
18:35	8,275
18:40	8,277
18:45	8,278
18:50	8,278
18:55	8,264
19:00	8,280
19:05	8,279
19:10	8,274
19:15	8,260
19:20	8,277
19:25	8,276
19:30	8,274
19:35	8,277

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

19:40	8,271
19:45	8,274
19:50	8,276
19:55	8,274
20:00	8,274
20:05	8,275
20:10	8,275
20:15	8,275
20:20	8,275
20:25	8,275
20:30	8,277
20:35	8,279
20:40	8,277
20:45	8,278
20:50	8,279
20:55	8,280
21:00	8,280
21:05	8,281
21:10	8,281
21:15	8,278
21:20	8,278
21:25	8,278
21:30	8,278
21:35	8,278
21:40	8,281
21:45	8,278
21:50	8,278
21:55	8,278

5 dakikalık gerçek kur verileri (Devamı)

22:00	8,278
22:05	8,278
22:10	8,278
22:15	8,278
22:20	8,277
22:25	8,279
22:30	8,277
22:35	8,278
22:40	8,280
22:45	8,277
22:50	8,281
22:55	8,279
23:00	8,286
23:05	8,288
23:10	8,287
23:15	8,288
23:20	8,288
23:25	8,282
23:30	8,288
23:35	8,293
23:40	8,292
23:45	8,288
23:50	8,292
23:55	8,292