T.C.

İSTANBUL TİCARET ÜNİVERSİTESİ

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

MUHASEBE VE DENETİM ANABİLİM DALI

MUHASEBE VE DENETİM DOKTORA PROGRAMI

YAPAY ZEKÂ MODELLERİYLE FİNANSAL PERFORMANS TAHMİNİ: BIST UYGULAMASI

DOKTORA TEZİ

Ali YURTTABİR

200007250

İstanbul, 2022

T.C.

İSTANBUL TİCARET ÜNİVERSİTESİ

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

MUHASEBE VE DENETİM ANABİLİM DALI

MUHASEBE VE DENETİM DOKTORA PROGRAMI

YAPAY ZEKÂ MODELLERİYLE FİNANSAL PERFORMANS TAHMİNİ: BIST UYGULAMASI

DOKTORA TEZİ

Ali YURTTABİR

200007250

Tez Danışmanı: Prof. Dr. İlker KIYMETLİ ŞEN

İstanbul, 2022

ETİK BEYANI

Hazırlamış olduğum tez özgün bir çalışma olup YÖK ve İstanbul Ticaret Üniversitesi Lisansüstü Yönetmeliklerine uygun olarak hazırlanmıştır. Ayrıca, bu çalışmayı yaparken bilimsel etik kurallarına tamamen uyduğumu; yararlandığım tüm kaynakları gösterdiğimi ve hiçbir kaynaktan yaptığım ayrıntılı alıntı olmadığını beyan ederim. Bu tezin ihtiva ettiği tüm hususlar şahsi görüşüm olup İstanbul Ticaret Üniversitesi'nin resmi görüşünü yansıtmamaktadır.

Ali YURTTABİR

Özet

Yapay Zekâ Modelleriyle
Finansal Performans Tahmini: BIST Uygulaması

Finansal piyasa küreselleşmenin de etkisiyle giderek tahmin edilemez bir hale geldiğinden günümüzde tutarlı finansal tahminlerde bulunmak öncelikli alanlardan biri haline gelmiştir. Şirketler finansal performanslarının dikkatli bir analiziyle departman, birim veya organizasyonel seviyenin performansını iyileştirme fırsatlarını belirleyebilmektedir. Zamanın en kıymetli değer olduğu günümüzde şirketler finansal performansını en hızlı ve güvenilir şekilde tahmin etmenin yollarını aramaktadır. Büyük veriye ulaşmakta ve işlemekte kullanılan yapay zekâ teknolojilerinin son yıllarda tüm disiplinlerde olduğu gibi muhasebe ve finans alanında yapılan çalışmalarda da sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmada öncelikli olarak finansal performans tahmini ve yapay zekâ teknolojileri kavramsal olarak ele alınıp sonrasında literatürde 2000-2021 yılları arasında yer alan finansal tahmin çalışmaları incelenmiştir. Son olarak BIST şirketlerinin 2009-2020 verileri üzerinde bir uygulama ile yapay zekâ teknolojileriyle oluşturulan üç farklı zaman serisi modelinin finansal performans tahmininde önemli bir gösterge olan net kâr/zarar verilerini tahmin etme potansiyeli araştırılmıştır. Uygulanan Prophet, LSTM ve ANFIS modellerinin performans matrislerinden MSE, RMSE ve MAPE değerleri incelendiğinde en tutarlı tahminde bulunan ANFIS modeli ile şirketlerin 2021-2025 net dönem kârı/zararı tahmininde bulunularak yatırımcılara fikir verecek bir katkı sağlamak amaçlanmıştır. Bununla beraber, en önemli katkı ise muhasebe ve finans alanındaki uygulayıcı ve araştırmacılara yapay zekâ teknolojilerinden faydalanabilecekleri bir bakış açısı kazandırılması olacaktır.

Anahtar Kelimeler: *Finansal Performans Tahmini, BIST, Yapay Zekâ, Prophet, LSTM, ANFIS*

Abstract

Financial Performance Forecasting with Artificial Intelligence Models: BIST Implementation

Since the financial markets has become increasingly unpredictable due to the consequence of globalization, it has become one of the priority areas to make consistent financial forecasts today. Through conscientiously analyzing the financial performance of companies, they can identify chances to boost the performance of the department. Today, when time is the most precious value, companies are looking for ways to predict their financial performance in the fastest and most reliable way. It is seen that artificial intelligence technologies used in reaching and processing big data are frequently used in studies conducted in the field of accounting and finance, as in all disciplines, in recent years. In this study, primarily financial performance forecasting and artificial intelligence technologies are discussed conceptually, and then financial forecasting studies in the literature between the years 2000-2021 are examined. Finally, with an application on the 2009-2020 data of BIST companies, the potential of forecasting the net profit/loss data, which is an important indicator in the financial performance forecasting, of three different time series models created with artificial intelligence technologies, was investigated. Examining the MSE, RMSE and MAPE values of the applied Prophet, LSTM and ANFIS models and making the net profit / loss prediction of the companies between 2021-2025 years with the ANFIS model, which makes the most consistent forecasting, it is aimed to contribute investors by giving an idea about those companies. Furthermore, the most significant contribution of this study will be to provide practitioners and researchers in the field of finance and accounting a perspective from which they can benefit from artificial intelligence technologies.

Keywords: *Financial Performance Forecasting, BIST, Artificial Intelligence, Prophet, LSTM, ANFIS*

Ön Söz

Doktora çalışma yolculuğumun başından beri Yapay Zekanın ne kadar hızlı geliştiğine tanık oldum ve böyle bir çalışmada yer aldığım için oldukça heyecanlı hissediyorum. Pek çok insanın yardımı ve desteği olmasaydı bu yolculuğu yapamazdım ve bu fırsatı onlara teşekkür etmek için kullanmak istiyorum.

Öncelikle, doktora çalışmama ve ilgili araştırmalara sürekli desteği, sabrı ve engin bilgisi için değerli danışmanım Prof. Dr. İlker Kıymetli Şen'e en içten teşekkürlerimi sunarım. Onun sürekli rehberliği, iş birliği ve desteği beni her zaman ileriye taşıdı.

Tez çalışmamın başından beri benden rehberliğini esirgemeyen ve önerileri ile tezime yön veren değerli hocalarım Prof. Dr. Ahmet Hayri Durmuş'a ve Doç. Dr. Selçuk Alp'e; tez savunmama zaman ayırarak verdikleri önerileri ile tezimin son halini vermeme yardımları için Prof. Dr. Duygu Anıl Keskin'e, Doç. Dr. Ali Altuğ Biçer'e ve Doç. Dr. Başak Erdem'e teşekkürlerimi sunarım.

Tez yazım sürecinde model oluşturma ve kodların yazımında destek veren Feyza Zeynep Salam'a teşekkür ederim.

Doktora ders ve tez dönemim boyunca beraber çalışmalar yürüttüğümüz tüm sınıf arkadaşlarıma verdikleri motivasyon için teşekkür ederim.

Zor zamanlarımda her zaman yanımda olan aile büyüklerime ve kardeşime sınırsız destekleri için şükranlarımı sunarım.

Tez çalışmam boyunca gecelere kadar benimle akademik bilgisini paylaşarak desteğini esirgemeyen sevgili eşim Hatice Hale Yurttabir'e ve tez yolculuğum boyunca fedakârca motivasyon kaynağım olan sevgili oğlum Muhammed Mustafa'ya sabırları için teşekkür ediyorum.

Son olarak, tüm bu yıllar boyunca çalışmam için bana güç ve sabır verdiği için Yüce Allah'a şükrediyorum.

İÇINDEKILER

Sayfa No

Özet ..... **iv**

Abstract ..... **v**

Ön Söz ..... **vi**

Tablolar Listesi ..... **ix**

Şekiller Listesi ..... **x**

Kısaltmalar ..... **xii**

GİRİŞ **1**

1. FİNANSAL PERFORMANS ÜZERİNE KAVRAMSAL ÇERÇEVE **3**

1.1. Performans Tanımı 3

1.1.1. Performans Ölçümü Kavramı 4

1.1.2. Performans Ölçülmesinin Nedenleri 4

1.1.3. Performans Ölçümünde Dikkat Edilmesi Gerekenler 5

1.1.4. Performans Ölçümünün Tarihsel Gelişimi 7

1.2. Finansal Performans Ölçümü 9

1.2.1. Geleneksel Finansal Performans Ölçütleri 10

1.2.2. Değere Dayalı Finansal Performans Ölçütleri 14

1.2.3. Finansal Tahmin Kavramı 16

2. YAPAY ZEKÂ TEKNOLOJİLERİ İLE İLGİLİ KAVRAMSAL ÇERÇEVE **17**

2.1. Yapay Zekâ Kavramı 17

2.1.1. Yapay Zekânın Tanımı 17

2.1.2. Yapay Zekânın Tarihsel Gelişimi 18

2.1.3. Yapay Zekânın Kullanım Alanları 21

2.2. Yapay Zekâ Teknolojileri 25

2.2.1. Yapay Sinir Ağları 25

2.2.2. Uzman Sistemler 28

2.2.3. Genetik Algoritma 31

2.2.4. Bulanık Mantık 32

2.2.5. Melez Teknolojiler 34

2.3. Makine Öğrenmesi ile Zaman Serisi Tahmini 36

3. LİTERATÜRDE FİNFANSAL TAHMİN ÇALIŞMALARI **38**

3.1. Kitap Çalışmaları 38

3.2. Tez Çalışmaları 41

3.3. Makale Çalışmaları 50

4. YAPAY ZEKÂ MODELLERİYLE FİNANSAL PERFORMANS TAHMİNİ: BIST UYGULAMASI **144**

4.1. Araştırmanın Amacı 144

4.2. Araştırma Sorusu 144
4.3. Araştırma Yöntemi 145
4.4. Araştırmanın Sınırlılıkları 146
4.5. Verilerin İşlenmesi 146
4.6. Oluşturulan Modeller ve Bulguları 150
4.6.1. Prophet Modeli ve Bulgular 151
4.6.2. LSTM Modeli ve Bulgular 162
4.6.3. ANFIS Modeli ve Bulgular 174
4.7. Modellerin Performanslarının Karşılaştırılması 185
4.8. En İyi Model ANFIS Modeli ile İleri Tarihli Tahmin Bulguları 196
SONUÇ VE ÖNERİLER 203
KAYNAKÇA 208
EK 260

Tablolar Listesi

Tablo 1. Geleneksel Performans Ölçütlerinin Özellikleri....11
Tablo 2. Uzman Sistemler ve Çalışma Alanları....29
Tablo 3. Mantık Sistemleri....32
Tablo 4. Klasik ve Bulanık Mantıkta İşleçler....33
Tablo 5. Finansal Tahmin Üzerine Kitap Çalışmaları (2000-2021)....39
Tablo 6. Finansal Tahmin Üzerine Tez Çalışmaları (2000 -2021)....42
Tablo 7. Finansal Tahmin Üzerine Makale Çalışmaları (2000-2021)....51
Tablo 8. Araştırmada Kullanılan Değişkenler....145
Tablo 9. Araştırmada Kullanılan Şirketler ve Sektörleri....146
Tablo 10. Diğer Sektör Dağılımı....152
Tablo 11. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi Prophet Tahmini V1....152
Tablo 12. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi Prophet Tahmini V1....154
Tablo 13. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi Prophet Tahmini V2....157
Tablo 14. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi Prophet Tahmini V2....158
Tablo 15. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi LSTM Tahmini V1....164
Tablo 16. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi LSTM Tahmini V1....165
Tablo 17. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi LSTM Tahmini V2....169
Tablo 18. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi LSTM Tahmini V2....170
Tablo 19. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi ANFIS Tahmini V1....176
Tablo 20. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi ANFIS Tahmini V1....177
Tablo 21. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi ANFIS Tahmini V2....180
Tablo 22. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi ANFIS Tahmini V2....182
Tablo 23. ANFIS 2021 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini....198
Tablo 24. ANFIS 2022 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini....199
Tablo 25. ANFIS 2023 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini....200
Tablo 26. ANFIS 2024 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini....201
Tablo 27. ANFIS 2025 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini....202

Şekiller Listesi

Şekil 1. Yapay Sinir Ağı Modeli....26
Şekil 2. Yapay Sinir Ağında Öğrenme Süreci....27
Şekil 3. Uzman Sistemlerin Temel Bileşenleri....29
Şekil 4. Birden fazla önermenin "ve" bağlacı ile bağlanması....30
Şekil 5. Genetik Algoritma Akış Şeması....31
Şekil 6. Bağımsız Mimari....34
Şekil 7. Dönüşümsel Melez Mimari....35
Şekil 8. Hiyerarşik Melez Mimari....35
Şekil 9. Prophet V1 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....153
Şekil 10. Prophet V1 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....155
Şekil 11. Prophet V1 ARENA-BAGFS Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı Karşılaştırması....155
Şekil 12. ARENA Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....156
Şekil 13. BAGFS Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....156
Şekil 14. Prophet V2 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....158
Şekil 15. Prophet V2 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....160
Şekil 16. Prophet V2 BRYAT-EPLAS Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı Karşılaştırması....160
Şekil 17. BRYAT Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....161
Şekil 18. EPLAS Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....161
Şekil 19. LSTM Yapısı....163
Şekil 20. LSTM V1 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....165
Şekil 21. LSTM V1 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....166
Şekil 22. LSTM V1 YKGYO-ECILC Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı Karşılaştırması....167
Şekil 23. YKGYO Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....168
Şekil 24. ECILC Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....168
Şekil 25. LSTM V2 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....170
Şekil 26. LSTM V2 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....171
Şekil 27. LSTM V2 ISGSY-LOGO Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı Karşılaştırması....172
Şekil 28. ISGSY Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....173
Şekil 29. LOGO Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....173
Şekil 30. Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi....174
Şekil 31. ANFIS V1 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....177
Şekil 32. ANFIS V1 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....178
Şekil 33. ANFIS V1 ALGYO-CEMTS Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı....179
Şekil 34.ALGYO Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....179
Şekil 35. CEMTS Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması....180
Şekil 36. ANFIS V2 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....182
Şekil 37. ANFIS V2 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması....183
Şekil 38. ANFIS V2 ALGYO-KRSTL Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı....184

Şekil 39. ALGYO Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması.....184
Şekil 40. KRSTL Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması.....185
Şekil 41. V1 Modellerin MSE Karşılaştırması 187
Şekil 42. V2 Modellerin MSE Karşılaştırması 187
Şekil 43. V1 Modellerin RMSE Karşılaştırması.....189
Şekil 44. V2 Modellerin RMSE Karşılaştırması.....189
Şekil 45. V1 Modellerin MAPE Karşılaştırması.....191
Şekil 46. V2 Modellerin MAPE Karşılaştırması.....191
Şekil 47. Veri Seti-1 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması 193
Şekil 48. Veri Seti-2 2020/12Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması 194
Şekil 49. ANFIS V1 En Başarılı (ALGYO)-En Başarısız (CEMTS) 2021/03-2022/03 Dönemleri Gerçekleşen- Tahmin Karşılaştırması.....196
Şekil 50. ANFIS V2 En Başarılı (ALGYO)-En Başarısız (KRSTL) 2021/03-2022/03 Dönemleri Gerçekleşen- Tahmin Karşılaştırması.....197

Kısaltmalar

AI : Artificial Intelligence (Yapay Zekâ)

ANFIS : Adaptive Neural-Fuzzy Inference Systems (Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi)

ANN : Artificial Neural Network (Yapay Sinir Ağı)

ARIMA : Autoregressive Integrated Moving Average (Durağan Olmayan Doğrusal Stokastik Modeller)

ARMA : Autoregressive Moving Average (Otoregresif Hareketli Ortalama)

BIST : Borsa İstanbul

CFROI : Cash Flow Return on Investment (Yatırımın Nakit Akım Kârlılığı)

CVA : Cash Value Added (Nakit Katma Değer)

EVA : Economic Value Added (Ekonomik Katma Değer)

İMKB : İstanbul Menkul Kıymetler Borsası

KAP : Kamuyu Aydınlatma Platformu

LISP : List Processor (Liste İşlemcisi)

LSTM : Long Short-Term Memory (Uzun Kısa Süreli Bellek)

MAE : Mean Absolute Error (Ortalama Mutlak Hata)

MAPE : Mean Absolute Percentage Error (Ortalama Mutlak Yüzde Hata)

MSE : Mean Squared Error (Ortalama Kare Hata)

MYCIN : Kural Tabanlı Uzman Sistem

OECD : İktisadi İşbirliği ve Gelişme Teşkilatı

RMSE : Root Mean Square Error (Kök Ortalama Kare Hata)

RNN : Recurrent Neural Network (Tekrarlayan Sinir Ağı)

ROA : Return on Assets (Aktif Kârlılık)

ROE : Return on Equity (Özkaynak Kârlılığı)

YSA : Yapay Sinir Ağı

GİRİŞ

Küreselleşme nedeniyle şirketler kendi ülke sınırlarını aşıp uluslararası şirketlerle küresel düzeyde rekabet etmeye başlamıştır. Rekabet gücünün artması, şirketlerin zaman kazanarak ve maliyeti azaltarak rekabet avantajı elde etme çabalarını arttırmıştır. Bu nedenle şirketlerin finansal faaliyetleri ve sonuçları hakkında en tutarlı öngörülerde bulunması kendilerine zaman ve kâr kazandıracaktır. Finansal yönetimin en önemli araçlarından biri olan finansal analiz, sorunlara neden olabilecek zayıf yönlerin ve gelecekte faydalı olabilecek güçlü noktaların ortaya çıkarılmasını sağlar. Yönetim bu bulgulara dayanarak şirketin finansal istikrarını, kârlılığını ve likiditesini izler ve bu şekilde finansal performansını arttıracak kararlar alır.

Şirketlerin finansal performanslarını arttırdığında ülke ekonomisine sağlayacakları katkı, finansal performansın en güvenilir ve doğru şekilde tahmin edilmesinin önemini de göstermektedir. Borsa İstanbul (BIST) şirketleri ise Türkiye'deki yatırımcıların da yakından takip etmesiyle büyük öneme sahiptir. Bu şirketlerin finansal durumlarının analiz edilmesi pazardaki rekabetçi konumlarını iyileştirmeleri için gereklidir, çünkü gelecek durumlarının tahmin edilmesi geçmiş verilerin doğru değerlendirilerek analiz edilmesine bağlıdır. Şirketler finansal performanslarını ne kadar güvenilir ve hızlı ölçerler ise finansal aktivitelerini de o denli kolay iyileştireceklerdir. Günümüzde şirketlerin pek çok finansal uygulamasının zaman içinde değişen, doğrusal olmayan ve belirsiz davranışlara sahip olması zaman serisi problemlerini çözme ihtiyacını da hızla artırmıştır. Büyük verinin geleneksel modellerle analizinin daha zaman alıcı olması nedeniyle pek çok alanda olduğu gibi finansal alanda da yapay zekâ tekniklerine olan ilginin artmasına neden olmuştur.

Yapay zekâ tekniklerinin finans alanında giderek artan bu önemi nedeniyle, bu tez çalışmasında finansal performans tahmini ve yapay zekâ teknolojileri kavramsal olarak ele alındıktan ve literatürdeki finansal tahmin çalışmaları incelendikten sonra üç yapay zekâ modeli ile BIST şirketleri üzerinde finansal performans

tahmini uygulaması yapılarak şirketlere ve yatırımcılara yön verecek bir katkı sunmak amaçlanmıştır. Ortaya konan modelle birlikte muhasebe ve finans alanında çalışma yapan uygulayıcılara ve araştırmacılara yapay zekâ teknolojilerinden yararlanmalarını sağlayacak bir bakış açısı sunmasıyla da alana katkısı hedeflenmiştir.

Elbette çok sayıda kullanılan yapay zekâ tekniklerinden üç teknikle çalışmak bu tezin uygulama bölümünün sınırlılıklarındandır. Uygulama aşamasında bir diğer sınırlılık ise her işletmenin düzenli faaliyet raporu sağlamaması nedeniyle veride oluşan boşlukların normalleştirilmek zorunda kalınmasıdır. Ayrıca araştırmanın yapıldığı dönem içerisinde bütün dünyayı etkileyen Covid-19 pandemisi, enflasyon ve döviz kurundaki dalgalanmaların etkisinin modellerde değişken olarak ele alınmaması diğer sınırlılıklarıdır.

Tezin içeriği giriş, dört bölüm, sonuç ve öneriler, kaynakça ve eklerden oluşmaktadır.

Giriş bölümünde tezin önemi, amacı, alana katkısı, sınırlılıkları ve içeriği hakkında bilgiler verilmiştir.

Birinci bölümde finansal performans, ikinci bölümde ise yapay zekâ teknolojileri üzerine kavramsal çerçeve sunulmuştur.

Üçüncü bölümde ulusal ve uluslararası literatürde yer alan finansal tahmin çalışmaları incelenmiştir.

Uygulamayı içeren dördüncü bölüm ise araştırma amacını, araştırma sorusunu, araştırma yöntemini ve kullanılan yapay zekâ modelleri ile ilgili bilgilerden sonra ortaya konulan bulguları kapsamaktadır.

Sonuç ve öneriler bölümünde ise araştırma bulguları özetlenerek ve sınırlılıklara değinilerek gelecek çalışmalar için öneriler sunulmuştur.

Kaynakça ve ek ile tez tamamlanmıştır.

1. FİNANSAL PERFORMANS ÜZERİNE KAVRAMSAL ÇERÇEVE

Bu bölümde performans ve performans ölçümü kavramları tanımlanıp performans ölçülmesinin nedenleri ile performans ölçümü yaparken dikkat edilmesi gerekenlere yer verdikten sonra tarihsel gelişimi üzerinde durularak finansal performansın geleneksel ve değere dayalı ölçütleri açıklanarak finansal tahmin üzerine kavramsal çerçeve verilmiştir.

1.1. Performans Tanımı

Fransızca ve İngilizce kökenli "performans" kelimesinin sözlük anlamı iş başarımı olarak geçmektedir. Songur'a (1995) göre belirli bir amaç için yapılan planlar doğrultusunda elde edilen noktayı nicelik ve nitelik açısından belirleyen bir kavramdır. Bayram'a (2006) göre ise bir grubun ya da iş görenin ilgili oldukları örgütün veya birimin hedeflerine, niceliksel ve niteliksel katkılarının ölçü toplamıdır.

Bu geleneksel tanımların yanında, Fay ve Frese (2001) aktif performans kavramına vurgu yapmıştır. İş yerindeki kişilerin atanmış görevlerin ötesine geçebileceği, kendi hedeflerini geliştirebileceği ve bu hedefleri kendi kendine başlatabileceği perspektifini temel alırlar. Aktif performans kavramı ile ayrıca, insanların, örneğin henüz ortaya çıkmamış problemleri çözme girişimleriyle sonuçlanan uzun vadeli bir bakış açısına sahip olduklarını da varsayarlar. Griffin, Neal ve Parker (2007) da bu uzun vadeli bakış açısına vurgu yaparak modern performans kavramını üç bağımsız faktör ile açıklar. Bunlar rolün öngörülen veya öngörülebilir gereksinimleri ile yeterlilik, değişimle başa çıkabilme ve değişimi desteklemesiyle uyumluluk ve değişimi kendi kendine başlatabilme ve geleceğe yönelik olmasıyla proaktifliktir.

Çağdaş yönetim anlayışında performans, bir işletmenin başarısını, diğer bir deyişle, işletmenin amaçlarına ulaşma düzeyini tanımlayan çok boyutlu bir kavramdır (Mistepe,1998). Bir iş sisteminin performansı, belirli bir zaman sonucundaki çıktısı ya da çalışmasının sonucudur. Bu sonuç işletme amacının ya da görevinin yerine getirilme derecesi olarak algılanmalıdır. Bu durumda

performans, işletme amaçlarının gerçekleştirilmesi için gösterilen tüm çabaların değerlendirilmesi olarak da tanımlanabilir (Akal, 2000).

1.1.1. Performans Ölçümü Kavramı

Performans ölçümü kavramını; Coşkun (2000) "İşletmenin neleri elde etmeyi amaçladığı, kullandığı mali ve fiziki kaynaklar ile insan gücünün neler olduğu, elindeki kaynakları hangi yöntem ve usuller uygulayarak amaçladığı hedeflere dönüştürdüğü, faaliyetleri sonucunda elde ettiği mal ve hizmetlerin, hedeflenen amaçların direkt olarak elde edilmesindeki kesin etkileri ile diğer yan amaçların elde edilmesindeki geniş ve dolaylı etkilerin değerlendirilmesi" şeklinde tanımlamıştır.

Performans ölçümü; hizmet, ürün veya işlemlerin yerine getirilirken ne oranda ve nasıl gerçekleştiğini tarafsız olarak ölçme yöntemidir (Aladağ, Güler ve Özdin, 2018). Performans ölçümü, yöneticilere örgütlerinin ne kadar başarılı olduğunu belirlemelerine ve işletmelerinin geleceği ile ilgili doğru kararlar almalarına yardımcı olmaktadır. İşlemlerin ve çıktıların kontrolünü, değerlendirilmesini ve gelişimini sağlamaktadır ve önceden belirlenmiş hedefler ile gerçekleşen sonuçları karşılaştırarak hedeflerden sapmaların boyutunun belirlenmesine yardımcı olmaktadır (Coşkun, 2005). Önemi giderek artan zamana dayalı rekabet stratejisi, yalnızca zaman işleme standartlarına ve teslim süresinin azaltılmasına odaklanmayan, iş gücünün esnekliğini ve teslimat süresine bağlı kalarak yüksek kaliteli ürünler üretme yeteneğini zorlayan performans kriterleri gerektirir (Toni ve Tonchia,2001).

Performans yönetiminin her aşamasında sürekli ölçüm verilerine gerek duyulmaktadır. Performansın geliştirilmesinde ölçümler önemli bir güdüleyici olduğu kadar performans gelişimleri de performans ölçümlerinin yapılmasının güdüleyicisidir denebilir (Akal, 1992).

1.1.2. Performans Ölçülmesinin Nedenleri

Neely (1999) şirketlerin performans ölçme gerekçelerini genel olarak aşağıdaki gibi sıralamıştır:

- İşin değişen doğası;
- Artan rekabet;
- Özel iyileştirme girişimleri;
- Ulusal ve uluslararası kalite ödülleri;
- Değişen örgütsel roller;
- Değişen dış talepler;
- Bilgi teknolojisinin gücü.

Behn (2003) ise performans ölçümünün kendi başına bir amaç olmadığını, sekiz özel yönetim amacına ulaşmada yararlı olabileceği için performans ölçümlerinin yapıldığını ifade eder. Performans ölçütlerinin genel yönetim stratejilerinin bir parçası olarak değerlendirmek, kontrol etmek, bütçelendirmek, motive etmek, teşvik etmek, kutlamak, öğrenmek ve iyileştirmek için kullanabileceğini düşünür. Sekiz amacın tümü için tek bir performans ölçümü uygun olmadığından performans ölçümünün katkıda bulunabileceği yönetimsel amaçları ve bu ölçümleri nasıl uygulayabileceklerini ciddi şekilde düşünmeleri gerektiğini savunur.

1.1.3. Performans Ölçümünde Dikkat Edilmesi Gerekenler

Performans ölçüm sistemleri, işletmelerin kendi gereksinimleri doğrultusunda oluşturulmaktadır. Performans ölçümü işletmelerin noksanlıklarını ve potansiyel gelişme kapasitelerini ortaya çıkarabilecek devamlı iyileştirmeye temel oluşturan bir süreçtir (Köseoğlu, 2005). Jackson (2005) bu sürecin temel ilkelerini şu şekilde belirtmiştir:

– Kavramsallaştırma: Performans göstergelerinin ölçmesi gereken ölçülmesi kolay olandan ziyade anlamlı olandır. Performansın itici güçlerinin anlaşılması, kısmen bir performans ölçüm ve değerlendirme süreçleri tarafından sağlanan içgörülerin sonucudur.

– Paydaş Yaklaşımı: Bu yaklaşımı; performans göstergelerinin anlamı, önemi ve değerinin paydaşlar arasında değişebileceğini kabul eder. Bu nedenle performans ölçüm sistemlerinin; performans göstergelerinin seçimini, tanımını, sunumunu ve kullanımını farklı paydaşlara uyarlaması gerekebilir.

– Açıklık: Performans göstergeleri açıkça tanımlanmalıdır. Pratikte bu, performans boyutunu önemsizleştirmeden olabildiğince somut olmak anlamına gelir. Performans göstergelerinin tanımlanması, toplama ve yorumlamayı basitleştirir, bilgilerin tutarlı bir şekilde derlenme şansını artırır ve işlevsiz davranışın kapsamını azaltır.

– Denge: Performansın farklı yönlerini kapsamak ve takasları anlamak için performans göstergelerini tek başına değil birlikte yorumlama ihtiyacını ifade eder. Denge, dengeli puan kartının kalbindeki ilkelerden biridir.

– Sahiplik: Bu ilke, performans ölçüm sistemlerinin yerel olarak tasarlanması ve uygulanması için bir gereklilik önerir. Bu sürecin kesinlikle merkezinde yer alan her türlü hedefin gerçekçi olmasını sağlama ihtiyacı vardır.

– Yararlılık: Değerlendiriciler, kullanıcıların kontrol edebileceği faktörlere odaklanarak ve bekleyen kararlarla ilgili sorulara öncelik vererek çalışmalarının alaka düzeyini artırabilir.

_ Doğruluk: Bu ilke performans göstergesi verilerinin geçerli ve güvenilir olması ve veri setlerinin eksiksiz ve tutarlı olması gerekliliğini içerir.

_ Bağlam kurma: Performans göstergelerinin sadeliği ve canlılığı, güçlü olduğu kadar bir zayıflıktır. Rakamlar tüm hikâyeyi tam olarak anlatmaz. Bağlam kurma, bazı performans göstergelerine eşit derecede önem vermekten ziyade daha fazla ağırlık vermektir.

_ Dinamizm: Deneyimin, performans göstergelerinin daraltılmasını veya genişletilmesini, yeniden odaklanmasını veya yeniden tanımlanmasını gerektirmesi muhtemeldir. Aynı performans göstergesinin farklı versiyonları, ilerlemenin yanı sıra zaman içinde karşılaştırmaya izin vermek için gerekli olabilir.

_ Paranın Karşılığı: Dinamizm, eski performans göstergelerinin silinmesini ve yeni performans göstergelerinin tek bir bağlantılı sisteme entegre edilmesini gerektirdiğinden 'paranın karşılığını' güçlendirir.

Performans ölçümüne yönelik eleştirilerden bazıları nicelleştirmeye yönelik eleştirilerdir. Değerlendirme, nicel ve nitel yöntemlerin göreli değeri hakkında yoğun tartışmalara neden olmuştur. Performans ölçüm yöntemlerinde, finansal performans ölçüm yöntemlerinin yanı sıra finansal olmayan performans ölçüm yöntemleri de bulunmaktadır. Ancak bu çalışmanın konusu finansal performans olduğundan finansal olmayan performans ölçüm yöntemlerine yer verilmemiştir.

1.1.4. Performans Ölçümünün Tarihsel Gelişimi

Yapılan işlerin başarıya ulaşıp ulaşmadığı çağlar boyunca farklı şekillerde ölçülmeye çalışıldıysa da sistematik olarak performans ölçümünün tarihçesi 19. yüzyılın başlarına kadar dayanmaktadır. Biçimsel ve sistematik olarak ilk uygulamalar Amerikalı Frederick Taylor'ın çalışan verimliliğini iş uygulamaları aracılığıyla ölçmesiyle bilimsel olarak literatürde yer almaya başlamıştır (Uyargil, 2013). 1911'de yayınladığı "Bilimsel Yönetimin İlkeleri" kitabında Taylor (2013): *"Her işçi tarafından yapılan işin miktarı ve işçinin verimliliği kesin kayıtlarla tutulduğunda ve kişi geliştikçe ücret düzeyi de artırılıp, bu standartlara ulaşamayanların görevine son verildiğinde ve onların yerine yeni ve dikkatli seçilmiş iş gücü alındığında hem doğal tembellik hem de sistematik tembelliğin önemli ölçüde önüne geçilecektir"* demektedir. Taylor tarafından geliştirilen standartlar, verileri ve matematiksel formülleri toplamak için bilimsel bir yönteme dayanmaktadır ve bu nedenle birimi yönetmek için bir kontrol mekanizması sağlamıştır. Taylor hem finansal hem de finansal olmayan önlemlere ihtiyaç olduğunu gördü. Maliyet verilerinin yanı sıra zaman çalışmalarından elde edilen bilgilerin karışımı, belirli bir üretim biriminin performansını ölçmek için kullanılabilecek bir dizi bilgi sağlamıştır. Taylor'un maliyet muhasebesi görüşü, yapılan işin doğru ölçümleriyle birleştirilmediği sürece yararlı olmadığı ilkesine dayanmaktadır (Kuske ve Zander, 2005). Taylor'un bilimsel ilkelerinden etkilenen kuruluşlar, tekrarlayan ve eş zamanlı görevleri gruplayarak üretkenliği artırmaya güçlü bir şekilde odaklanmıştır. İş sahipleri belirli bir zamanda daha fazla sayıda birimin nasıl üretileceği üzerine yoğunlaşmıştır. Dolayısıyla, performansı ölçmek için ihtiyaç duydukları şeyler bilgi, üretilen birimlerin sayısı ve ödenen ücretlerdi ve teyit için satış ve kâr rakamlarına bakmışlardır. Bu, iş dünyasında performans ölçümünün doğuşu oldu (Hasan, 2018). 1912 yılında

ROE'ye dayalı ilk istatistiksel yaklaşım olarak DuPont formülü performans ölçümünde kullanılmıştır (Phillips, 2015). O yıllarda çoğu iş kolu aile işletmesi olduğu için geleneksel satış rakamları muhasebesini kullanmıştır. Formülün mucidi Donaldson Brown DuPont şirketinden General Motors'a geçtikten sonra büyük imalat şirketleri hızla bu bilimsel olarak geleneksel yöntemlere alternatif performans ölçümünü kullanmaya başlamıştır (Yadav ve Sagar, 2013). Giderek yöneticiler, ROE gibi finansal muhasebe ölçümlerinin, günümüz rekabet ortamının talep ettiği yenilik ve sürekli iyileştirme faaliyetlerine tek başlarına yanıltıcı sinyaller verdiğini fark ettiler. 1950'lerde Fransız mühendislerin bir yeniliği olan Tableau de bord, günlük işlemlerle daha fazla ilgilenirken stratejik konulara daha az dikkat çekerek finansal ve finansal olmayan performans ölçümlerinin birleştirilmesine vurgu yapmıştır (Epstein ve Manzoni, 1997). 1960 ila 1970 yılları arasında belirlenen hedeflere yönelik yönetim, davranış değerlendirme ve kritik olay tekniği ölçümlerine başlandı. 1970'lerde ortaya çıkan sonuç odaklı performans değerleme sistemi günümüzde de uygulanmaktadır. Kavram olarak "performans yönetimi" ilk kez 1970 yılında kullanılırken, 1980'den itibaren de uygulanmaktadır (Öztürk, 2010; Uyargil, 2013). 1980'lerden beri performans değerlendirmede bireysel özellikler, bilgiye yönelme ile performansın kavramsal ve fonksiyonel tanımı, boyutları, değerlendirme kaynağı ve değerlendiricileri üzerine çalışmalar artmıştır (Altan, 2005). 1985 sonrasında ise bazı kalite ve mükemmellik ödülleri ile yüksek performansın bir ölçüsü olarak kalite ve mükemmellik kavramları ön plana çıkmıştır (Deming, 1986). Cross ve Lynch tarafından 1992 yılında stratejik ölçüm analizi ve raporlama tekniği (SMART) modeli, 1991'de ise performans piramidi geliştirilmiştir. Robert Kaplan ve David Norton, dört farklı perspektifi temsil eden entegre bir ölçüm çerçevesi önermişlerdir: Finans, Müşteri, İç Süreç ve Çalışan Öğrenimi ve Gelişmesi. Buna "Balanced Scorecard" adını vermişlerdir (Kaplan ve Norton, 1992). Görüşleri, tek başına hiçbir perspektifin bir organizasyonun performansını gerçekten yakalayamayacağı ve dolayısıyla dengeli bir yaklaşıma ihtiyaç duyulduğu yönündeydi. Türkiye'deki uygulamalar ise ilk kez kamuda başlayıp işletme bilimiyle modern yönetim tekniklerinin yaygınlaşmasıyla özel sektörün konuya ilgisi artmıştır (Uyargil, 2013). 2003 yılında 4857 sayılı İş Yasasının yürürlüğe girmesiyle ilgi giderek gelişmiştir. Bu iş yasası gereğince çalışanların

iş akitlerinin sonlandırılmasında performans değerlendirme sonuçları yasal bir belge hükmü almış ve işverenlerin değerlendirme sonuçlarına meyli artmıştır (Uyargil, 2013). Öngörücü ölçümlerin performans ölçümünün geleceği ile ilgili yapılan çalışmalarda giderek artacağı görülmektedir. Artık yöneticiler, bir şey çok fazla hasar vermeden önce kontrolden çıkmak üzere olduğunu gösteren istatistiksel süreç kontrolü gibi "öngörücü" performans ölçümlerini aramaya başlamıştırlar (Neely, Gregory & Platts, 2005). Bilişim teknolojilerinin, simülasyon tekniklerinin ve yapay zekâ modellerinin giderek artan bir şekilde uygulanması farklı politika parametrelerinin ve performans hedeflerinin fizibilitesini test etmeyi harekete geçirebilir ve böylece mevcut performans ölçüm sistemlerinin başarısızlığını önlemeye yardımcı olabilir.

1.2. Finansal Performans Ölçümü

Bir firmanın finansal performansı, firmaya ilgi duyan alacaklılar, denetçiler, hissedarlar ve üst yönetim gibi pek çok kişi için önemlidir. Üst yönetim tarafından iç sorunların belirlenmesinde, yatırımcılar tarafından firmanın değerlendirilmesinde ve denetçiler için bir karar verme aracı olarak yardımcı olacak bazı mevcut bilgilere dayalı bir metodolojiye veya modele ihtiyaç duyulur. Finansal performansın ölçülüp değerlendirilmesinde farklı finansal performans göstergeleri kullanılmaktadır (Demirci, 2013). Finansal performans için hangi ölçme aracının uygulanacağı konusunda çok az fikir birliği vardır. Birçok araştırmacı piyasa ölçümlerini kullanır. (Alexander ve Buchholz, 1978; Vance, 1975), diğerleri muhasebe ölçümlerini ortaya koymaktadır (Waddock ve Graves 1997; Cochran ve Wood, 1984) ve bazıları her ikisini de benimsemektedir (McGuire, Sundgren, Schneeweis, 1988). Bir firmanın finansal performansının nasıl değerlendirileceğine dair farklı bakış açılarını temsil eden iki ölçünün farklı teorik sonuçları vardır ve farklı ölçümlerin kullanılması, farklı çalışmaların sonuçlarının Karşılaştırmasını zorlaştırmaktadır.

Şirketler tarafından finansal ve finansal olmayan performans ölçümleri yapılmaktadır. Finansal performans, doğrudan finansal rapora ilişkin değişkenlere vurgu yapmaktadır. Şirketin performansı üç boyutta değerlendirilir. İlk boyut, şirketin üretkenliği veya girdilerin çıktılara verimli bir şekilde işlenmesidir.

İkincisi, kârlılık boyutu veya şirketin kazancının maliyetinden daha yüksek olduğu düzeydir. Üçüncü boyut piyasa primi veya şirketin piyasa değerinin defter değerini aştığı seviyedir (Walker, 2001). Kaplan ve Atkinson'a (1998) göre finansal olmayan performans ölçütleri, çalışanların kaliteyi ve verimliliği artırmasını sağlamak için bir performans ölçütü olarak kullanılmakta ve bu sayede kârlılıkta da dolaylı olarak artış sağlanması beklenmektedir. Esas olan, uzun vadeli finansal performansın etkenlerini tanımlayan sistematik bir performans ölçüm sistemi oluşturmaktır.

Pek çok firmanın sadece geleneksel finansal tabanlı performans ölçüm sistemlerini kullanması, kısa dönemli performans göstergelerine bağlı kalmaları ve firma performansını etkileyen faktörler arasındaki dengeleri kuramamaları, bu alandaki temel eleştiri konuları arasında yer almaktadır (Özbirecikli ve Ölçer, 2002). Finansal karar alan kişi ve kuruluşların kararlarında en büyük yardımcı kullanılan matematiksel ve istatistik temelli modellerdir. Ancak fen bilimlerindeki problemlerin çözümünde büyük başarıyla kullanılan istatistik yöntemleri finansal analiz gibi bir sosyal bilim alanında istendiği kadar başarılı olmamaktadır. Çünkü problemlerin etkileşim içinde oldukları değişken sayısı fazladır. Yapay zekâ teknolojileri ise çok sayıda değişken içeren, değişkenler arasındaki ilişkinin karmaşık olduğu, tüm değişkenlerin bilinmediği, bilinen değişkenlere ait verilerin hata ve eksiklik içerdiği durumlarda, yüksek başarımla sonuç üretebilirler. Finansal analiz bu yaklaşım için çok uygun bir adaydır (Yıldız, 2009).

1.2.1. Geleneksel Finansal Performans Ölçütleri

Öncelikle finansal verilere ve yönetim muhasebesi sistemlerine dayanan (Ghalayani & Noble, 1996) geleneksel finansal ölçütlerinde performans ölçüm sistemlerinin amacı, işlevsel kontrol ve dış finansal raporlama sağlamaktır (Kuwaiti, 2004).

Tablo 1'de geleneksel performans ölçütlerinin özellikleri gösterilmektedir.

Tablo 1. Geleneksel Performans Ölçütlerinin Özellikleri

Özellik	Geleneksel Performans Ölçütleri
Temel yapı	Muhasebe standartları
Ölçütler	Finansal
Denetim	Orta ve üst düzey yöneticiler
Sıklık	Haftalık ya da aylık gecikme
Gerçekle bağlantı	Dolaylı, yanıltıcı
İlgi düzeyi	Yok sayılmış
Biçim	Sabit
Yerel-küresel ilgi düzeyi	Statik, değişken olmayan
İstikrar	Statik, değişmeyen
Hedef	İzleme
Yeni iyileştirme yaklaşımları için destek	Uyum sağlamak zor
Sürekli iyileştirmeye etkisi	Engelleyici

Kaynak: (Ghalayani & Noble, 1996)

1.2.1.1. Net Kâr Marjı

Net kâr marjı, faiz, vergiler ve imtiyazlı hisse temettüleri dahil olmak üzere tüm maliyet ve giderler düşüldükten sonra kalan her satış tutarının yüzdesini ölçer. Firmanın net kâr marjı ne kadar yüksekse o kadar iyidir (Gitman & Zutter, 2012). Kâr marjı, net gelirle sonuçlanan satışların her biriminin yüzdesinin bir ölçüsüdür. Net kâr marjını bulmak için, net kâr net satışlara bölünür (Weygandt, Kimmel & Kieso 2012).

$$Net\ Kar\ Marjı = \frac{Net\ Kar}{Net\ Satışlar}$$

Net kâr marjının hesaplanmasında, firmanın göreli etkinliğini belirlemek için olağanüstü giderler dışında bütün giderler ve vergiler dikkate alınır (Berk, 1999, s. 48).

1.2.1.2. Aktif Kârlılık Oranı

Varlıkların ne ölçüde kârlı kullanıldığını ölçmeye yarayan aktif kârlılık oranı vergi öncesi kâr ve vergi sonrası kâr rakamlarına göre hesaplanabilir. Vergi öncesi ve vergi sonrası kâr alınarak iki farklı şekilde hesaplanabilen aktif kârlılık oranı, finansman biçimine göre farklı sonuç vermesi ve payı ile paydası arasında tutarlılık bulunmaması sebebiyle kârlılığın değerlendirilmesinde çok da anlamlı görülmemektedir (Aydın, Coşkun, Bakır, Ceylan, & Başar, 2004, s. 55).

Aktif kârlılık oranı, bir işletme tarafından kazanılan getirinin, kullandığı her bir varlık sınıfından kazanılan getirilerin toplamı olduğu varsayımına dayanır (Berman, 2008).

$$Aktif\ Kârlılık\ Oranı = \frac{Net\ Kâr}{Aktif\ Toplamı\ (Toplam\ Varlıklar)}$$

1.2.1.3. Öz Sermaye Kârlılığı

İşletme ortakları veya sahiplerinin koydukları sermayenin bir birimine denk gelen kâr oranını öz sermaye kârlılığı göstermektedir. Oran hesaplanırken öz sermayede değişiklik var ise ortalama sermaye, yok ise dönem sonu tutarının alınması gerekmektedir (Berk, 1999).

$$Öz\ Sermaye\ Kârlılığı = \frac{Net\ Kâr}{Öz\ Sermaye}$$

Net kâr marjı ve toplam varlık devir hızı bu oranı etkiler. Oranın yüksek olması olumlu düşük olması ise olumsuz yorumlanır (Aydın, Coşkun, Bakır, Ceylan, & Başar, 2004, s. 55)

Bu oranda kâr, ticari kâr, mali kâr, bunların vergi öncesi ve sonrası tutarları, gerçek kâr gibi anlamlarda öz sermaye ise dönem başı, dönem sonu, bunların

ortalaması, düzeltilmiş dönem başı ve dönem sonu sermayesi gibi çeşitli anlamlarda kullanılabilir. Kâr amaçlı kuruluşlarda bu oranın, piyasa faiz oranından düşük olması, öz kaynak kârlılığının yetersiz olduğu şeklinde yorumlanabilir (Durmuş & Arat, 2000, s. 218-221).

1.2.1.4. Hisse Başına Kazanç

Dönem net kârı, şirket ortaklarına kâr payı olarak dağıtılabilir ancak işletmenin oto finansmanında kullanılmak amacıyla dağıtılmaz. Hisse başına kazanç, işletmenin her bir hissesine düşen dönem net kârını göstermektedir (Deha Yayınları, 2019, s. 120). Bu oran özellikle işletmelere uzun vadeli ortak olacaklar için önem taşımaktadır (Tesmer, 2004, s. 58).

$$Hisse\ Başına\ Kazanç = \frac{Net\ Kâr}{Hisse\ Senedi\ Sayısı}$$

Yıllık net kârın hisse senedi sayısına bölünmesi ile bulunan bu oran, öz sermaye kârlılığı konusunda anlamlı bilgi veren oranlardan bir tanesidir. Dönem kârının tümü ortaklara dağıtıldığında her bir ortağın hissesine düşen kâr payını ifade eden bu oran yatırımcılar açısından önemlidir ve yüksek kâr payı dağıtım yapan şirketlere yatırım yapmayı tercih ederler (Berk, 1999, s. 50).

1.2.1.5. Fiyat / Kazanç Oranı

Hisse senedi borsa değeri, hisse başına gelire oranlanarak hesaplanan bu oranın yükselme eğilimi göstermesi hisse senedinin fazla değerlendiğini, oranın düşmesi ise satın alma için uygun olduğunun göstergesidir (Aydın, Coşkun, Bakır, Ceylan, & Başar, 2004, s. 56).

$$Fiyat - Kazanç\ Oranı = \frac{Hisse\ Senedinin\ Dönem\ Sonu\ Piyasa\ Fiyatı}{(Dönem\ Net\ Kârı/Hisse\ Senedi\ Sayısı)}$$

$$Fiyat - Kazanç\ Oranı = \frac{Şirketin\ Dönem\ Sonu\ Piyasa\ Değeri}{Şirketin\ Dönem\ Net\ Kârı}$$

Hisse senedini elinde bulunduran yatırımcının, elindeki hissenin değerine uygun gelir elde edip etmediğini ortaya koyan bir orandır (Tesmer, 2004, s. 58).

1.2.2. Değere Dayalı Finansal Performans Ölçütleri

Günümüzde sıkı rekabet koşulları ve pazarı hedef alan yönetim anlayışının yerini maliyet odaklı yönetim anlayışlarına bırakmasıyla değer tabanlı performans ölçümleri ortaya çıkmıştır. Geleneksel yöntemler, performans ölçümlerinde sermaye maliyetini dikkate almadığı için yaratılan değeri ölçmede yetersizdirler. Değere dayalı finansal performans, ölçütleri ise kaynakların etkin kullanımına, diğer işletmelerle karşılaştırmaya, sermaye maliyetlerini de ölçüme katarak yatırım kararlarına odaklanmaya imkân sağlar (Hacırüstemoğlu, Şakrak, & Demir, 2002).

Firmalar uzun vadeli ana hedef olarak hisse değerine odaklanmaya başladıkları için, muhasebe tabanlı ölçütler finansal performansın ölçümünde yetersiz olarak görülmüştür. Bu ölçütler, hisse değerini artıran etkenleri hesaba katmadığından hem öz sermaye hem de borç maliyetlerini performans hesaplamalarına dahil eden değere dayalı ölçüler oluşturulmuştur (Venanzi, 2012, s. ix-3).

1.2.2.1. Ekonomik Katma Değer

İşletmelerin ürettiği ya da kaybettiği değerin dönemsel olarak bir yıllık tutarını gösteren EVA, vergi sonrası net kârın, o kârı elde etmek için kullanılan sermaye maliyetinden arındırılması ile ulaşılan değerdir. İşletmenin bütünü için ya da her bir bölüm için ayrı ayrı da hesaplanabilir (Hacırüstemoğlu, Şakrak, & Demir, 2002).

$$EVA = Vergi\ Sonrası\ Faaliyet\ Karı - [Ağırlıklı\ Ortalama\ Sermaye\ Maliyeti\ x\ (Toplam\ Kaynaklar - Borçlar)]$$

EVA, gerçek kârlılığa yenilikçi bir bakış açısıyla geleneksel kâr ölçülerinden farklı olarak borç sermayesi maliyeti ve dolaylı öz sermaye maliyeti hariç bakar. Bu şekilde, EVA hissedarların servet maksimizasyonu gerekliliği ile uyumlu olduğundan kurumsal başarının modern bir ölçüsü olarak görülmektedir (Grant, 2003, s. 2).

EVA'nın evrimi, klasik bir "artık gelir" kavramıyla gelişen ekonomik kâr kavramına kadar izlenebilir. Artık gelirin muhasebe performansı ölçüsü, bunu bir sermaye masrafı ile azaltılan işletme kârı olarak tanımlar. Toplam net kazançtan, yatırılan sermayenin cari oranda faizinin düşülmesi ile ilişkilendirilir (Saurabh, 2019, s. 4).

1.2.2.2. Yatırımın Nakit Akım Kârlılığı

Yatırımın Nakit Akım Kârlılığı (CFROI), HOLT Value Associates ve Boston Consulting Group tarafından geliştirilen ekonomik değer ölçüsüdür. (Venanzi, 2012, s. 24).

Yatırımın nakit akışı getirisi, yatırımın beklenen getirisini nakit akışlarını kullanarak ve paranın zaman değerini dikkate alarak ölçmeye çalışır. Başka bir deyişle, mevcut yatırımlar için tasarlanmış, iç verim oranının değiştirilmiş bir versiyonudur. CFROI, bir şirketin yatırımlarının iyi, tarafsız veya zayıf yatırımlar olup olmadığı konusunda yargıda bulunmak için sermaye maliyeti ile karşılaştırılır. Bir firma değerini artırmak için, sermaye maliyeti ile yatırımın nakit akım kârlılığı arasındaki fark artırılmalıdır (Damodaran, 1999, s. 59).

1.2.2.3. Hissedar Katma Değeri

Hissedar değer analizi, yönetim kararı ve stratejileri ile değer yaratma arasında bağlantı kurmaya yardımcı olur. Hissedar katma değeri, yöneticilerin hissedarlar için değer yaratabilecek kararlar almasını sağlar. Yönetim, yatırım ve finansman kararlarını alırken hissedarlar için bu değeri dikkate almak zorundadır. Hissedar değeri analizi, yönetimin kısa vadeli kârlılıktan ziyade hissedarlar için değer yaratan faaliyetlere odaklanmasına yardımcı olur (Panigrahi, Zainuddin, & Azizan, 2014, s. 284).

Hissedar katma değeri, hissedarların belirli bir yılın sonunda elde ettikleri servetin önceki yıl sahip oldukları ile arasındaki fark için kullanılmaktadır. Hisse senedi piyasa değerindeki artış, hissedar katma değeri değildir (Fernandez, 2002, s. 3).

1.2.2.4. Nakit Katma Değer

Nakit katma değer (CVA), öz sermaye de dahil olmak üzere sermaye kaynaklarının kullanımı için ücretlendirilen herhangi bir kâr ölçüsünü tanımlayan artık gelir ölçümlerindendir (Young & O'Byrne, 2001, s. 448).

Nakit katma değer veya CVA, EVA'nın tüm sermaye maliyetlerini hesaba katma avantajını korurken, EVA'nın düzeltilmiş versiyonundan bile nakit akışına daha yakın bir kâr rakamı üretmek için tasarlanmış alternatif bir artık gelir ölçüsüdür. CVA ve EVA arasındaki en önemli fark, ikincisinin net amortisman olması, birincisinin ise net olmamasıdır (Young & O'Byrne, 2001, s. 439-440).

1.2.3. Finansal Tahmin Kavramı

Finansal tahmin, piyasa katılımcıları için gelecekteki faaliyetleri etkileme konusunda önemli bir yeteneğe sahiptir. Doğru tahminler sağlamak genellikle piyasa katılımcılarının maliyetler etrafındaki belirsizliği azaltmalarına, piyasa eğilimlerini belirlemelerine ve finansal araştırmalarda istatistiksel modellerle sıklıkla elde edilebilen verimli planları yönetmelerine yardımcı olur. Bu tür modeller açıklayıcı veya tahmin edici olabilir ve nedensellik veya tahmin açısından teorileri değerlendirmeye ve geliştirmeye hizmet eder (Shmueli 2010).

Açıklayıcı modellerle karşılaştırıldığında, tahmine dayalı modeller bazı çekici özelliklere sahiptir (Shmueli ve Koppius 2011). İlk olarak büyük, karmaşık bir veri kümesindeki daha temel modeller ve ilişkiler, tahmine dayalı analiz tarafından yakalanabilir ve bu nedenle yeni nedensellik önerilebilir.

Tahmine dayalı modeller, veri kümesindeki aşırı sayıdaki aykırı değerlerden kaynaklanan girişimi azaltabilir ve oluşturulan modeli basitleştirebilir. Ayrıca, tahmine dayalı modeller, yüksek açıklama kabiliyetine sahip tahmin edicilerin tahmin kabiliyetini değerlendirebilir ve tahmine dayalı modeller ile daha doğru tahminler sağlanabilir.

2. YAPAY ZEKÂ TEKNOLOJİLERİ İLE İLGİLİ KAVRAMSAL ÇERÇEVE

Bu bölümde yapay zekânın tanımı, tarihsel gelişimi ve kullanım alanları üzerinde durulduktan sonra yapay zekâ teknolojileri açıklanarak makine öğrenmesi ile zaman serisi tahmininin kavramsal çerçevesi verilmiştir.

2.1. Yapay Zekâ Kavramı

Yapay zekâ, bilgisayar bilimi ve akıllı makinelere dayalı, ancak bir insanın doğrudan müdahalesi olmadan insan zekasını simüle eden karmaşık bir kavramdır. İnsanların düşünme tarzları ve yöntemleri analiz edilerek kodlama ile benzer yönergeler hazırlanıp makineler veya yazılımlar aracılığıyla farklı senaryolarda kullanılmaktadır. İnsan zekasına ait öğrenme, düşünme, çıkarım yapma gibi özellikleri otonom olarak yapabilmesi yapay zekadan beklenmektedir.

2.1.1. Yapay Zekânın Tanımı

Türk Dil Kurumu sözlüğünde zekâ, "insanın düşünme, akıl yürütme, objektif gerçekleri algılama, yargılama ve sonuç çıkarma yeteneklerinin tamamı" şeklinde tanımlanmaktadır. Tam olarak kesin tanımı üzerine fikir birliği olmasa da İktisadi İşbirliği ve Gelişme Teşkilatı (OECD) (2016) yapay zekayı "makinelerin ve sistemlerin bilgi edinme ve uygulama ve akıllı davranışı gerçekleştirme yeteneği" olarak ifade etmektedir. Amerikalı bilim insanı ve fütürist Ray Kurzweil'in (1992) "insanlar tarafından gerçekleştirildiğinde zekâ gerektiren işlevleri yerine getiren makineler yaratma sanatı" şeklindeki yapay zekâ tanımı ise en yaygın kullanılanıdır.

Yapay zekâ tanımları, dört kategoride sınıflandırılabilir (Russel ve Norving, 1995):

- İnsan gibi düşünen sistemler; zeki davranış tüm bilişsel işleri müzakereciyi kandıracak ölçüde insana benzer şekilde yerine getirebilmektedir.

- İnsan gibi davranan sistemler; eğer bir programın girdi ve çıktısı, zamanlaması insan davranışına uyuyor ise, bu programın insanca olduğunu veya programın insan gibi düşündüğü söylenir.
- Rasyonel düşünen sistemler; yapay zekâda mantıksal akımı savunanlar bu tür programlar aracılığı ile zeki sistemler geliştireceklerine inanmışlardır.
- Rasyonel davranan sistemler; yapay zekânın önerdiği davranışlar mantıklıysa rasyonel davranan sistemlerden bahsedilir.

2.1.2. Yapay Zekânın Tarihsel Gelişimi

Yapay insan yapma hayalinin milattan önce Yunan mitolojilerine kadar uzandığını bilinmektedir. Mantık biliminin kurucusu olarak bilinen Aristo (M.Ö. 384-322) mantıksal önermeler ve bu önermeleri kullanarak çıkarsama yapmanın kurallarını belirlemiştir. Günümüzün iki değerli (0-1) mantığını borçlu olduğumuz Aristo'nun mantık ilkeleri sayesinde sayısal bilgisayarların var olabildiği söyleyebilir (Yıldız, 2009).

Günümüzde anladığımız anlamıyla bilgisayar programcılığının ve kodlamanın temel izleğini oluşturan "allgoritma" bir problemin çözümünde takip edilecek yol anlamındadır ve Alan Turing'den çok daha önce 700'lü yıllarda yaşayan bu alanın öncüsü olan Harezmi'nin isminin Latince yazılışıdır (Özkan, 2018). Mekanik hareketlerden mühendislikte faydalanmayı içeren bir kitap olan Kitabül Hiyel ilk robotik çizimleri ve makine algoritmalarını bize sunmasıyla gene Müslüman bir alim olan Cezeri tarafından yazılmıştır.

Günümüz bilgisayarlarının yapay zekâ konusundaki ilerlemelerin bir adımı olarak düşünüldüğünde, bilgisayar ve yapay zekâ teknolojisinin ortak bir geçmişe sahip olduğu görülür. (Yıldız, 2009). Yapay zekâ konusundaki gelişmeler 17. Yüzyıla kadar uzanır. Blaise Pascal (1623-1662), vergi memuru olan babasının bitmek bilmeyen hesaplamalarını kolaylaştırmak için, daha 19 yaşındayken, toplama ve çıkarma yapabilen "Pascaline" adlı bir makine icat etmiştir. Gottfried Wilelm Leibniz (1646-1716) bu makineyi çarpma ve bölme de yapabilecek şekilde geliştirmiştir. Leibniz'in bilgisayar teknolojisine en büyük katkısı, günümüz bilgisayar teknolojisinin temelini oluşturan ikili sistemi (sadece 0 ve 1 kullanan sayı sistemi) geliştirmesidir. Leibniz ve Pascal'ın mekanik hesaplayıcıları yapay

zekâ konusunda atılmış ilk somut adımlar olarak kabul edilebilir. Charles Babbage (1791-1871) mekanik bir hesaplayıcıyı 1832 yılında tasarlamıştır. Yaklaşık 25.000 parçadan oluşan ve "Fark Makinesi (difference engine)" adını verdiği bu hesaplayıcıyı tamamlayamayan Babbage, Analitik Makine (analytical machine) adını verdiği ve delikli kartlarla programlanabilir bir yapıya sahip ikinci bir makine tasarlamış ancak bu makineyi de tamamlayamamıştır. Bu makinede kullanılan tasarım, günümüz bilgisayarlarında da kullanılmaktadır. Bu makine için program yazan ünlü şair Lord Byron'un kızı Ada Lovelace tarihteki ilk programcı kabul edilir. George Boole (1815-1864) "ve", "veya", "değil" mantıksal işlevlerini geliştirmiştir. Bu işlevler bugün bile mantıksal hesaplamaların temelini oluşturmaktadır. Warren McCulloh ve Walter Pitts 1943 yılındaki çalışmalarında sinir hücresini modellemişlerdir. Bu çalışma ile yapay sinir hücrelerinden oluşan bir ağın her türlü fonksiyonu hesaplayabileceğini ve yapay sinir hücrelerinden oluşan ağın öğrenebileceğini iddia etmişlerdir. 1943 yılında yayınladıkları "A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity" adlı makale ise yapay zekâ tarihinde dönüm noktası kabul edilmektedir. Claude Shannon 1950 yılında yazdığı makalesinde satranç oynayan bir bilgisayarı ele almıştır. O günün koşullarında bu bilgisayarın bir saniyede 10120 hamleyi analiz etmesi sonucunda ilk hamlesi için 3x10106 yıl beklemek gerektiğini tespit etmiş ve sezgisel yaklaşımın gereğini ortaya koymuştur. Yapay zekâ alanındaki en ünlü makalelerden biri olan "Hesaplama makineleri ve zekâ" Alan M. Turing (2012) tarafından 1950'de yazılmıştır ve bugün dahi güncelliğini koruyan, bir makinenin zeki olup olmadığını anlamaya çalışan bir test önermiştir (Yıldız, 2009). Turing Testinde bilgisayar, insan ve sorgulayıcı olmak üzere üç taraf vardır. Soruların ve yanıtlarının tuşlar ve ekran vasıtasıyla yapıldığı bu oyunda, cevaplar incelenerek, bu cevapların sahibinin makine mi yoksa insan mı olduğunu anlamak hedeflenmektedir (Göksungur, 2008).

John McCarthy'i yapay zekâ tarihinde önemli kılan, öncülüğünde Dartmount Kolejinde düzenlenen 1956 yılındaki toplantıdır. Yapay zekâ kavramı ilk kez McCarthy'nin önerisi ile kullanılmaya başlanmıştır. Toplantıya katılanlar genel olarak paylaşacak bir şeylerin bulunmamasına rağmen Newell ve Simon kendi hazırladıkları ve düşünebildiğini iddia ettikleri Logic Theorist adlı ilk yapay zekâ

yazılımını sunmuşlardır. Bir yapay zekâ programlama dili olan LISP 1958 yılında McCharthy tarafından geliştirilen yapay zekâ programlama dilidir. McCharthy aynı yıl bilinen en kapsamlı yapay zekâ örneği olan Advice Taker adlı sistemi geliştirmiştir. Yapay zekâ konusunda 60 ve 70'li yıllar ümitlerin boşa çıktığının görüldüğü bir dönem olmuş, James Lighthill 1971 yılında İngiliz bilimsel Araştırma Komisyonu raporunda yapay zekâ adlı bir bilim dalına gerek olmadığı öne sürülmüştür. 1965 yılında Lotfi Zadeh bulanık mantık (Fuzzy Logic) konusunda makalesini yayınlamıştır. Daha sonra yapay zekâ alanında çok önemli bir adım olarak nitelenecek bu gelişme yıllarca kimsenin dikkatini çekmeyecektir. Uzman sistem olarak adlandırılan Dendral, Bruce Buchanan, Joshua Lederberg ve Edward Feigenbaum'dan oluşan üç kişilik ekip tarafından geliştirilmiştir. Bu sistem uzmanlığı bilgisayar ortamına aktaran ilk yapay zekâ sistemidir. Bu ekip 1976 yılında acemi doktorlardan çok daha başarılı teşhis yapabilen, bulaşıcı kan hastalıklarının teşhis edilmesi amacıyla MYCIN adlı bir uzman sistem geliştirmiştir. Stanford Üniversitesi MYCIN'nın kurallarını silerek içine yeni kurallar ilave edip başka amaçlar içinde kullanılabilir hale getirmiştir. Uzman sistem kabuğu (expert system shell) olarak adlandırılmış ve hızlı bir şekilde uzman sistem geliştirmek için tercih edilen bir yöntem EMYCIN olacaktır. Minsky ve Papert tarafından tek sinir hücresinden oluşan yapay sinir ağının performansının farklı olmayacağının ileri sürülmesi yapay sinir ağı konusundaki girişimleri önünü kesen bir neden olmuştur. 1975 yılında John Holland doğal seçilim ve genetik bilgisini problem çözme amacıyla bilgisayar ortamına uyarlayarak genetik algoritma teknolojisini ortaya çıkarmıştır. 80'li yıllarda yapay sinir ağı yazılımlarının ihtiyaç duyduğu donanım PC'ler aracılığı ile yaygınlaşmasına zemin hazırlamıştır (Yıldız, 2009).

1997 yılında IBM'in geliştirdiği bir bilgisayar olan Deep Blue, Rus satranç ustası Garry Kasparov'u mağlup etmiştir. 2011 yılında, yine IBM tarafından üretilen bilgisayar ''Watson'', bir soru cevap yarışma programı olan ''Jeopardy''yi şampiyonlar Brad Rutter ve Ken Jennings'i yenerek kazanmıştır. Gene bu yıl, konuşan bilgisayar ''chatbot'' Turing testinde, bilirkişileri kendisinin gerçek bir insan olduğuna inandırmayı başarmıştır (Durakcan, 2015). Hong Kong merkezli bir şirket olan Hanson Robotics tarafından 2017'de yapılan insansı bir robot olan

“Sophia”, muzipçe gülümseyebildiği, göz kapaklarını sildiği, şarkı söyleyebildiği ve fıkra anlatabildiği için insana çok benzemektedir (Bahishti, 2017). Imam ve Cleland (2020) beynin koku almak için kullandığı beyin aktivitelerini belirleyerek memeli koku soğanı mimarisine dayanan ve Intel Loihi nöromorfik sistemi üzerinde uygulanan, koku örneklerinin hızlı çevrimiçi öğrenimi ve tanımlanması için bir sinirsel algoritma geliştirdiklerini açıklamışlardır. Gelecekte, bu tür nöromorfik çiplere sahip robotlar tehlikeli maddeleri izlemek, tespit etmek veya fabrikalarda kalite kontrolü yapmak için kullanılabilir. Robotlar, farklı senaryolarda kokuyu takip ederek tehlikeli maddeleri tanımlamak için kullanılabilir. Son olarak Google car ve Tesla gibi kendi kendine sürüş yapan araçlar trafikte görülmeye başlamıştır.

2.1.3. Yapay Zekânın Kullanım Alanları

Özellikle son on yılda yapay zekânın kullanıldığı alanlar giderek artış göstermektedir. Burada pek çok kullanım alanından en çok öne çıkan birkaç alan üzerinde durulacaktır.

Akıllı Şehirler: Başta Çin’in pek çok şehri olmak üzere birçok şehir şu anda akıllı şehir adı altında geliştirilmektedir. Akıllı bir teknoloji ne kadar devrimci olursa, onu bütünleştiren şehrin dönüşümü de o kadar büyük olmaktadır. Bugün, örneğin kendi kendini süren arabalar, robotlar ve kentsel altyapı yönetiminin otonom platformları şeklindeki yapay zekâ inovasyonu, akıllı şehri büyük ölçüde bilinmeyen bir kentsel yaratığa dönüşmeye zorlamaktadır (Batty, 2018; Allam ve Dhunny, 2019). Muhtemelen tarihte ilk kez, yapay olarak akıllı kentsel teknolojiler, kentsel hizmetlerin yönetimini insanların elinden almakta ve şehri özerk bir şekilde işletmektedir. Yapay zekâ artık kentsel hizmetlerin sağlanmasının ve kentsel altyapının bakımının ötesine geçmektedir. Yapay zekâ, kentsel yönetişim ve planlama alanlarına girerek karar verici ve politika yapıcılar haline gelmektedir (Zhang vd., 2019).

Bankacılık ve Finansal Hizmetler: Müşteri ve işlem verileri, bankaların ve sigorta şirketlerinin sürekli olarak topladığı, sıraladığı, işlediği ve bağlantı kurduğu ana kaynak olduğundan, finansal hizmetler endüstrisi yapay zekâ için büyük bir potansiyel göstermektedir (Groot, 2017). Pek çok banka ve finans şirketlerinin

genellikle mobil uygulamalarında veya sosyal medyada yapay zekâlı sohbet robotları veya robo-danışmanlarını hizmete sunduğu görülmektedir.

Eğitim: 30 yılı aşkın bir süredir kurulan eğitimde yapay zekâ alanı ile (O'Shea & Self, 1986), eğitimde yapay zekâ uygulamaları, yapay zekâdaki hızlı gelişmelerle birlikte son yıllarda hem bilgisayar bilimi hem de eğitim alanlarından araştırmacıların ilgisini artırmıştır. Yapay zekâyı eğitimde kullanmak, üretken öğrenme etkinlikleri tasarlamak ve daha iyi teknolojiyle geliştirilmiş öğrenme uygulamaları veya ortamları geliştirmek için yeni fırsatlar yaratmıştır. Bununla birlikte hem bilgisayar hem de eğitim alanlarından çoğu araştırmacı ve uygulayıcı için ilgili faaliyetleri veya sistemleri uygulamak bir zorluk olmaya devam etmektedir (Kay, 2012). Çünkü akıllı öğretim sistemleri ve uyarlanabilir öğrenme sistemleri geliştirmenin zorlukları sadece bilgisayar programlama becerileri değil, aynı zamanda insan uzmanların zekâsını simüle etme teknikleridir.

Eğlence: Oyun oynama kültürünün, insanın fiziksel, sosyal aktiviteden uzak kaldığında bir rahatlama yeri olduğu kanıtlanmıştır (Dyer-Witheford & de Peuter, 2021). Teknolojinin ve iletişim sistemlerinin kullanılabilirliğinin gelişmesiyle birlikte, yapay zekâ alanında oyunlarda tasarım ve araştırmalar da hız kazanmıştır (Yannakakis & Togelius, 2018). Oyunların yapay zekâ test yatağı olarak kullanılmasının temel nedeni, ucuz, kolay tekrarlanabilir ve kontrol edilebilir olmasının yanı sıra eğlenceli bir ortam olmasıdır (Risi & Preuss, 2020). Gelecekteki yapay zekâ araştırma çabaları, psikolojik çalışma ve duyuşsal bilimlerle bağlantılı olarak bilgi ve hesaplama arasında köprü kurmak için multidisipliner bir bakış açısıyla eğlence oluşturmaya devam edecektir.

E-ticaret: E-ticaretteki yapay zekânın ana görevi, yaratıcı düzenlemeleri ve müşteri karşılaşmalarını yönlendirmektir. E-ticarette yapay zekânın bazı ana kullanım örnekleri; özelleştirilmiş alışveriş, ürün teklifleri ve stok yönetimi bölgesindedir. Ayrıca yapay zekâ, firmaların E-ticaret alanındaki yapay zekâ beklentilerini etkilemesine yardımcı olabilir (Areiqat ve vd., 2021).

Havacılık: Yapay zekâ teknolojilerinin havacılık alanında kullanıldığı yerler; mürettebat tarafından, özellikle kritik durumlarda, çok sayıda dikkate alınması gereken operasyonel kararlar için destek faktörler, akıllı mürettebat arayüzü, hava

trafik bilgilerinin toplanması, işlenmesi ve analizi ve hava trafik kontrol sistemlerinde uygulanması, gerçek uçak akışlarına maksimum düzeyde uyarlanmış hava sahası yapısının optimizasyonu, havaalanı bölgesindeki uçakların uçuş rotalarının optimizasyonu, uçak ve insansız hava sistemleri arasındaki çarpışmaları tespit etmek ve önlemek için araçların geliştirilmesi, havadaki bileşenlerin ve düzeneklerin teşhisi, savaş görevlerini çözme vb. olarak özetlenebilir (Kulida & Lebedev, 2020).

Hukuk: Bugün avukatlar, son derece soyut olandan rutin ve mekanik olana kadar uzanan bir dizi görev yapmaktadır. Günümüzün yapay zekâsının, kullanabileceği bir temel yapı veya model varsa, yasal bir görevi otomatikleştirme olasılığı çok daha yüksektir. Amerika'da yargıçların cezai sanıklar için hüküm verme veya kefalet kararları vermede yapay zekâ sistemlerinden yararlandıkları bilinmektedir. Örneğin bir yargıç, yargılanmak üzere bir sanığı kefaletle serbest bırakmaya karar verirken, genellikle sanığın kaçma veya yeniden suç işleme tehlikesine ilişkin bir risk değerlendirmesi yapmak zorundadır. Günümüzde hakimler, sanığın yeniden suç işleme riskini ölçmeye çalışan bir puan sağlamak için yapay zekâ kullanan yazılım sistemlerini giderek daha fazla kullanmaktadır. Bu sistemler genellikle geçmiş suç verilerini kullanan ve yargıç önünde sanık hakkında bir tahminde bulunmak için tahminde bulunmaya çalışan makine öğrenimi algoritmalarını kullanmaktadır. Hâkim, bu otomatik risk değerlendirme puanlarına bağlı olmasa da genellikle hâkimin kararlarında etkilidir (Kehl & Kessler, 2017).

Muhasebe: Bu alandaki yapay zekâ uygulamalarının geçmişi 1980'lere kadar izlenebilmektedir Akademisyenler ve uygulayıcılar tarafından denetim, finansal muhasebe, kişisel finansal planlama, vergilendirme ve yönetim muhasebesi alanlarında yapay zekâ uygulaması üzerine kapsamlı araştırmalar yapılmıştır. Muhasebe disiplininde uzman sistemlerin geliştirilmesi ve kullanımı muhtemelen en çok çalışılan alandır (Baldwin, Brown & Trinkle, 2006). Uzman sistemler, insan uzmanların davranış ve uzmanlığını kopyalamaya çalışan, insan bilgi ve deneyimini depolayarak kurallara dönüştürmeye çalışan ve böylece muhasebe problemlerini çözmeye çalışan ve bazı muhasebe görevlerini yerine getirmeye çalışan yazılım programları olarak kabul edilmektedir (Sutton ve vd. 2016). Muhasebecilerin makine öğrenimi ve veri analitiği konusundaki yetkinlikleri,

diğer çalışanlara karmaşık modelleri anlamada ve verilerin doğru anlamını türetmede destek sağlayabilecekleri için giderek daha değerli olacaktır (ICAEW, 2017).

Müşteri İlişkileri: Görevi belirlenmiş bir personele taşımak adına iletişim ve müşteri hizmetleri için bir araç olarak yapay zekânın kullanılması giderek yaygınlaşmaktadır. Sistemin otomatik problem çözme diyalogları sağladığı ve gelen çağrılar için uygun bir yönlendirme süreci kullandığı gelişmiş yönlendirme şemalarının kullanılmasını sağlar. Yönlendirme süreci, otomatik sistemin sorunu çözme olasılığını ve ayrıca müşterinin manuel iletişim kutusuna ulaşması için beklenen bir bekleme süresini belirmektedir. Yönlendirme işlemi, aramanın nasıl yönlendirileceğini belirlemek için bu bilgiyi kullanır (Joseph ve vd., 2004).

Siber Güvenlik: Siber güvenlik, sistemlerin tehdit ve zafiyetlerden korunmasını sağlamak ve kullanıcılara doğru hizmetleri verimli bir şekilde sunmak için çeşitli önlem, yöntem ve araçların kullanılması anlamına gelir. Siber güvenliğin amacı, tehditleri mümkün olduğunca korumak, kaza öncesi tespit, kazada müdahale ve kaza sonrası kurtarma gerekliliklerini zamanında ve etkin bir şekilde yerine getirmektir Yapay zekânın siber güvenlik alanında kullanılması en yaygın olarak şu uygulamalarda görülmektedir: Kullanıcı erişim doğrulaması, ağ durumu farkındalığı, tehlikeli davranış izleme ve anormal trafik tanımlaması (Zhang vd., 2021).

Tıp: Yapay zekâ teknolojileri tıp alanında, daha erken teşhis ve teşhis yoluyla hasta bakımının iyileştirilmesine, iş akışının iyileştirilmesine, böylelikle tıbbi hataların azaltılarak tıbbi maliyetlerin ve ölüm oranlarının düşürülmesine dönüşecektir ancak tıp alanında yapay zekâ kullanımı son eylemin insanlarda olduğu bir karar destek sistemi olarak kalmalıdır (Mintz & Brodie, 2019). Bununla beraber, yapay zekânın çok sayıda çalışmada insanlardan daha iyi performans gösterdiği belirtilmiştir. 2018'de Çin'in Pekin kentinde, BioMind adlı bir yapay zekâ yazılımı, beyin tümörlerini teşhis etme ve beyin hematomlarının genişlemesini tahmin etme konusunda Çin'deki en iyi 15 doktorla karşı karşıya gelmiştir. İki tur rekabette BioMind, her seferinde doktorlardan daha iyi performans göstermiştir (Elahi, 2020).

Turizm: Seyahat ile ilgili karar verme sürecinin karmaşıklığı düşünüldüğünde turizm ve akıllı sistemler mükemmel uyum sağlamaktadır. Yapay zekâ ile kullanıcıların ihtiyaçları hakkında bilgi toplayıp işleyerek, karar verme sürecini kolaylaştırıp turistlerin bilgi aramasın oldukça katkıda bulunabilirler. Buna göre, yapay zekâ turizm endüstrisinin çeşitli bölümlerinde bir dereceye kadar benimsenmiştir (Murphy vd. 2017).

Ulaşım: Ulaşımda yapay zekâ uygulamaları çeşitli şekillerde geliştirilmekte ve uygulanmaktadır. Bunlar arasında, yapay zekânın kurumsal karar verme, planlama ve yönetmede kullanımı en yaygın olanıdır. Sınırlı yol arzı ile sürekli artan talep sorununun üstesinden gelmek için önemlidir. Yapay zekânın bu şekilde kullanımı; trafik hacmini, trafik koşullarını ve olayları daha iyi tahmin etmeyi amaçlayan doğru tahmin ve algılama modellerinin daha iyi kullanımını içerir. Toplu taşımayı iyileştirmeyi amaçlayan yapay zekâ uygulamaları da tartışılmaktadır. Bunun nedeni, toplu taşımanın sürdürülebilir bir hareketlilik modu olarak görülmesidir. Ulaşımda gelecek vaat eden diğer bir yapay zekâ uygulaması ise otoyollardaki kaza sayısını azaltarak verimliliği arttırmayı amaçlayan bağlantılı ve otonom araçlardır (Abduljabbar ve vd., 2019).

2.2. Yapay Zekâ Teknolojileri

İnsan zekâsının değişik şekilleri ve boyutları; yapay sinir ağları, uzman sistemler, genetik algoritma, bulanık mantık ve melez teknolojiler gibi farklı yapay zekâ teknolojileri tarafından taklit edilebilmektedir.

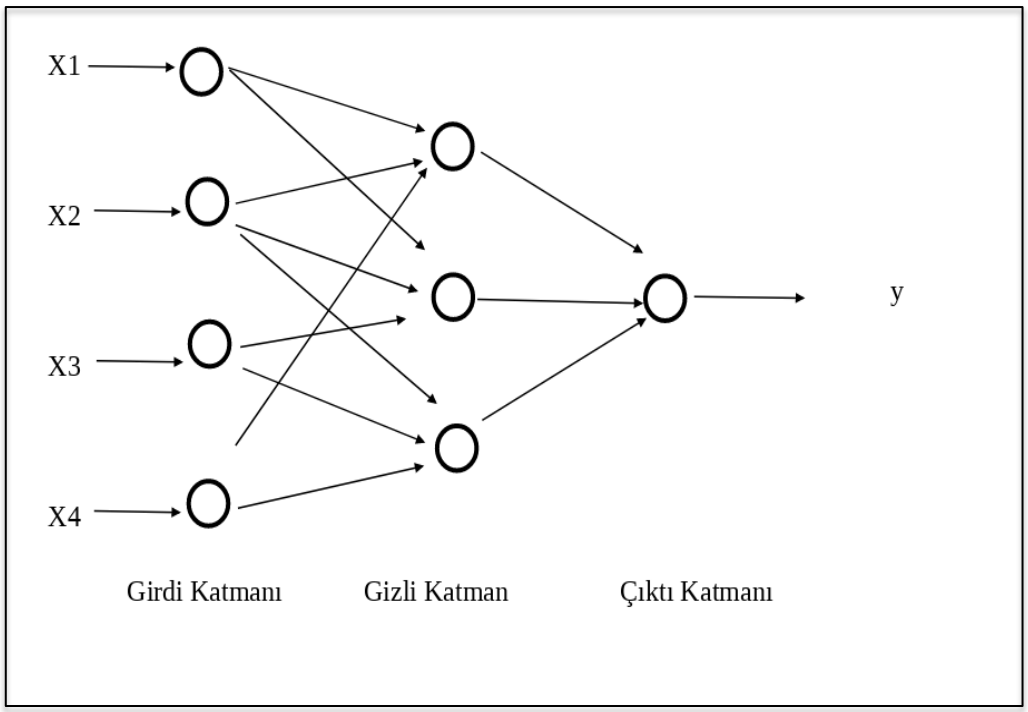
2.2.1. Yapay Sinir Ağları

Beynin en küçük öğesi olan sinir hücreleri bir araya gelerek oluşturdukları gruplarla bilgileri işlerler. Oluşturdukları gruplara neural ağ veya sinir ağı adı verilir. Yapay sinir ağı, sinir ağını bilgisayar ortamında taklit eden bilgi işleme teknolojisidir (Yıldız, 2009). Birbirine paralel ve dağılmış şekilde çalışan, basit işlemci nöronlardan oluşan, öğrendiği bilgiyi depolayan, bilgiyi kullanabilmesi için eğitilmiş, iyi tasarlanmış, yoğun işlemler sürdüren bir işlemcidir (Haykin, 1999; Rojas, 1996).

Yapay sinir hücrelerinin, insan beyin hücrelerinde olduğu gibi ölme ihtimali bulunmadığından, bilgilerin kaybolma ya da silinme riski yoktur (Çakır, 2019, s.7).

Bir yapay sinir ağı hücresinde; girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkışlardan oluşan beş bölüm vardır (Kaftan, 2010).

Yapay sinir ağı modeli Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1. Yapay Sinir Ağı Modeli

Bir yapay sinir ağı; girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere katmanlardan oluşur. Bir yapay sinir ağının kaç katmandan oluştuğu söylendiğinde, gizli katman sayıları kastedilmektedir. Örnek olarak 2 katmanlı bir ağ, 2 gizli katmanı ile girdi ve çıktı katmanlarını da kapsayan bir ağı ifade etmektedir. Bazı araştırmacılar katman sayısına gizli katmanlarla birlikte girdi ve çıktı katmanlarını da ekleyerek toplam katman sayısını ifade etmektedirler (Yıldız, 2009).

Katmanların ve hücrelerin dizilişi, bağlantı şekilleri yapay sinir ağının mimarisini oluşturmaktadır. Başlıca mimari türleri ileri ve geri beslemeli ağlardır (Sağıroğlu vd. 2003).

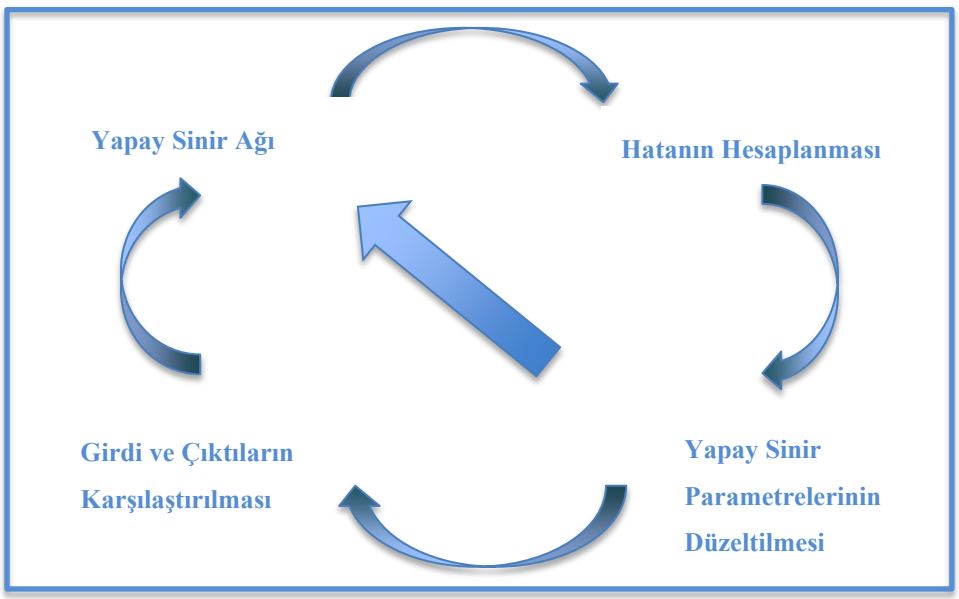
İleri Beslemeli Ağlar: Girdilerin dışarıdan ya da bir önceki sinir hücresinden alındığı, sinir hücresi çıktılarının bir sonraki hücreye veya dışarıya verildiği, işlem elemanlarının art arda sıralandığı ağlardır. Bu tür mimarilerde ağın çıktısı, ağa giren girdilere bağlıdır.

Geri Beslemeli Ağlar: Çıktıların daha gerilerdeki veya aynı katmandaki işlem elemanlarına girdi olarak verildiği ağlardır. Bazı durumlarda çıktılar, işlem elemanının kendisine de gecikmeli şekilde girdi olarak verilir.

Öğrenme algoritmaları belli bir mimariye bağlı olarak geliştirildikleri için mimari seçiminde temel belirleyicidir. Öğrenme algoritması seçildiğinde kullanılacak mimari de belirlenmiş olur. Problemin karmaşıklığı da mimari belirlenmesinde önemli bir konudur. Katman sayısı arttıkça ağın problem çözme yeteneği de artar. Sinir hücrelerinin sayısı gereğinden fazla olursa ağ, genellemeye ulaşamama ve verileri ezberleme sorunu ile karşılaşır. Bu sebepten katman sayısı ve sinir hücreleri sayısı uygun şekilde seçilmelidir (Elmas, 2003).

Yapay sinir ağının öğrenmesini ve istenen çıktıları vermesini sağlayan yapı öğrenme algoritmasıdır. Öğrenme algoritması ile istenen çıktılar elde edilince öğrenme gerçekleşmiş olur (Yıldız, 2009).

Yapay sinir ağında öğrenme süreci Şekil 2'de gösterilmiştir.



Şekil 2. Yapay Sinir Ağında Öğrenme Süreci

Kaynak: Rojas, 1996, s. 77

Literatürdeki çalışmalara bakıldığında finansal analizde en yaygın olarak kullanılan yapay zekâ teknolojisinin yapay sinir ağları olduğu görülmektedir. Finansal yatırım karar destek sistemi oluşturmak için yapay sinir ağı ile yapılmış bir karar destek aracı oluşturma çalışmasında Lam (2004), temel ve teknik analiz verilerini kullanarak hisse senetlerinin finansal performanslarını tahmin etmiştir. Terzi ve Kıymetli Şen (2015), yapay sinir ağı modelini finansal tablo hilelerinin tespitinde kullanmışlardır.

2.2.2. Uzman Sistemler

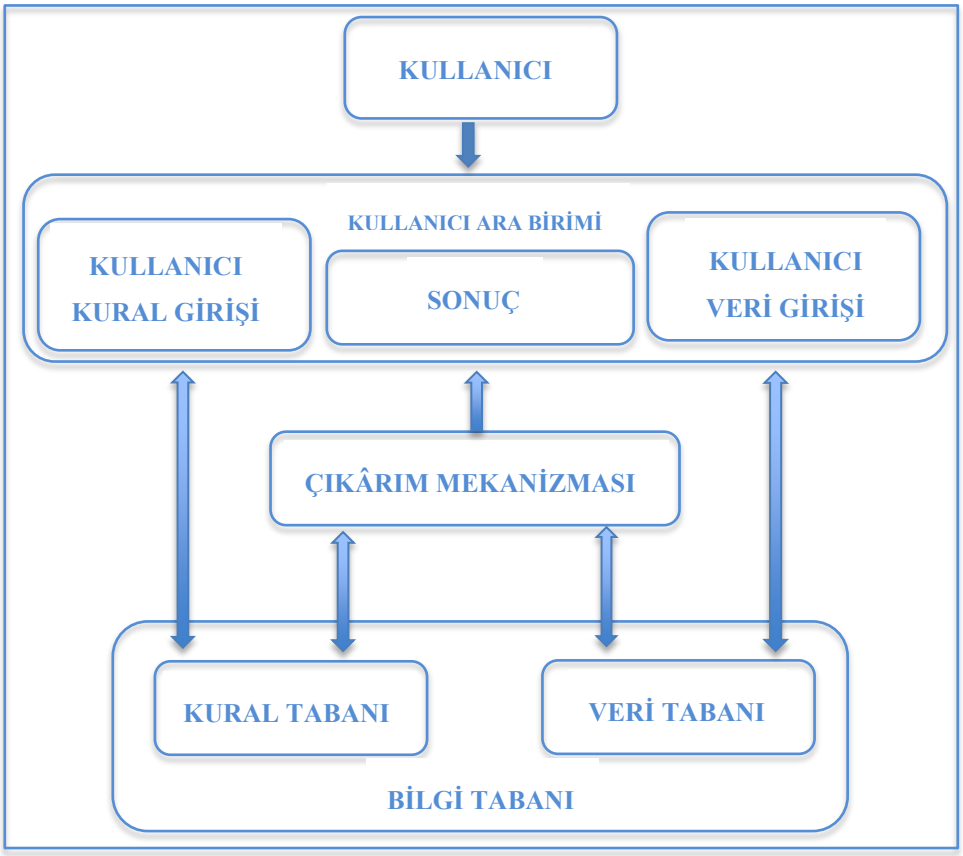
Karar teorisinin en belirgin etkiye sahip olduğu yapay zekâ alanı, tanısal uzman sistemlerdir. Bunun nedeni büyük ölçüde, uzman sistemlerin genellikle belirsizlik altında karar verme ve çıkarımla ilgilenmesinden kaynaklanmaktadır. Yeni uzman sistem paradigmasının önemli bir özelliği, üretim kuralı mimarisinin gerçek dünya teşhisine uygulanmasıdır (Horvitz, Breese and Henrion, 1988). Uzman sistemler altında varsayımla muhakeme, bulanık mantık, ontolojik sınıflandırma gibi birçok teknik geliştirilmiştir (Giarratano, 2004).

Günümüzde uzmanlık alanları, daha alt uzmanlık alanlarına bölünerek sürekli olarak derinleşmekte ve daralmaktadır. Bu bölünme sürekli olarak artan bilgi ile baş edebilmenin kaçınılmaz sonucudur. Yüzlerce yıl önce bir bilim insanı tıp, fen bilimleri, edebiyat, din gibi farklı alanlarda uzman sayılırken, sonraları bilim insanları fizik, kimya, biyoloji gibi alt uzmanlık dallarına ayrılmıştır. Ancak uzmanlaşma alanı daraldıkça o konudaki uzman sayısı da azalmaktadır. Bu uzmanlıklar uzun süreli eğitim ve deneyimle elde edilmektedir. Bu durum yüksek maliyetleri ortaya çıkarmaktadır. Bir uzman ancak başka bir uzman tarafından yetiştirilmektedir. Ancak bir uzman ne kadar istese de uzmanlığını bütünüyle başkalarına aktaramaz. Ne kadar uzman olunursa olunsun özel yaşam, iş yaşamını etkileyebilir. İnsan tabiatından kaynaklanan sebeplerle belli bir yaştan sonra verimliliklerini kaybetmekte, emekli olarak iş yaşamından çekilmekte ve sonra da bu uzmanlıklarını toprağa götürmektedirler. Yaşanan bu sorunlar uzmanların bilgi ve deneyimini sayısallaştırma gerekliliğini ortaya çıkarmıştır (Yıldız, 2009).

Bir uzman sistem, normalde insan uzmanlığı gerektiren özel bir alandaki sorunları çözmek için kodlanmış bilgiyi manipüle eden bir dizi programdır. Bir uzman

sistem bilgisi, uzman kaynaklardan elde edilir ve sistemin çıkarım veya muhakeme süreçlerinde kullanması için uygun bir biçimde kodlanır. Uzman bilgisi, uzmanlardan veya metinler, dergi makaleleri ve veri tabanları gibi diğer uzmanlık kaynaklarından edinilmelidir. Yeterli sayıda uzman bilgisi elde edildikten sonra, bir şekilde kodlanmalı, bir veri tabanına yüklenmeli, daha sonra test edilmeli ve sistemin ömrü boyunca sürekli olarak geliştirilmelidir (Patterson, 1990).

Uzman Sistem genel yapısı kullanıcı, sonuç çıkarım mekanizması ve bilgi tabanından oluşur (Şekil 3).



Şekil 3. Uzman Sistemlerin Temel Bileşenleri

Kaynak: Erdi vd., 2018, s. 294

Çokça bilinen uzman sistemlerden bazıları ve çalışma alanları Tablo 2'de gösterilmiştir (Giarratano ve Riley, 1998):

Tablo 2. Uzman Sistemler ve Çalışma Alanları

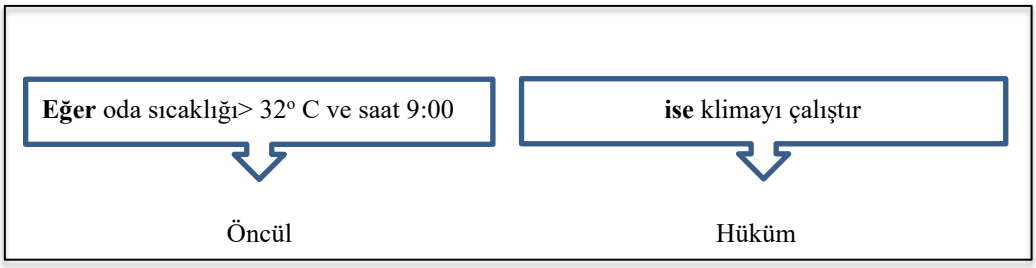
Uzman Sistem	**Çalışma Alanı**
Crysalis	Proteinlerin 3 boyutlu yapısının analizi
Dendral	Moleküler yapıların analizi

Cloner	Yeni biyolojik moleküllerin tasarımı
Molgen	Gen klonlama deneylerinin tasarımı
Ace	Telefon ağlarındaki arızaların tespiti
Palladio	VLSI devrelerinin tasarımı ve testi
Cadhelp	Bilgisayar destekli tasarım
Sophie	Devre arızalarının tespiti
Puff	Lenf hastalıklarının teşhisi
Mycin	Bakteriyel enfeksiyonların teşhisi ve tedavisi
AI7Coag	Kan hastalıklarının teşhisi
Aı/Rheum	Romatoid hastalıklarının teşhisi
Reactor	Reaktör kazalarının tespiti ve tamiri
Delta	GE lokomotiflerinin arıza tespiti ve tamiri
Xcon	Dec bilgisayarlarının yapılandırılması
Xsel	Dec bilgisayarları için sipariş yapılandırması

Kurallar, iki bölümden oluşur. "Eğer….," şeklindeki ilk bölüm öncül (koşul, şart) olarak kabul edilir ve bu ifadenin doğruluğu-yanlışlığı araştırılır. İkinci bölüm "ise….." şeklindedir ve bu bölüme hüküm adı verilir. Birinci bölümün doğru olması durumunda ikinci bölümde yer alan ifadeye hükmedilir, öncülün yanlış olduğu durumda hüküm kısmı atlanır (Yıldız ve Gedik,2004).

Örneğin;

Eğer oda sıcaklığı>32º C ise klimayı çalıştır.



Şekil 4. Birden fazla önermenin "ve" bağlacı ile bağlanması

Literatürde muhasebe alanında uzman sistemler ile yapay zekânın kullanımı ile ilgili çalışmalar 30 yıl öncesine kadar dayanmaktadır (Bailey ve arkadaşları, 1987; Borthick ve West, 1987; O'Leary, 1987). Sutton vd., (2016) de yapay zekânın

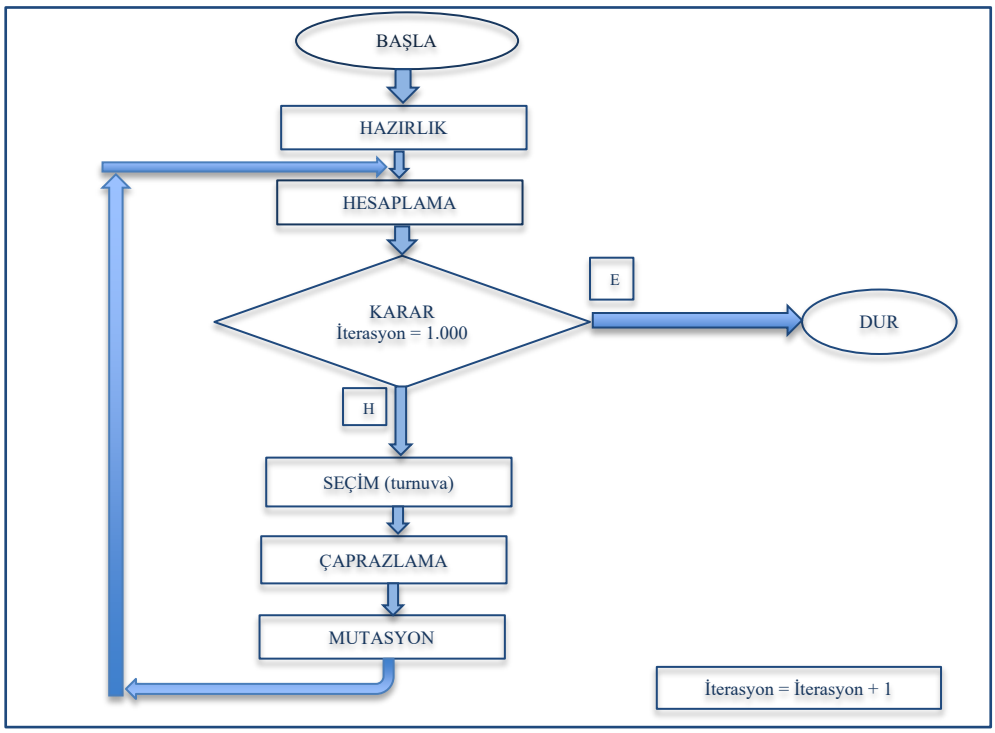
muhasebede kullanımıyla ilgili çalışmaların 90'lı yıllarda durgunluğa uğramakla birlikte son 30 yıldır istikrarlı bir şekilde artarak devam ettiğini belirtmişlerdir.

Yapay zekâ teknolojilerinden uzman sistemler daha çok vergi ve denetim alanında kullanılmıştır. Malone'ye (1993) göre Amerikan vergi sistemi, uzman sistemler için uygun bir platform sunmaktadır. Finansal muhasebe alanı da birçok standart ve düzenlemeler içerdiğinden gelir ve giderin tanımlanması, özellikli durumların kaydedilmesi gibi durumlarda uzman sistemlerden yararlanılabilir. Moynihan vd. (2006) yaptıkları çalışmada finansal oran analizi için bir prototip uzman sistem geliştirmişlerdir.

2.2.3. Genetik Algoritma

Genetik algoritma rastlantısaldır dolayısıyla ne kadar güvenilir olduğu sorgulanabilir. Bu algoritmayı güvenilir yapan ve verilen bir problem için global optimumu tahmin edebilen şey, her nesilde en iyi çözümleri koruma ve bunları diğer çözümleri geliştirmek için kullanma sürecidir. Bu şekilde, tüm nüfus nesilden nesile daha iyi hale gelir (Mirjalili, 2019).

Genetik Algoritma akış şeması Şekil 5'te gösterilmiştir.



Şekil 5. Genetik Algoritma Akış Şeması

Kaynak: (Aktürk, 2018, s. 108)

Verilerden öğrenerek model geliştiren bir teknik olan genetik algoritmanın iflas tahmininde ilk kullanım çalışmalarından biri Varetto (1998) tarafından yapılan araştırmadır. Genetik algoritmayla önce bir doğrusal fonksiyon geliştirmiş, sonra da tekrar genetik algoritma kullanarak bir kural listesi oluşturmuştur. Quintana vd. (2005) yaptıkları çalışmada genetik algoritma teknolojisi ile ilk getirisi yüksek hisse senetlerini seçmek için kural tabanlı bir araç geliştirmişlerdir.

2.2.4. Bulanık Mantık

Klasik mantık yaklaşımında önermeler ve çıkarsamalar doğru ya da yanlış olmak üzere sadece iki değer alabilir. Üçüncü durumun imkansızlığı olarak adlandırılan bu kurala göre kısmen doğru ya da kısmen yanlış mümkün değildir. Hava ya soğuktur ya da değildir. Bu mantıkta gri renge yer yoktur ve iki değerli mantık olarak bilinir (Yıldız, 2009).

Klasik mantık pek çok olay ve durumda yetersiz kalmaktadır. Havanın sıcak olup olmadığı sorulduğunda "evet sıcak" cevabının yanı sıra "ılık", "serin", "çok sıcak", "biraz sıcak" gibi cevaplar da verilebilir. Önermelerin doğru veya yanlış haricinde de değer alabileceği varsayımı üzerine kurulan çok değerli mantığın bir türü bulanık mantıktır (Yıldız, 2009).

Mantık sistemleri klasik, çok değerli ve bulanık mantık olmak üzere Tablo 3'te gösterilmiştir.

Tablo 3. Mantık Sistemleri

Klasik Mantık	Çok Değerli Mantık	Bulanık Mantık
Gerçek iki durumdan ibarettir. Her durum doğru- yanlış, evet-hayır, kısa-uzun olarak iki değer alır, ara dereceler yoktur.	Gerçek çok değerlidir. Hemen hemen tüm kavramlar iki değerlidir.	Tüm durumlar derecelendirilir. Kısa, çok kısa, uzun, çok uzun.

Kaynak: Zadeh, 2006, s.17.

Bulanık mantığın temel özelliği derecelendirme ve gruplara ayırmadır. Bulanık mantıkta tüm elemanların, kümeye aitlikleri az ya da çok değerde derecelendirilmektedir. Değişkenlerin hepsi parça haline getirilebilir ve bu

parçalar benzerlik, yakınlık veya işlevsellik ile birlikte çizilen bir değerler yığını olarak ifade edilebilmektedir (Zadeh, 2006).

Bulanık mantıkta bir önerme kısmen doğru veya kısmen yanlış olabilir, önermenin doğruluk derecesi 0-1 arasında bir değer alır. Bulanık mantık sözel değişkenleri sayısal değere ya da değerlere dönüştürerek cebirsel işlem yapılabilmesine yardımcı olur. Üçgen, yamuk, çan, sigmoid, pi üyelik fonksiyonlarından sözel değişkenleri ifade etmek için faydalanılabilir (Yıldız, 2009).

Bulanık mantıkla çalışmanın avantajları şu şekilde sıralanabilir (Mathworks, 2000):

- Esnektir,
- Belirsizlik içeren verilerle çalışabilir,
- Doğal dile yakınlığı sebebiyle uzman görüşlerinin bilgisayar ortamına aktarılmasında kolaylık sağlar,
- Geleneksel yöntemlerle çalışılabilir,
- Elde edilen sonuçlar, sonuçlara nasıl ulaşıldığı izlenebilir ve kontrol edilebilir,
- Doğrusal olmayan problemlerin çözümüne imkân sağlar,
- Ilık, serin, biraz gibi sözel ifadeler için değerler hesaplanıp, bunlarla cebirsel işlemler yapılabilir.

Tablo 4'te klasik ve bulanık mantıkta işleçler gösterilmiştir.

Tablo 4. Klasik ve Bulanık Mantıkta İşleçler

Klasik mantıkta mantıksal işleç	Bulanık mantıkta mantıksal işleç
Ve (A, B)	Min (A, B)
Veya (A, B)	Max (A, B)
(A)'	1-A

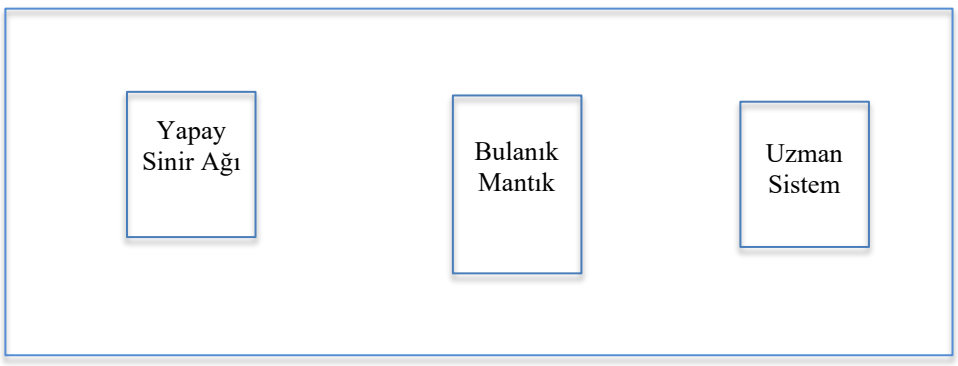
Kaynak: (Yıldız, 2009)

Finansal analizde bulanık mantık tekniğiyle ilgili Tarrazo ve Gutierrez'in (2000) yaptığı çalışma finansal planlamada basitleştirilmiş bir formülü bulanık sayılarla yeniden oluşturup çözümünü ele almayı içerir. Tiryaki ve Ahlatçıoğlu (2005) bulanık mantıkla portföy oluşturma konusunda İMKB'de işlem gören hisse senetleri üzerine bir çalışma yapmışlardır.

2.2.5. Melez Teknolojiler

Bulanık uzman sistem, bulanık yapay sinir ağları, genetik yapay sinir ağları gibi tekniklerin üstün özellikleri alınarak yapılan melez model çalışmaları da bulunmaktadır. Melez teknolojilerde sistem modelleri şu şekilde sınıflandırılır (Abraham ve Nath, 2000):

Bağımsız mimari: Bu mimari hiçbir şekilde etkileşime girmeyen bağımsız yazılım bileşenlerinden oluşur. Bağımsız sistemler geliştirmenin birkaç amacı olabilir. İlk olarak, belirli bir uygulamaya referansla farklı tekniklerin problem çözme yeteneklerini karşılaştırmanın doğrudan yollarını sağlarlar. Paralel bir ortamda farklı tekniklerin çalıştırılması, entegrasyonun kolayca tahmin edilmesine izin verir. Bağımsız modeller genellikle hızlı bir başlangıç prototipi geliştirmek için kullanılırken, daha fazla zaman alan bir uygulama geliştirilir. Şekil 6 yapay sinir ağı, bulanık mantık ve uzman sistemin ayrı ayrı kullanıldığı bağımsız bir sistemi göstermektedir.



Şekil 6. Bağımsız Mimari

Bağımsız mimarinin avantajlarından bazıları, ticari olarak mevcut yazılım paketlerini kullanarak basitlik ve geliştirme kolaylığıdır. Öte yandan, tek başına teknikler aktarılamaz ve hiçbiri diğer tekniğin zayıflığını destekleyemez.

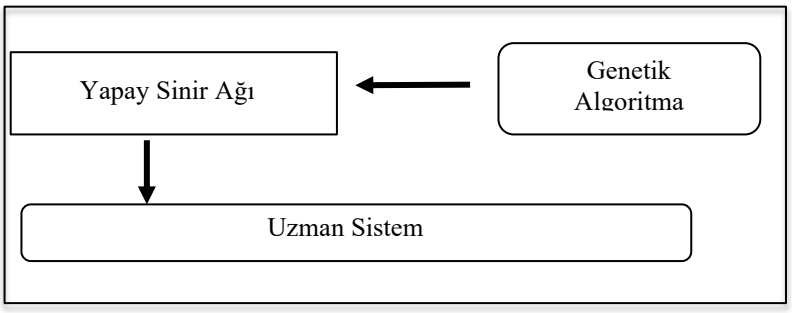
Dönüşümsel melez mimari: Bu mimaride sistem, bir sistem türü olarak başlar ve diğeri olarak sona erer. Hangi tekniğin geliştirme için ve hangilerinin teslimat için kullanıldığının belirlenmesi, tekniğin sunduğu arzu edilen özelliklere dayanmaktadır. Uzman Sistemler ve YSA'lar faydalı dönüşüm modelleridir. Çeşitli şekillerde ya uzman sistem sorunu yeterince çözemez ya da yapay sinir ağının hızı, uyarlanabilirliği ve sağlamlığı gereklidir. Uzman sistemden gelen bilgi, YSA için başlangıç koşullarını ve eğitim setini ayarlamak için kullanılır. Şekil 7, bir dönüşümsel hibrit modda bir YSA ve uzman sistem arasındaki etkileşimi göstermektedir.



Şekil 7. Dönüşümsel Melez Mimari

Dönüşümsel hibrit modeller genellikle hızlı bir şekilde geliştirilir ve yalnızca bir sistemde bakım gerektirir. Modeller çevreye uygun olarak geliştirilebilir ve birçok operasyonel fayda sunar ancak oldukça sınırlıdır. Geliştirilen modellerin çoğu sadece uygulamaya yöneliktir. Farklı bir uygulama için tamamen yeni bir geliştirme çalışması gerekebilir.

Hiyerarşik melez mimari: Bu mimari, her katmanla farklı bir işlevsellik ilişkilendirerek hiyerarşik bir tarzda inşa edilmiştir. Modelin genel işleyişi, tüm katmanların doğru çalışmasına bağlı olacaktır. Şekil 7, bir YSA, Genetik Algoritma ve Uzman sistemi içeren hiyerarşik bir hibrit mimariyi göstermektedir. YSA, topolojisini optimize etmek için bir GA kullanır ve çıktı doğrudan bir uzman sisteme beslenerek istenen çıktıyı oluşturur. Katmanlardan birindeki olası hata, istenen çıktıyı doğrudan etkileyecektir.



Şekil 8. Hiyerarşik Melez Mimari

Kaynaşmış melez mimari: Kaynaşmış mimariler, bütünleşmiş akıllı sistemlerin ilk gerçek biçimidir. Bu modeller, farklı teknikleri tek bir hesaplama modelinde birleştiren sistemleri içerirler. Veri yapılarını ve bilgi temsillerini paylaşırlar. YSA ve bulanık mantık kullanımı bu alanda kullanılan başlıca bileşenlerdir. Bu yaklaşımların ortak noktası, genellikle çok katmanlı bulanık kural tabanlı değerlendirme şemasında kullanılan ağ benzeri mimarileridir. ANFIS en yaygın olarak kullanılan kaynaşmış melez mimarilerden biridir. Bu mimari sağlamlık, performans iyileşmesi kazandırmakta ve problem çözme yeteneğini artırmaktadır.

Lin ve Chen (2007) hisse senedi değerlemesi yapmak için bulanık genetik programlama gibi bir melez teknoloji ortaya koymuşlardır. Melez teknolojilerin kullanıldığı bir başka çalışmada Ammar vd. (2004) New York eyaletindeki devlet okullarının finansal durumları ve gösterdikleri performanslarını değerlendirmek için bulanık uzman sistem geliştirmişlerdir.

2.3. Makine Öğrenmesi ile Zaman Serisi Tahmini

Zaman serisi kavramı, dinamik bir durumdaki değişiklikleri göstermek için belirli bir zaman periyodunda (yani günlük, aylık ve yıllık) toplanan bir veri akışıdır (Brockwell ve Davis, 2013). Zaman serileri bu tür dinamik durumların genel bir resmini gösterebildiğinden, değişiklikleri gözlemlemek, açıklamak veya dinamik bir sistemle ilgili önemli noktaları tespit etmek için farklı bilimsel alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır.

Finansal zaman serilerinin tahmin alanı; faiz oranları, hisse senedi fiyatları, enflasyon, döviz kurları ve diğer birçok finansal araç gibi zaman serilerinin tarihsel değerlerini alıp geleceğe yansıtmayı içerir. Finansal tahminde, varlık fiyatları çok tartışılan bir konudur. Bu nedenle, yönetim, varlık fiyatlandırması, portföy optimizasyonu ve seçimi, opsiyon fiyatlandırması ve risk yönetimi için değerlendirme fiyatlarını tam olarak anlamak ve tahmin etmek esastır. İster bireysel ister finansal kuruluşlar olsun, yatırımcılar için tahmin çıktısının yatırım kararı vermede kullanılması nedeniyle tahmin sürecinin doğruluğu büyük önem taşımaktadır. Bununla birlikte, ekonomik, politik ve psikolojik faktörler gibi çeşitli faktörler varlık fiyatlarını etkiler (Huang vd., 2005) ve bu nedenle bu

faktörler finansal zaman serisi varlık fiyatlarına yüksek rastgelelik getirir, bu da tahmin sürecini zorlaştırır.

Zaman serisi tahmininde modeller, bireysel bir endeksin tarihsel fiyat serilerine uyacak şekilde eğitilir ve gelecekteki fiyatların tahmini için kullanılır. Zaman serisi modellemede birkaç farklı yaklaşım vardır. Geleneksel istatistiksel modeller, gelecekteki değer tahminlerinde doğrusaldır (Rao ve Gabr, 1984). Ancak, kapsamlı araştırmalar Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağları, Genetik Algoritmalar gibi yapay zekâ tekniklerini tanıtıp kullanmıştır ve sonuçlar bu tür tekniklerin tahmin kabiliyetinin güçlü olduğunu göstermiştir (Hadavandi ve vd., 2010; Lee ve Tong, 2011; Zarandi ve vd., 2012). Ayrıca Facebook veri bilimi ekibi tarafından geliştirilip açık kaynak kodla kullanıma sunulan Prophet modeli de başarılı zaman serisi tahminlemeleri yapabilmeyi sağlamaktadır (Sevli ve Gülsoy, 2020). Genel olarak, finansal tahmin modellemelerinde, yapay sinir ağları (Basheer ve Hajmeer, 2000), destek vektör makineleri (Lee, 2009), lojistik regresyonlar (Tsai ve vd., 2011), ANFIS (Jang, 1993), ARIMA (Ediger ve Akar, 2007), Naïve Bayes sınıflandırma algoritması (Zuo ve Kita, 2012) dahil olmak üzere çok çeşitli veri madenciliği algoritmaları kullanılmıştır.

3. LİTERATÜRDE FİNFANSAL TAHMİN ÇALIŞMALARI

Elektronik araştırma veri tabanı, “financial forecasting”, “finansal tahmin” içeren anahtar kelimelerle gözden geçirilmiştir. İlgili materyali bulmak için “ve/veya” gibi uygun filtreler kullanılmıştır. İnceleme sırasında, Literatürde kavramsal, yapısal ve tasarım yönleri, uygulama sorunları, tahmin modelleri, finansal tahmini etkileyen faktörler, teoriler ve finansal tahminin etkisi gibi birçok farklı perspektiften finansal tahminlerin tartışıldığı tespit edilmiştir. Toplamda 9 kitap, 24 tez ve 267 makale indirilmiştir. Kitap, tez ve makalelerin özetleri, finansal tahminin özelliklerini ve gelecekteki yönünü ele alıp almadığını belirlemek için ayrıntılı olarak incelenmiştir.

3.1. Kitap Çalışmaları

Uluslararası literatürde Ocak 2000-Aralık 2021 arasında yayınlanan kitaplardan Google Kitaplar içerisinde kitap isminde “financial forecasting” ifadesi bulunan 6 kitap, Türkçe yayınlanan çalışmalarda ise aynı tarih aralığında “finansal tahmin” ifadesi bulunan 3 kitap bulunmaktadır. Tablo 5 bu kitap çalışmalarının orijinal ve Türkçe adını, yazarlarını, yayınevini, içeriğini ve yayın yılını göstermektedir:

Tablo 5. Finansal Tahmin Üzerine Kitap Çalışmaları (2000-2021)

Kitap Adı	Yazarları	Yayınevi	İçeriği	Yılı
Ordinary Shares, Exotic Methods: Financial Forecasting Using Data Mining Techniques (Adi Hisse Senetleri, Egzotik Yöntemler: Veri Madenciliği Teknikleri Kullanarak Finansal Tahminleme)	Lijuan Cao, Lixiang Shen, Francis Eng-hock Tay	World Scientific	Portföy seçimi ve optimizasyonu, piyasa durumlarının sınıflandırılması, piyasa durumlarının tahmini gibi çeşitli finansal amaçlar için veri madenciliği tekniklerini anlatan bir çalışma.	2003
Genetik Programlamayla Finansal Tahmin Modellemesi	Özgür İcan	Nisan Kitabevi	Bir veri yığınından matematiksel model çıkarsama ve sistemdeki örüntüleri yakalamaya yönelik bir kural tabanı uygulamasının nasıl gerçekleştirilebileceğini detaylı bir şekilde açıklayan ve yalnızca geçmiş fiyat bilgilerini kullanan kural tabanlı bir genetik programlama uygulaması aracılığıyla makinenin piyasaya üstün gelip gelemeyeceğini araştıran bir çalışma.	2013
Introduction to Financial Forecasting in Investment Analysis (Yatırım Analizinde Finansal Tahminlemeye Giriş)	John B. Guerard, Jr.	Springer	Tahmin tekniklerini uygulamalı yatırım analizine aktarmayı amaçlayan bir monograf çalışması.	2013
Financial Forecasting, Analysis, and Modelling: A Framework for Long-Term Forecasting (Finansal Tahminleme, Analiz ve Modelleme: Uzun Dönemli Tahminler için Bir Çerçeve)	Michael Samonas	Wiley	Pratik ve erişilebilir bir şekilde uzun vadeli finansal tahminlerin bir çerçevesini sunarak finans uzmanlarının planlama ve bütçeleme süreçlerine belirsizliği dahil etmelerine yardımcı olmak ve tüm projeksiyon planı geliştirme süreci boyunca adım adım rehberlik etmek amacıyla hazırlanmış bir çalışma.	2015
The Authority Guide to Financial Forecasting for SMEs (KOBİ'ler için Finansal Tahminleme Otorite Rehberi)	Simon Thompson	Authority Guides	Özellikle küçük işletmeler için en etkin finansal tahmini en kısa zamanda yapmanın yollarını özetleyen bir çalışma.	2016

A Quick Start Guide to Financial Forecasting (Finansal Tahminlemeye Hızlı Bir Giriş Rehberi)	Philip Campbell	Philip Campbell	Şirketlerin finansal geleceğini dönüştürecek ve daha iyi, daha hızlı ve daha akıllı finansal kararlar almasına yardımcı olmak amacıyla hazırlanmış bir finansal tahmin kılavuzu.	2017
Financial Forecasting and Decision Making (Finansal Tahminleme ve Karar Verme)	Wallace Davidson	American Institute of Certified Public Accountants	Mali tabloları planlamanın ve tahmin etmenin temellerini hatırlamak; temel bir tahmin modeliyle ilgili hususları hatırlatmak; büyümenin yanlış yönetiminin kanıtlarını belirlemek ve maksimum sürdürülebilir büyümeyi belirlemek için becerileri geliştirmek; tahmine istatistiksel prosedürleri uygulamak, öngörülen veya tahmin edilen mali tabloları analiz etmek amaçlarıyla hazırlanmış bir çalışma.	2017
Piyasaları Okumak: Finansal Piyasalarda Tahmin Yöntemleri	Hakan Özerol	Elma Yayınevi	Finansal analiz konusunu mizahi bir dille herkesin anlayacağı tarzda sunan bir çalışma.	2019
Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri ile Finansal Performans Analizi ve Tahmin Modeli	Bahadır Fatih Yıldırım, Havva Nur Çiftçi	Türkmen Kitabevi	İşletmelerin finansal performans ölçümüne olanak sağlayan Çok Kriterli Karar Verme yöntemlerinin kullanıldığı çalışmaları anlatan ve çimento sektöründe bir uygulama sunan bir çalışma.	2021

3.2. Tez Çalışmaları

Uluslararası açık erişimli tezlerden https://oatd.org sitesinde yer alan Ocak 2000-Aralık 2021 arasında yayınlanan tezlerden başlığında "financial forecasting" ifadesi geçen 18 teze ulaşılmıştır. Aynı tarih aralığında ulusal tez merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/ üzerinde Türkçe yayınlanan tezlerde ise başlığında "finansal tahmin" ifadesi geçen 5 yüksek lisans, 1 doktora tezi olmak üzere 6 teze ulaşılmıştır. Tablo 6 bu tez çalışmalarının başlığını, yazarını, üniversitesini, içeriğini ve yılını göstermektedir:

Tablo 6. Finansal Tahmin Üzerine Tez Çalışmaları (2000 -2021)

Tez Başlığı	Yazar	Üniversite	İçeriği	Yılı
Yapay sinir ağları kullanarak finansal tahminlerde bulunma Yüksek Lisans Tezi	Fatih Kılıç	Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Kocaeli	Bu tezin amacı yapay sinir ağlan ile finansal tahminin ne derece etkili ve uygulanabilir olduğunun ve ne derecede başarılı sonuçlar verebildiğinin gösterilmesidir. Bu tezde öncelikle insan beyninin çalışma mekanizması ile birlikte yapay sinir ağlan hakkında tarihsel gelişimi ile birlikte genel bir bilgi verilmiştir. Daha sonra finansal uygulamaların yapay sinir ağlarına uygulanabilmesi için taşıması gereken özellikleri, uygulamamın yapay sinir ağı için uygun hale getirilmesi için gerekenler ve dikkat edilmesi gereken konular anlatılmıştır. Örnek bir finansal uygulama alınmış ve tüm bu adımlar bu uygulama üzerinden anlatılarak gösterilmiştir. Ayrıntılı olarak bir yapay sinir ağı programının çalışmasını ve verilen girişler ile nasıl çıkış değerine ulaştığını göstermek ve bir yapay sinir ağı programının nasıl çalıştığını göstermek üzere 2 adet örnek uygulama gösterilmiştir.	2000
A System Dynamic Approach to the Study of enterprises financial forecast and financial diagnosis. (İşletmenin finansal tahmini ve finansal teşhisinin incelenmesine yönelik bir Sistem Dinamik Yaklaşımı) Yüksek Lisans Tezi	Han, Chieh-ju	National Sun Yat-sen University, Tayvan	Bu tez, Finansal Politikalar Laboratuvarı oluşturmak için sistem dinamiklerini bir araç olarak işletmeye uygulamıştır. Dinamik teşvik süreci sayesinde, finansal hedef belirlemede işletme kârının etkisi incelenmektedir. CEO'ya, yönetim politikalarını, yönetim ilkelerini ayarlamak ve sınırlı kurumsal kaynakların kullanımıyla programları uygulamak için finansal tahmin, finansal analiz ve finansal teşhis gibi değerli referanslar sağlanmaktadır. Araştırma sonuçları kurumsal yönetim başarısını artırmak, mali yapıyı iyileştirmek ve uzun süreli yönetim ve geliştirme nihai hedefine ulaşmak için finansal faaliyetleri uygun zamanlama ve kapasitede değiştirmede kuruluşa yardımcı olmaktadır.	2003
A fresh engineering approach for the forecast of financial index volatility and hedging strategies (Finansal endeks oynaklığı tahmini ve riskten korunma stratejileri için yeni bir mühendislik yaklaşımı)	Ma, Pu Yun	École de technologie supérieure, Canada	Bu tez, dalgacık dönüşümü, Zaman Serisi Veri Madenciliği çerçevesindeki evrimsel algoritmalar ve Markov zinciri tabanlı ayrık stokastik optimizasyon yöntemleri gibi mevcut mühendislik teorisini ve analitik teknikleri akıllıca koordine ederek, kritik olduğu kadar önemli finansal zaman serilerini de karakterize etmek ve tahmin etmek için sistematik bir strateji formüle etmektedir. Test seti, herhangi bir finansal endekste halka açık diğer tahmin sonuçlarını aşan, ortalama %75'in üzerinde doğru tahmin oranı üretmektedir. Daha sonra, gerçek değerini tahmin etmek için örneklem dışı veri setine genetik programlama uygulandı. Tahmin doğruluğu, diğer mevcut tahminlere göre belirgin bir gelişme	2006

Doktora Tezi			olan ortalama %70'e ulaşmıştır. Önerilen yaklaşımı doğrulamak için, S&P500 endeksleri ile S&P 100 verileri, Markov zincir teorisine dayanan ve genetik algoritmaları içeren ayrık stokastik optimizasyon yöntemi ile test edilmiştir. Tüm bu denemeler, bu araştırma çalışmasında önerilen metodolojinin iyi bir güvenilirliği olduğunu göstermektedir.	
Finansal tahmin yoluyla bankaların performanslarının belirlenmesi: İMKB'de bir uygulama Yüksek Lisans Tezi	Melih Astarcıoğlu	Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta	Bu tezde İMKB'de işlem gören bankaların son yıllardaki mali tablolarını göz önünde bulundurarak 2006 yıl sonu tahminlerinde bulunulmuş ve veri zarflama analiziyle bankaların performansı ölçülmüştür.	2006
Optimizing inventory levels using financial, lifecycle and forecast variance data (Finansal verileri, yaşam döngüsü ve tahmin varyansı verilerini kullanarak envanter düzeylerini optimize etme) Yüksek Lisans Tezi	Hwang, Irene S	Massachusetts Institute of Technology, ABD	Günümüzün envanter kararları, genellikle finansal sonuçları göz ardı ederek müşteri artışlarına yanıt olarak verilmektedir. Bu envanter seviyelerini ayarlarken gerekli titizliği eklemek için bu tez, ürünleri envanter risk seviyelerine göre sınıflandırmak için hammadde ve birim maliyetini, kâr marjını, ürün yaşam döngüsü aşamasını ve tarihsel tahmin hatasını kullanan bir model sunar. Ortaya çıkan risk seviyeleri, pazarlama, operasyonlar ve üst düzey yöneticilerle yapılan aylık talep-tedarik toplantıları için kritik bir girdi haline gelmektedir ve dünyanın en büyük sözleşmeli dökümhanelerinde ve taşeronlarında hammadde siparişleri ve montaj ve test planlarıyla sonuçlanmaktadır.	2007
Yapay sinir ağları ile finansal tahmin Yüksek Lisans Tezi	Barış Bilen Vural	Ankara Üniversitesi, Ankara	Bu tez çalışmasında Türk Finansal Piyasalarındaki gelişmelerin hisse senedi bazındaki değerlendirmesi yapay sinir ağları tekniğiyle yapılmaya çalışılmıştır. Çalışmada 2005 yılı kapanış verileri için 4-5-1 sinir ağının çok başarılı performans gösterdiği görülmüştür.	2007
Finansal tahminde yapay sinir iletim ağlarının kullanımı ve bir örnek uygulama Yüksek Lisans Tezi	Hüseyin Çaylı	Ankara Üniversitesi, Ankara	Bu tezde, yapay sinir iletim ağlarının hisse senedi fiyatları tahmini için kullanımı incelenmiştir. Doğrusal olmayan ve kaotik sistemleri keşfetme yeteneğiyle yapay sinir iletim ağları piyasa yönünü tahmin etmekte kullanılan diğer tekniklerden daha başarılıdır. Tez kapsamında yapay sinir iletim ağları kullanımı ile İMKB için bir tahmin modeli geliştirilmiş ve sonuçları değerlendirilmiştir.	2008

Kapsamlı ARCH modelleri aracılığıyla demir içermeyen metal fiyatlarında finansal tahmin değerlendirmesi & dünya petrol piyasasından demir içermeyen metal piyasalarına volatilite yayılması Yüksek Lisans Tezi	Burçak Bulut	Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Ankara	İki bölümden oluşan bu tezin ilk bölümünde, altı demir içermeyen metalin fiyatları (alüminyum, bakır, çinko, kalay, kurşun ve nikel) kullanılarak 3 farklı ARCH modelinin finansal tahminlerdeki başarı dereceleri karşılaştırılmaktadır. İkinci bölümünde ise aynı altı demir içermeyen metalin fiyatları ve ham petrol fiyatları arasındaki ilişki iki değişkenli BEKK modeli kullanılarak araştırılmıştır.	2010
Two essays in financial accounting 1.The association of earnings quality with financial analysts' earnings forecast attributes 2. The influence of earnings quality on financial analysts' herding behavior (Finansal muhasebede iki makale 1. Kazanç kalitesinin finansal analistlerin kazanç tahmini özellikleriyle ilişkisi 2. Kazanç kalitesinin finansal analistlerin sürü davranışı üzerindeki etkisi) Doktora Tezi	Alexander-Smith, Dorothy	Rutgers University, ABD	Bu tezdeki ilk makale, firmaların kazanç kalitesi ile analistlerin tahmin hataları ve dağılımı arasındaki ilişkiyi araştırmaktadır. Bulgular, kazançların kalitesinin analistlerin tahmin hatalarıyla ters orantılı olduğunu, ancak tahmin dağılımı ile ilişkili olmadığını göstermektedir. İkinci makale ise firmaların kazanç kalitesi ve doğuştan gelen (firmanın operasyonlarının karmaşıklığı ile ilgili tahakkukların kalitesi) ve isteğe bağlı (yönetimin takdirine dayalı tahakkukların kalitesi) alt bileşenlerinin, analistlerin sürü tahminleri yayınlama motivasyonunu nasıl etkilediğini araştırıyor. Bu makale, finansal analistlerin sürü davranışının kazanç kalitesi ve alt bileşenlerinden nasıl etkilendiğine dair kanıt sağlayarak literatüre katkıda bulunmaktadır. Sonuçlar, firmanın doğuştan gelen tahakkuk bileşeninin kalitesinin, analistlerin cesur tahminlerinin ana itici gücü olduğunu göstermektedir.	2011
Ghost in the shell: econometric forecast of Singapore's office market and where is architect in financial time: Econometric forecast of Singapore's office market and where is architect in financial time (Kabuktaki hayalet: Singapur'un ofis pazarının ekonometrik tahmini ve mimarın finansal zamandaki yeri: Singapur'un ofis piyasasının	Sun, Aoran Alex	Massachusetts Institute of Technology, ABD	Singapur'un Maria Bay'de yeni ufuk çizgisini inşa etme çabalarından esinlenen tez, 1975'ten 2011'e kadar Singapur'un ofis pazarında ekonometrik yapısal modelleme tekniklerini kullanmayı amaçlamaktadır. Singapur ofis pazarının hareket yörüngesini üçer aylık aralıklarla gelecek 10 yıl için tahmin etmektedir. Emlak sektöründeki mevcut güç sistemine meydan okumakla birlikte, konut sakinlerinin mekânsal sahiplenmelerini özel sermayenin "finansal bulut katılımını" bir sistem içine kanalize etmenin yollarını önermektedir.	2012

ekonometrik tahmini ve mimarın finansal zamandaki yeri) Yüksek Lisans Tezi				
Does Analyst Experience Affect Their Understanding of Non-Financial Information? An Analysis of the Relation between Patent Information and Analyst Forecast Errors (Analist Deneyimi, Finansal Olmayan Bilgileri Anlamalarını Etkiler mi? Patent Bilgileri ile Analist Tahmin Hataları Arasındaki İlişkinin Analizi) Doktora Tezi	Joo, Taiwhun Taylor	University of Arkansas, ABD	Bu tez, analist deneyiminin patent bilgileri ile analist tahmin hataları arasındaki ilişkiyi etkileyip etkilemediğini incelemektedir. Güncellenmiş patent verilerini kullanarak, patent alıntıları ile gelecekteki firma performansı arasında pozitif bir ilişki bulmuştur. Analist tahmin hatalarının mutlak değeri ile patent alıntıları arasında da pozitif ilişki bulmuştur. Analist deneyiminin patent bilgisi ile analist tahmin hataları (mutlak değer ve imzalı) arasındaki ilişkiyi etkileyip etkilemediğini incelemiştir. Daha fazla deneyime sahip analistlerin, daha doğru kazanç tahminleri yapmak için patent bilgilerini birleştirmede daha iyi olmadığı sonucuna varmıştır.	2013
Essays on forecast evaluation and financial econometrics (Tahmin değerlendirme ve finansal ekonometri üzerine makaleler) Doktora Tezi	Lund-Jensen, Kasper	University of Oxford, Birleşik Krallık	Bu tez, tahmin değerlendirmesi ve finansal ekonometri alanlarına bağımsız katkılarda bulunan üç makaleden oluşmaktadır. "Tahminlerin terim yapısına dayalı olarak bir aracının kayıp fonksiyonunun çıkarılması" makalesinde, nokta tahminlerinin gözlenen bir terim yapısına dayalı olarak bir aracının kayıp fonksiyonunun tanımlanması, tahmini ve çıkarımı için koşullar sunuluyor. Tahmini kayıp fonksiyonuna dayalı yeni bir tahmin rasyonalite testi sunuyor. ABD Hükümetinin bütçe fazlası tahmin hatalarına ilişkin tercihlerini analiz etmek için bu yaklaşımı kullanıyor. Hükümetin bütçe fazlasını küçümsemesinin nispeten daha maliyetli olduğunu ve bu asimetrinin uzun tahmin ufuklarında daha güçlü olduğunu belirtiyor. "Sistemik Riskin İzlenmesi" makalesinde, sistemik riski, sistemik bir bankacılık krizinin koşullu olasılığı olarak tanımlıyor. Bu koşullu olasılık, kesit bağımlılığına izin veren (örneğin bulaşma etkileri nedeniyle) bir sabit etkili ikili yanıt paneli modeli çerçevesinde modellenmiş. Sahte bir örneklem dışı çalışma yürüterek, sistemik risk tahminlerinin birkaç ekonomi için son mali kriz öncesinde güvenilir erken uyarı sinyalleri sağladığını bulmuştur. "Hisse Senedi Primi Tahmin Edilebilirliğinde, örnek dışı hisse senedi primi tahmin edilebilirliğinin kanıtlarını yeniden değerlendiriyor.	2013

Financial Analysts' Forecast Precision: Swedish Evidence (Finansal Analistlerin Tahmin Kesinliği: İsveç Kanıtı) Yüksek Lisans Tezi	Personne, Karl	Upsala University, İsveç	Bu tez, finansal analistlerin İsveç firmalarının gelecekteki değerlerine ilişkin tahminlerinin ne kadar doğru olduğunu ve analistlerin kullandığı hangi bilgilerin analistlerin tahmin doğruluğunu önemli ölçüde etkilediğini araştırmaktadır. Bunu araştırmak için önce finansal analistlerin tahmin kesinliklerini basit bir zaman serisi modeliyle karşılaştırarak yatırımcılara değer katıp sağlamadıklarını inceliyor. Bulguları, finansal analistlerin kısa vadede bir zaman serisi modelinden önemli ölçüde daha doğru tahminler ürettiğini gösteriyor. Ayrıca, rasyonel analistlerin doğru tahminler yaparken kendi çıkarları doğrultusunda hareket ettikleri göz önüne alındığında, analistlerin tahmin doğruluğunu en üst düzeye çıkarmak amacıyla kendilerine sunulan bilgileri birleştireceklerini ve kullanacaklarını savunuyor. Bir firmayı takip eden analist sayısı yüksek olduğunda, firma büyüklüğü daha büyük olduğunda, tahmin edilen şirketin haberlerde kurumsal görünürlüğü daha sık olduğunda ve kazançların öngörülebilirliği daha yüksek olduğunda tahmin doğruluğunun daha iyi olduğunu bulmuştur.	2013
A macro-financial theory of corporate financing and forecast modelling of market movements (Kurumsal finansmanın makro-finansal teorisi ve piyasa hareketlerinin tahmin modellemesi) Doktora Tezi	Sutton, David	Victoria University of Wellington, Yeni Zellanda	Bu tez, mevcut kurumsal finans teorilerindeki bir boşluğu tanımlamaktadır. Bu boşluk, piyasaların ve piyasa temelli ekonomilerin Keynesyen-Minskiyen analizinin bir imasıdır. Piyasaların güvenilir bir şekilde verimli olmadığı görüşüne dayanan kurucu bir teorik perspektiften, geçmiş fiyat eğilimi tahminlerinin kurumsal finansman kararlarında önemli bir faktör olduğu durumu geliştirilmiştir. Makro-finansal düzeyde, şirketler, aynı zamanda borcu artırırken, güçlü piyasa artışları dönemlerinde öz sermayeyi geri satın alırlar. Sürekli, önemli piyasa düşüşünün olduğu dönemlerde borç emekliye ayrılır ve büyük yeni özkaynak sorunları ortaya çıkar. Kurumsal finansmandaki bu değişiklik, bu zamanlarda ihraç edilen yeni hisse senedi için nispeten düşük fiyatlar gerçekleştiğinden, dolaylı olarak pahalıdır. Bu argümanlar, kurumsal finansın "ekstrapolatif beklentiler" teorisinin gelişiminin temelini oluşturur. Tezin ikinci bölümünde piyasa hareketi tanımı ve tahmin modelleri oluşturmak için yukarıda özetlenen teorik gelişmeden yararlanmaktadır.	2014
Stochastic Financial Analytics for Cash-flow Bullwhip, Cash-flow Forecast, and Optimizing Working Capital (Nakit Akışı Kamçısı, Nakit Akışı Tahmini ve Çalışma	Tangsucheeva, Rattachut	Penn State University, ABD	Tez, iki modeli entegre ederek firmalar için nakit akışı tahmini için stokastik finansal analitik geliştirir: (1) Alacak hesaplarının yaşlandırılmasını kullanan firmanın tüm müşterileri genelinde toplam ödeme davranışının Markov zinciri modeli ve (2) Bireysel fatura düzeyinde bireysel müşteri ödeme davranışının Bayes modeli. Önerilen stokastik finansal analitik modelinin tahmin	2014

Sermayesinin Optimizasyonu için Stokastik Finansal Analitik) Doktora Tezi			doğruluğunun, yaygın olarak kullanılan diğer tekniklerden oldukça üstün olduğu bulunmuştur.	
Essays on forecast evaluation and model estimation in financial markets (Finansal piyasalarda tahmin değerlendirmesi ve model tahmini üzerine makaleler) Doktora Tezi	Tong, Guoshi	University of British Columbia, Kanada	Bu tez üç makaleden oluşmaktadır. İlk makale, beklenen getirideki zaman serisi değişiminin getiri eğrisi ve makroekonomik değişkenler tarafından tahmin edilebildiği ABD Hazine bono piyasasına odaklanmaktadır. İkinci makale, beklenen getirideki kesitsel değişimin temeldeki firmaların özellikleri tarafından tahmin edilebildiği ABD hisse senedi piyasasına odaklanıyor. Üçüncü makale, Cox-Ingersoll-Ross faiz oranı modelinin tahminini tartışıyor. Her yinelemede parçacık filtresi tabanlı simüle edilmiş olasılık ile marjinal Metropolis Hasting algoritmasını kullanan yeni bir olabilirlik tabanlı metodoloji önerilmektedir. Tipik parametre değerleri için performansın tatmin edici olduğu gösterilmiştir.	2015
Estimation and forecast evaluation of risk measures with high frequency financial data. (Yüksek frekanslı finansal verilerle risk önlemlerinin tahmini ve tahmin değerlendirmesi) Doktora Tezi	Bowers, Colin Tormod	Macquarie University, Avustralya	Bu tez, yüksek frekanslı finansal verileri kullanarak tahmin, değerlendirme ve tahmin değerlendirmesi alanlarında finansal ekonometrik literatüre katkıda bulunmaktadır. Günlük varyansı veya günlük riske maruz değeri tahmin etmek için gün içi verileri kullanmak gibi yaygın olarak daha düşük frekanslarda tanımlanan risk parametrelerini tahmin etmek için bu verilerin kullanımına odaklanmaktadır. Yüksek frekanslı verilerin kullanımının ortak finansal sorunlara yönelik çözümleri önemli ölçüde iyileştirebileceği sonucuna varmıştır.	2015
Evaluation of Financial Forecasts: An empirical study of revenue forecast accuracy and bias within M&A (Finansal Tahminlerin Değerlendirilmesi: Birleşme ve satın almalar kapsamında gelir tahmini doğruluğu ve yanlılığı üzerine ampirik bir çalışma)	Lind, Lars	Chalmers University of Technology, İsveç	Bu tezde, birleşme ve satın alma faaliyetini üstlenen hedef firma tarafından yayınlanan gelir tahminini araştırmak amaçlanmıştır. Önceki araştırmalarla bağlantılı olarak firma büyüklüğü, finansal durum, endüstri ve iş döngüsü ile ilgili tahminleri analiz etmiştir. Sonuç olarak, bu çalışmadaki bulgular, birleşme ve devralmalarda yönetimsel tahmin davranışına ilişkin yeni kanıtlarla araştırmaya katkıda bulunup bu bağlamda gelir tahmininin etkilerini daha iyi anlamak için birleşme ve devralma işlemlerinde uygulayıcıları destekleyebilecek içgörüler sağlamaktadırlar.	2015

Yüksek Lisans Tezi				
Time Series forecast of Company Revenue Trend Using Financial News (Finansal Haberleri Kullanarak Şirket Gelir Trendinin Zaman Serisi tahmini) Yüksek Lisans Tezi	Huang, Hsin-Ching	National Sun Yat-sen University, Tayvan	Bu tezde, otomatik olarak genişletilmiş bir finans duyarlılığı sözlüğü ile finans haberlerinin duygu değerleri toplanmıştır. Ayrıca, bir şirketin gelirinin zaman serisi analizi için metin madenciliği ARIMA modeli ile birleştiriliyor. Deneysel sonuç, haber makalelerinin analizinden elde edilen üç aylık gelir tahmininin %84'e varan doğrulukla oldukça etkili olduğunu göstermektedir.	2016
A financial stress index to model and forecast financial stress in Australia (Avustralya'daki finansal stresi modellemek ve tahmin etmek için bir finansal stres endeksi) Doktora Tezi	Mukulu, Sandra	Federation University, Avustralya	Bu tez son on yılda nadiren içsel bir kriz yaşayan gelişmiş bir ülke olan Avustralya örneğini incelemektedir. Avustralya ekonomisinin sağlığını ölçmek ve tahmin etmek için bir finansal stres endeksi tasarlamıştır. Ayrıca Avustralya'nın önemli ticaret ortaklarının hisse senedi piyasalarındaki hareketlerinin Avustralya hisse senedi piyasasındaki hareketleri tahmin etmek için nasıl kullanılabileceğini araştırmaktadır. Çalışılan modeller finansal streste yeterli tahminler vermekte yetersiz kaldığından finansal krizin karmaşık yapısını, krizlerin nasıl geliştiğini ve finansal krizlerin başlangıcını tahmin etmek için kullanılabilecek teknikleri anlamak için daha fazla araştırmaya ihtiyaç olduğu sonucuna ulaşmıştır.	2017
Improving analyst forecast accuracy: the role of voluntary financial disclosure and industry competitiveness (Analist tahminlerinin doğruluğunu iyileştirme: gönüllü finansal açıklamanın ve endüstri rekabet gücünün rolü) Yüksek Lisans Tezi	Kortsmit, T.W.W.	Universiteit van Tilburg, Hollanda	Bu tez, firmaların gönüllü finansal beyan uygulamaları ile bu firmaları takip eden analistlerin tahminlerinin doğruluğu arasındaki ilişkiyi ve sektör rekabet gücünün bu ilişkiye etkisini incelemektedir. Sonuçlarına göre, analistin tahmin doğruluğu, farklı tahmin modellerinin veya farklı özel sektör kaynaklarının kullanımı gibi firma bilgisi dışındaki faktörlere daha fazla bağımlı olabileceğini göstermektedir.	2017

Wavelet Transform in Financial Time Series Analysis: Denoising and Forecast (Finansal Zaman Serileri Analizinde Dalgacık Dönüşümü: Gürültü Giderme ve Tahmin) Yüksek Lisans Tezi	Savka, Andriy	Kent State University, ABD	Bu tezde, dalgacık dönüşümü teknikleri ve bunların ekonomik ve finansal zaman serilerinde gürültü gidermeye yönelik uygulamaları üzerine son zamanlarda yapılan çalışmaları gözden geçirilerek Standard & Poor's 500 hisse senedi fiyatları endeksinin ve ABD piyasasında West Texas Intermediate ham petrol fiyatlarının analizine ayrık dalgacık dönüşümü kullanılarak gürültü giderme tekniğinin ampirik uygulaması yapılmıştır.	2018
Zaman serisi verilerinin derin yapay sinir ağları ile analizi ve en iyilemesi: Finansal tahmin algoritmaları Doktora Tezi	Ömer Berat Sezer	TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Ankara	Bu tezde, teknik analiz verileri işlenerek, derin öğrenme yöntemleri ile birlikte kullanılmaktadır. Tezde önerilen yöntemlerin, diğer önerilen yöntemlerden farkı teknik analiz verilerinin fiyatlar üzerine uygulanarak vektör ve matrislerinin (iki boyutlu resim) oluşturulması ve finansal zaman serisi verilerinin sınıflandırma problemine dönüştürülmesidir. Finansal zaman serisi verilerinde, orta ve uzun vadede finansal tahmin yapabilen, yüksek oranda kâr elde edilmesi sağlayabilen, stabil kararlar alabilen yöntemler geliştirmek hedefleri doğrultusunda; finansal teknik analiz göstergeleri, genetik algoritma, derin çok katmanlı algılayıcı sinir ağı kullanılarak yenilik içeren algoritma ve metotlar geliştirilmiştir.	2018
Forecast comparison of financial models (Finansal modellerin tahmin Karşılaştırması) Doktora Tezi	Rahimi, Khashayar	University of Surrey, UK	Bu tez literatürde sıkça çalışılan “getiri eğrisi tahmini” ve “oynaklık tahmini” üzerine odaklanılarak finansal ekonometride kullanılan modellerin nispi tahmin kabiliyetini incelemektedir. Birinci bölüm, Random Forest, Fonksiyonel Parametrik Olmayan ve Dinamik Nelson-Siegel modellerinin tahmin kabiliyetini araştırmaktadır. Bu çalışmanın sonuçları, getiri eğrisinin kısa ucunu tahmin etmede Random Forest modelinin ve uzun vadeli tahvil getirilerini tahmin etmede Dinamik Nelson-Siegel modelinin üstünlüğünü göstermektedir. İkinci bölüm, Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Heteroskedastik (GARCH) modellerin oynaklık tahminindeki göreli yeteneğini incelemektedir. Ortalama olarak, tüm rakip modellerin oynaklığı fazla tahmin ettiği ve basit GARCH modelinin oynaklığı tahmin etmede daha iyi performans gösterdiği sonucuna varmaktadır.	2020

3.3. Makale Çalışmaları

Uluslararası yayınlanan makalelerden Ebsco veri tabanından Ocak 2000- Aralık 2021 arasında yayınlanan makalelerden başlığında "financial forecasting" ifadesi geçen 253 makaleye ulaşılmıştır. Aynı tarih aralığında Ebsco veri tabanı üzerinden Türkçe yayınlanan makalelerde ise başlığında "finansal tahmin" ifadesi geçen 14 makaleye ulaşılmıştır. Tablo 7 bu makale çalışmalarının orijinal ve Türkçe adlarını, yazarlarını, yayınlandığı dergi isimlerini, içeriğini ve yayınlanma tarihini göstermektedir:

Tablo 7. Finansal Tahmin Üzerine Makale Çalışmaları (2000-2021)

Makale adı	Yazarları	Dergi Adı	İçeriği	Yayınlanma Tarihi
A survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumers. Kredi ve davranışsal puanlama araştırması: tüketicilere borç verme finansal riskini tahmin etme.	Thomas, Lyn C.	International Journal of Forecasting	Kredi puanlaması ve davranışsal puanlama, kuruluşların kendilerine başvuran tüketicilere kredi verip vermeyeceklerine karar vermelerine yardımcı olan tekniklerdir. Bu makale, bu kararları desteklemek için kullanılan-hem istatistiksel hem de operasyonel araştırmaya dayalı-teknikleri incelemektedir.	Nisan- Haziran 2000
Forecasting construction materials suppliers' financial turnover. İnşaat malzemeleri tedarikçilerinin finansal cirolarını tahmin etmek.	Nicholas, J.; Holt, G. D.; Mihsein, M.	Engineering Construction & Architectural Management (Wiley-Blackwell)	Sağladıkları kredi sayesinde, malzeme tedarikçileri çoğu inşaat yüklenicisi için bir tür işletme sermayesi sağlar. Bu makale, bunun kredi kuruluşları (yani tedarikçiler) için etkilerini ele almaktadır. Bir tedarikçinin finansal ciro hareketinin (veya eksikliğinin), kredi kontrol departmanının birtakım özellikleri göz önünde bulundurularak bir miktar doğrulukla modellenebileceği ve tahmin edilebileceği gösterilmiştir.	Eylül 2000
How Relevant is Volatility Forecasting for Financial Risk Management? Finansal Risk Yönetimi için Volatilite Tahmini Ne Kadar Önemlidir?	Christoffersen, Peter F.; Diebold, Francis X.	Review of Economics & Statistics	Volatilite tahmin edilebilirliğine ilişkin mevcut değerlendirmeler, bunların volatilite tahmin edilebilirliğinin ortak değerlendirmeleri ve varsayılmış bir model olması nedeniyle sıkıntı çekmektedir ve sonuçlar sadece yatay olarak değil, aynı zamanda varsayılmış modele göre de değişebilmektedir. Bu makalede bu sorunu çözmek için, yatay olarak volatilite tahmin edilebilirliğini değerlendirmek için modelsiz bir prosedür geliştirilmiştir.	Şubat 2000
A Data Mining Approach to Financial Time Series Modelling and Forecasting. Finansal Zaman Serilerinin Modellenmesi ve Tahmininde Veri Madenciliği Yaklaşımı.	Vojinovic, Zoran; Kecman, Vojislav; Seidel, Rainer	International Journal of Intelligent Systems in Accounting Finance & Management	Bu makalede, döviz zaman serisi sürecini tahmin etmek için kullanılabilecek nispeten yeni veri madenciliği tekniklerinden biri açıklanmaktadır. Araştırma, bu tür tekniklerin zor gerçek dünya veri kümelerine maruz bırakılarak geliştirilmesine ve uygulanmasına katkıda bulunmayı amaçlamaktadır. Sonuçlar, günlük kapanış döviz kurlarını tahmin etmek için Radyal bir Temel fonksiyon Sinir Ağı modelinin tahmininin hem yön değişiminde hem de döviz kurunun kendisinin	Aralık 2001

			tahmininde geleneksel bir doğrusal modelin tahmininden önemli ölçüde daha iyi olduğunu ortaya koymaktadır. Ayrıca, model girdilerinin sayısının (model sırası), gizli katman nöronlarının sayısının ve eğitim verilerinin büyüklüğünün tahmin doğruluğu üzerindeki etkisini araştırmaktadır.	
An Empirical Analysis of Data Requirements for Financial Forecasting with Neural Networks.Sinir Ağları ile Finansal Tahmin için Veri Gereksinimlerinin Ampirik Analizi.	Walczak, Steven	Journal of Management Information Systems	Bu çalışmada, farklı büyüklükteki eğitim örnek setlerinin döviz kurlarını tahmin etmedeki etkileri incelenmiştir. Sinir ağlarının-uygun miktarda tarihsel bilgi verildiğinde-gelecekteki döviz kurlarını %60 doğrulukla tahmin edebileceği, daha büyük bir eğitim setinde eğitilen sinir ağlarının ise daha kötü bir tahmin performansına sahip olduğu gösterilmiştir.	Bahar 2001
Application of support vector machines in financial time series forecasting. Finansal zaman serileri tahmininde destek vektör makinelerinin uygulanması.	Tay, Francis E.H.; Lijuan Cao	Omega	Bu makale finansal zaman serileri tahmininde destek vektör makinelerinin uygulanmasına odaklanır. Finansal piyasanın davranışının belirlenmesi; normalleştirilmiş ortalama kare hatası kriterleri; destek vektör makinelerinin özellikleri konularına değinmektedir.	Ağustos 2001
Financial forecasting using support vector machines. Destek vektör makinelerini kullanarak finansal tahmin.	Cao, Lijuan; Tay, Francis E.H	Neural Computing & Applications	Bu makale destek vektör makinelerinin finansal tahminde kullanımını geri yayılım algoritması tarafından eğitilmiş çok katmanlı bir algılayıcı ile karşılaştırarak incelemektedir. Destek vektör makineleri Normalleştirilmiş Ortalama Kare Hatası (NMSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Yön Simetrisi (DS), Yukarı Doğru (CP) eğilim ve Aşağı Doğru (CD) eğilim kriterlerine göre geri yayılım algoritmasından daha iyi tahmin yaptığı görülmüştür. Deneysel sonuçların analizi, finansal zaman serilerini tahmin etmek için destek vektör makinelerinin uygulanmasının avantajlı olduğunu göstermektedir.	2001
Forecasting High-frequency Financial Data with the ARFIMA-ARCH model.	Hauser, Michael A.; Kunst, Robert M.	Journal of Forecasting	Bu makalede yazarlar, ARFIMA-ARCH süreçlerinin öngörülmesi ile ilgili konulara odaklanmakta ve elde edilen teknikleri İsviçre 1 aylık Euromarket faiz oranının örnek günlük gözlem serisine uygulamaktadır. Modellemenin amacı tahmin ise, potansiyel bir tahminci öncelikle önerilen ARFIMA-	Kasım 2001

ARFIMA-ARCH modeli ile Yüksek frekanslı Finansal Verilerin Tahmin edilmesi.			ARCH model sınıfının tahmin hassasiyetini artırmada gerçekten yardımcı olup olmadığıyla ilgilenecektir. Bu yazıda bildirilen doğrusal tahminler Levinson algoritması kullanılarak oluşturulmuştur.	
Forecasting real estate returns using financial spreads. Finansal yayılmaları kullanarak gayrimenkul getirilerini tahmin etme.	Brooks, Chris; Tsolacos, Sotiris	Journal of Property Research	Bu makale, bir dizi zaman serisi tekniği kullanarak gayrimenkul varlık getirilerinin öngörülebilirliğini incelemektedir. Dolaylı mülkiyet getirileri söz konusu olduğunda geliştirilen ticaret kurallarının hiçbiri ilişkili işlem maliyetlerini karşılayamasa da kısa vadeli tahminler, alım-satım stratejisi brüt işlem maliyetleri üzerinden fazla getiri sağlayabilecek bir ticaret kuralına dönüştürülebilir. Bu nedenle, bu tahmin edilebilirliğin tamamen borsa verimliliği ile tutarlı olduğu sonucuna varılmıştır.	Eylül 2001
Improved financial time series forecasting by combining Support Vector Machines with self-organizing feature map. Destek Vektör Makinelerini kendi kendini organize eden özellik haritasıyla birleştirerek geliştirilmiş finansal zaman serisi tahmini.	Tay, Francis Eng Hock; Cao, Li Juan	Intelligent Data Analysis	Bu çalışmada finansal zaman serilerini tahmin etmek için Destek Vektör Makinelerinin (SVM'LER) kendi kendini organize eden özellik haritası (SOM) ile birleştirilmesiyle oluşturulan iki aşamalı bir sinir ağı mimarisi önerilmektedir. İlk aşamada, SOM, tüm giriş alanını birkaç ayrık bölgeye bölmek için bir kümeleme algoritması olarak kullanılır. Bölümlenmiş bölgelerin sayısını önceden belirleme sorununu önlemek için bölümde ağaç yapılı bir mimari benimsenmiştir. Daha sonra, ikinci aşamada, her bölümlenmiş bölgeye en uygun SVM uzmanları olarak da adlandırılan çoklu SVM'LER, en uygun çekirdek işlevini bularak SVM'lerin en uygun öğrenme parametreleri oluşturulur. Deneyde Santa Fe döviz kuru ve beş gerçek vadeli işlem sözleşmesi kullanılmıştır. Önerilen yöntemin, tek bir SVM modeline kıyasla hem önemli ölçüde daha yüksek tahmin performansı hem de daha hızlı yakınsama hızı sağladığı gösterilmiştir.	2001
Market-based demand forecasting promotes informed strategic financial planning. Piyasa temelli talep tahmini, bilinçli stratejik finansal planlamayı teşvik eder.	Beech AJ	Healthcare financial management: Journal of the Healthcare Financial Management Association	Piyasaya dayalı talep tahmini, bir sağlık kuruluşunun hizmetlerine yönelik gelecekteki talebi, kuruluşun hizmet alanındaki talebin niteliğini tanımlayan geniş bir veri yelpazesini kullanarak tahmin etme yöntemidir. Bu veriler arasında birincil ve ikincil hizmet alanları, çeşitli demografik gruplara göre hizmet alanı popülasyonları, deşarj kullanım oranları, pazar büyüklüğü ve hizmet hattı ve kuruluş çapında pazar payı yer almaktadır. Gözlemlenebilir piyasa dinamiklerine dayanarak, stratejik planlamacılar gelecekteki potansiyel talebi açıklayan senaryolar geliştirmek için bu verilerle ilgili gelecekteki eğilimler hakkında çeşitli açık varsayımlarda bulunabilirler. Finansal planlamacılar daha sonra her bir senaryoyu,	Kasım 2001

			işletme marjı, eldeki günlük nakit ve borç hizmeti kapsamı gibi seçilen finansal ve operasyonel önlemler üzerindeki potansiyel etkisini belirlemek için değerlendirebilir ve bir dizi öngörülemeyen durumu kapsayan stratejik bir finansal plan geliştirebilir.	
Earthquakes and Volcanoes: The International Conference on Modelling and Forecasting Financial Volatility, Perth Australia, 7–9 September 2001. Depremler ve Volkanlar: Uluslararası Finansal Volatilite Modelleme ve Tahmin Konferansı, Perth Avustralya, 7-9 Eylül 2001.	Oxley, Les	Journal of Economic Surveys	Batı Avustralya Üniversitesi Ekonomi Bölümü tarafından 7-9 Eylül 2001 tarihlerinde Perth, Batı Avustralya'da düzenlenen Uluslararası Finansal Oynaklığın Modellenmesi ve Tahmin Edilmesi Konferansı hakkında bilgi vermektedir.	Nisan 2002
Forecasting call frequency at a financial services call centre. Finansal hizmetler çağrı merkezinde arama sıklığını tahmin etme.	Antipov, A.; Meade, N.	Journal of the Operational Research Society	Bu makalede bir finansal hizmetler telefon çağrı merkezinde günlük kredi başvurularının sayısı için bir tahmin modeli geliştirilmiştir.	Eylül 2002
Forecasting Financial Time Series using Neural Network and Fuzzy System-based Techniques. Sinir Ağı ve Bulanık Sistem Tabanlı Teknikleri Kullanarak Finansal Zaman Serilerini Tahmin Etme.	Kodogiannis,V.; Lolis, A.	Neural Computing & Applications	Bu makale, döviz kuru tahmini için kullanılan gelişmiş sinir ağı ve bulanık modelleri sunmaktadır. Çok katmanlı algılamalar, radyal temel fonksiyonlar, dinamik sinir ağları ve nöro-bulanık sistemler dahil olmak üzere çeşitli yaklaşımlar önerilmiş ve tartışılmıştır. ABD doları ile İngiliz Sterlininin reel günlük döviz kuru değerleri kullanılarak, bir adım ve çok adım ileriye dönük tahminlere yönelik performansları bir çalışma ile değerlendirilmiştir.	2002

Modified support vector machines in financial time series forecasting. Finansal zaman serileri tahmininde değiştirilmiş destek vektör makineleri	Tay, Francis E.H.; Cao, L.J.	Neurocomputing	Bu makale, durağan olmayan finansal zaman serilerini modellemek için C-artan destek vektör makinesi adı verilen destek vektör makinelerinin değiştirilmiş bir versiyonunu önermektedir. C-artan destek vektör makineleri, destek vektör makinelerinde düzenli risk fonksiyonunun basit bir modifikasyonu ile elde edilir, bu sayede son duyarsız hatalar uzak duyarsız hatalardan daha ağır şekilde cezalandırılır. Bu prosedür, durağan olmayan finansal zaman serilerinde girdi değişkenleri ile çıktı değişkeni arasındaki bağımlılığın zaman içinde kademeli olarak değiştiği, özellikle yakın geçmiş verilerin uzak geçmiş verilerden daha önemli bilgiler sağlayabileceği bilgisine dayanmaktadır. Deneyde, C-artan destek vektör makineleri Chicago Ticaret Piyasasından toplanan üç gerçek vadeli işlem kullanılarak test ediliyor. Gerçekte sipariş edilen örnek verilere sahip C-artan destek vektör makinelerinin, standart destek vektör makinelerinden tutarlı bir şekilde daha iyi tahmin ettiği, tersine sipariş edilen örnek veriler kullanıldığında en kötü performansa sahip olduğu gösterilmiştir. Ayrıca, C-artan destek vektör makineleri, standart destek vektör makinelerinden daha az destek vektörü kullanır ve bu da çözümün daha seyrek gösterilmesine neden olmaktadır.	Ekim 2002
Piecewise nonlinear model for financial time series forecasting with artificial neural networks. Yapay sinir ağları ile finansal zaman serilerini tahmin etmek için parçalı doğrusal olmayan model.	Oh, Kyong Joo; Kim, Kyoung-jae	Intelligent Data Analysis	Bu çalışma, finansal zaman serilerinin segmentasyonuna dayanan parçalı doğrusal olmayan bir model önermektedir. Önerilen modelin temel kavramı, değişim noktalarına bölünmüş aralıklar elde etmek, bunları değişim noktası grupları olarak tanımlamak ve bunları tahmin modelinde kullanmaktır. Önerilen modeli faiz oranı tahminine uygulamakta ve çeşitli değişim noktası tespit yöntemlerine dayanan üç farklı modeli incelemektedir.	2002
Do financial variables help forecasting inflation and real activity in the euro area? Finansal değişkenler euro bölgesindeki enflasyonu ve	Forni, Mario; Hallin, Marc; Lippi, Marco; Reichlin, Lucrezia	Journal of Monetary Economics	Bu makale, Euro bölgesi sanayi üretimi ve uyumlaştırılmış enflasyon endeksinin örnek dışı tahminlerini simüle etmek ve finansal değişkenlerin öngörüdeki rolünü değerlendirmek için Euro bölgesinin ana ülkeleriyle ilgili aylık 447 makroekonomik zaman serisinden oluşan geniş bir veri setini kullanmaktadır. Her iki modelin performansı, basit bir tek değişkenli AR modelininkiyle karşılaştırıldı. Sonuçlar, çok değişkenli yöntemlerin bir, üç, altı ve on iki ayda enflasyonu ve bir ve üç ayda sanayi üretimini	Eylül 2003

reel faaliyeti tahmin etmeye yardımcı oluyor mu?			tahmin etmek için tek değişkenli yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	
Financial time series forecasting using support vector machines. Destek vektör makinelerini kullanarak finansal zaman serisi tahmini	Kim, Kyoung-jae	Neurocomputing	Bu çalışma, hisse senedi fiyat endeksini tahmin etmek için destek vektör makinelerini uygulamaktadır. Ek olarak, destek vektör makinelerinin finansal öngörüde uygulanmasının fizibilitesini, geri yayılımlı sinir ağları ve vaka temelli akıl yürütme ile karşılaştırarak incelemektedir. Deneysel sonuçlar, destek vektör makinelerinin borsa tahminine umut verici bir alternatif sunduğunu göstermektedir.	Eylül 2003
Forecasting Volatility in financial Markets: A Review. Finansal Piyasalardaki Oynaklığı Tahmin Etmek: Bir İnceleme.	Ser-Huang Poon; Granger, Clive W. J.	Journal of Economic Literature	Bu kapsamlı araştırma, yatırım, güvenlik değerlemesi, risk yönetimi ve para politikası oluşturmada oynaklığın önemini yansıtmaktadır. Oynaklık riskle aynı değildir. Belirsizlik olarak yorumlandığında, birçok yatırım kararı ve portföy yaratımı için kilit bir girdi haline gelir. Yatırımcıların ve portföy yöneticilerinin taşıyabilecekleri belirli risk seviyeleri vardır. Varlık fiyatlarının yatırım tutma süresi boyunca oynaklığının iyi bir tahmini, yatırım riskini değerlendirmek için iyi bir başlangıç noktasıdır.	Haziran 2003
Support vector machine with adaptive parameters in financial time series forecasting.Finansal zaman serisi tahmininde uyarlanabilir parametrelere sahip vektör makinesini destekleyin.	Cao LJ; Tay FH	IEEE transactions on neural networks	Bu makale, destek vektör makinelerinin finansal zaman serileri tahmininde uygulanması ile ilgilidir. Veri setleri olarak Chicago Ticaret Piyasasından toplanan beş gerçek vadeli işlem sözleşmesi kullanılmaktadır. Simülasyon, üç yöntem arasında destek vektör makinelerinin finansal tahminde geri yayılımlı sinir ağından daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	2003
A Fractal Forecasting Model for Financial Time Series. Finansal Zaman Serileri için Fraktal Bir Tahmin Modeli.	Richards, Gordon R.	Journal of Forecasting	Bu makale, finansal zaman serileri için fraktal tahmin modellerine bakmaktadır. Finansal zaman serileri, özellikle yüksek frekanslarda yüksek derecede doğrusal olmayan değişkenlik gösterir ve sıklıkla fraktal özellikler gösterir. Bir zaman serisinin fraktal boyutu tam sayı olmadığında şu iki karakteristik özellik ile ilişkilendirilir. İlk olarak, fraktal süreçler homojenlik göstermez, genellikle düzensiz aralıklarla aşırı veya uzak dalgalanmalar olasılığı yüksektir. İkincisi, fraktal süreçler ölçekleme simetrileri sergiler. Fraktal prensipler tahmin algoritmaları geliştirmek için	Aralık 2004

			kullanılabilir. En iyi sonuçları veren tahmin yöntemi, duruma geçişe uygun artık ölçek oranı modelidir. Aşırı olayların koşullu olasılığını tahmin etmek için bir durum geçiş modeli kullanılır.	
A study of financial volatility forecasting techniques in the FTSE/ASE 20 index. FTSE / ASE 20 endeksinde finansal volatilite tahmin tekniklerinin incelenmesi.	Maris, K.; Pantou, G.; Nikolopoulos, K.; PagourtzI, E.; Assimakopoulos, V.	Applied Economics Letters	Finansal piyasa oynaklığını tahmin etmek, yirminci yüzyılın sonlarında ve yirmi birinci yüzyılın başlarında birçok akademisyenin ilgisini çeken önemli bir görevdir. Akademik dünyanın bu güçlü ilgisi, çeşitli finansal ve ticari faaliyetlerde oynaklığın önemini yansıtmaktadır. Volatilite tahmini, yatırım seçimini önemli ölçüde etkilemekte ve son yıllarda işlem hacminin arttığı piyasada işlem gören opsiyonların fiyatlarını etkileyen en önemli parametredir. Bu makalenin amacı, Yunan FTSE / ASE 20 hisse senedi endeksindeki verileri kullanarak çeşitli volatilite tahmin yaklaşımlarını karşılaştırmaktır.	Ekim 2004
An Analytic Network Process model for financial-crisis forecasting. Finansal kriz tahmini için analitik bir Ağ Süreci modeli.	Niemira, Michael P.; Saaty, Thomas L.	International Journal of Forecasting	Analitik Ağ Süreci (ANP), kontrol kriterlerine göre etkileşime giren faktörlerin göreceli etkisini temsil eden bireysel oran ölçeklerinden bileşik öncelik oranı ölçeklerini türetmek için kullanılan genel bir göreceli ölçüm teorisidir. Sütun önceliklerinin matrislerinden oluşan üst matrisi sayesinde ANP çerçevesi, açıklayıcı faktörler kümeleri içinde ve arasında bağımlılık ve geri bildirimin sonucunu yakalar. Bu makalede geleneksel yöntemlere ve önceki modellere göre daha esnek ve daha kapsamlı olduğu savunuluyor.	Ekim - Aralık 2004
EDDIE-Automation, a decision support tool for financial forecasting. EDDİE-Otomasyo, finansal tahmin için bir karar destek aracı.	Tsang, Edward; Yung, Paul; Jin Li	Decision Support Systems	Evrimsel Dinamik Veri Yatırım Değerlendiricisi (EDDIE), finansal tahmin için genetik programlama (GP) tabanlı bir karar destek aracıdır. EDDİE kullanıcının lehine olan şansı artırmak amacıyla karar ağaçlarının alanını aramada uzmanların verimliliğini artırmaya hizmet eder. Bu makale, Eddie'yi borsadan öğrenmek ve izlemek için yerleştiren bir mimariyi açıklamaktadır.	Eylül 2004
Fınancial statement analysis, forecasting and budgeting: an integrative teaching approach.	White, Harry	Journal of Accounting & Finance Research	Bu makale, Finans İlkeleri ders kitaplarındaki mevcut kapsama durumunu belgeleyerek bu önemli araçları işletme uzmanlarına öğretmek için alternatif bir yaklaşım sunmaktadır. Bu yaklaşım, finansal analiz araçlarını, nakit akış tablosu ve oranlarını tahmin ve bütçeleme sürecine bütünleştirir.	Güz II 2004

Finansal tablo analizi, tahmin ve bütçeleme: bütünleştirici bir öğretim yaklaşımı.			Entegre yaklaşım, sınıfta yaygın olarak kullanılan örneklerle gösterilmektedir. Makale ayrıca, alternatif yaklaşımın öğrencilerin bu önemli finansal yönetim araçlarını öğrenmelerine ne kadar iyi yardımcı olduğuna dair bir tartışma da içermektedir.	
Forecasting economic and financial time-series with non-linear models. Doğrusal olmayan modellerle ekonomik ve finansal zaman serilerini tahmin etme.	Clements, Michael P.; Franses, Philip Hans; Swanson, Norman R.	International Journal of Forecasting	Bu makalede, ekonomik ve finansal zaman serileri için doğrusal olmayan tahmin modelleri arasında tahmin etme, değerlendirme ve seçim yapmadaki mevcut durum tartışılmaktadır. Öngörü yoğunluğu, aralık ve nokta değerlendirmesi ve model seçimi, kayıp fonksiyonları, veri madenciliği ve toplama gibi teorik ve ampirik konuları gözden geçirmektedir. Ayrıca, doğrusal olmayan modeller kullanarak tahminler oluşturma lehine olan kanıtların oldukça seyrek olmasına rağmen, iyimser olmak için bir neden olduğunu savunmaktadır.	Nisan / Haziran 2004
Institutional Arrangements and State and Local Financial Forecasting. Kurumsal Düzenlemeler ve Devlette ve Yerelde Finansal Tahminler.	Pinkowski, Jack	International Journal of Public Administration	Yerel yönetimler için incelenen yapısal etkiler arasında yürütme ve yasama organlarındaki liderlikteki değişiklikler, bütçe yöneticilerinin görev sürelerinin uzaması ve belediye başkanı-konsey ile konsey-yönetici hükümet biçimleriyle ilgili farklılıklar yer almaktadır. Raporlanan iç politikalar, bilgilendirilmiş yargıya karşı nicel yöntemler, bütçe kontrolleri ve yerel yönetim kontrolü dışındaki zorunlu harcamalarla ilgili harcama politikası gibi gelirleri tahmin etmek için kullanılan metodolojiyi ve kurum içinde ve akran grupları ve mesleki standartlarla kıyaslama prosedürlerini kapsar. Uzman dış görüşü de dahil olmak üzere yürütme ve yasama organları arasında fikir birliği sağlama süreci olduğu gibi, performans değerlendirmesi konusunda hükümetlerin konsorsiyumlarına atıfta bulunulmaktadır.	2004
The Mathematical Approach in Financial Forecasting. Finansal Tahminde Matematiksel Yaklaşım.	Kairys, Jr., Joseph P.	Management of Organizations: Systematic Research	Yöneticiler, gelecekteki faiz oranlarından gelecekteki ekonomik faaliyetlere (GSYİH), gelecekteki hisse senedi fiyatları seviyesine kadar çok çeşitli ekonomik değişkenlerin finansal tahminlerini düzenli olarak kullanırlar, böylece daha iyi tahminler yöneticilerin daha iyi kararlar almasına yardımcı olmalıdır. Bu makalenin amacı, titiz, niceliksel, matematiksel modellerin geliştirilmesine dayanmadan nitel düzenliliklerin araştırılmasını içeren metodolojik yaklaşımlar için finansal araştırmalarda meşru bir yer olduğunu tespit etmektir.	2004

Variations in the Financial Reporting Environment and Earnings Forecasting. Finansal Raporlama Ortamındaki Değişimler ve Kazanç Tahmini.	Hope, Ole-Kristian	Journal of International Financial Management & Accounting	Bu makale uluslararası finansal raporlama ortamındaki değişimleri incelemektedir. Özellikle, muhasebeyle ilgili kurumsal faktörlerdeki farklılıklar (seçim, tahakkuk muhasebesi ve uygulama) ile analistlerin kazanç tahminlerinin doğruluğu arasındaki ilişkiyi araştırmaktadır. Muhasebe standartlarının uygulanması, tahmin doğruluğu ile olumlu yönde ilişkilidir; bu, uygulamanın yöneticileri öngörülen kurallara uymaya teşvik ettiğini ve bunun da analistlerin belirsizliğini azalttığını göstermektedir.	Bahar 2004
Development of a qualitative reasoning model for financial forecasting. Finansal tahmin için nitel bir akıl yürütme modelinin geliştirilmesi.	Kesh, Someswar; M. K. Raja	Information Management & Computer Security	Bu makale, nitel akıl yürütme ilkelerini kullanarak finansal tahmin için bir model geliştirmektedir. Bu modelin geliştirilmesi, çeşitli iş alanlarındaki belirli uygulamalar için daha karmaşık modellerin geliştirilebileceğini ve kullanılabileceğini göstermektedir. İş karar verme süreci hem niteliksel hem de niceliksel girdiler gerektirdiğinden, bunlar gibi modeller büyük pratik değere sahip olabilir.	2005
Forecasting Financial Volatilities with Extreme Values: The Conditional Autoregressive Range (CARR) Model. Finansal Değişkenliklerin Aşırı Değerlerle Tahmin Edilmesi: Koşullu Otoregresif Aralık (CARR) Modeli.	Chou, Ray Yeutien	Journal of Money, Credit & Banking (Ohio State University Press)	Bu makalede sabit zaman aralıklarında yüksek/düşük varlık fiyatları aralığı için dinamik bir model önerilmektedir. Aşırı değer teorileri, aralığın yerel oynaklığın etkili bir tahmincisi olduğunu ima eder. Bu nedenle, Koşullu Otoregresif Aralık Modeli (CARR) bir oynaklık modeli olarak görülebilir. P500 endeksi verilerini kullanan örnek dışı volatilite tahminleri, CARR modelinin standart bir GARCH modeline kıyasla daha keskin volatilite tahminleri sağladığını göstermektedir.	Haziran 2005
Modelling and Forecasting Financial Log-Returns as Locally Stationary Wavelet Processes. Finansal Günlük Getirilerinin Yerel Olarak Durağan Dalgacık Süreçleri Olarak	Fryzlewicz, Piotr	Journal of Applied Statistics	Bu makalede, Yerel Durağan Dalgacık (LSW) çerçevesinde finansal günlük dönüş serileri modelleniyor. Doğrusal ve durağan olmayan LSW modelinin en sık gözlenen stilize gerçekleri yeterince yakaladığı gösterilmektedir. DJIA endeksindeki günlük getirileri göz önünde bulundurarak, finansal günlük getirilerinin LSW çerçevesinde başarılı bir şekilde tahmin edilebileceği gösterilmektedir.	Temmuz 2005

Modellenmesi ve Tahmin Edilmesi.				
Non-linear forecasting in high-frequency financial time series. Yüksek frekanslı finansal zaman serilerinde doğrusal olmayan tahmin.	Strozzi, F.; Zaldívar, J.M.	Physica A	Bu makalede finansal piyasalarda işlem yapmak için devlet alanı içinde yeniden yapılandırma tekniklerine dayanan yeni bir metodoloji geliştirilmiştir. Metodoloji, 18 yüksek frekanslı döviz zaman serisi kullanılarak test edilmiştir. Sonuçlar, geçmiş fiyat serilerini inceleyerek gelecekteki hareketler hakkında kârlı bir bilgi elde edilemeyeceğini belirten etkin piyasa hipotezi ile açıkça çelişmektedir. Ticaret metodolojisi oldukça geneldir ve diğer finansal zaman serilerine uyarlanabilir.	Ağustos 2005
Optimal partition algorithm of the RBF neural network and its application to financial time series forecasting. RBF sinir ağının optimal bölümleme algoritması ve finansal zaman serileri tahminine uygulanması.	Sun, Y. F.; Liang, Y. C.; Zhang, W. L.; Lee, H. P.; Lin, W. Z.; Cao, L. J.	Neural Computing & Applications	Bu makalede, zaman serilerini tahmin etmek için yeni bir sinir ağı tabanlı yöntem sunulmuştur. Yöntem, en uygun bölme algoritmasını (OPA) radyal temel işlevi (RBF) sinir ağı ile birleştirir. Sayısal simülasyonların sonuçları yöntemin etkinliğini göstermektedir. Önerilen OPA yönteminin tahmin, genelleme ve tahmin eğilimlerinin doğruluğunda belirgin avantajlara sahip olduğunu göstermektedir.	2005
Relevance of detecting outliers in GARCH models for modelling and forecasting financial data. Finansal verileri modellemek ve tahmin etmek için GARCH modellerinde aykırı değerleri tespit etmenin önemi.	Charles, Amélie; Darné, Olivier	Finance	Bu çalışmada dokuz günlük borsa endeksine bir GARCH modelinde aykırı değer tespit prosedürü uygulanıyor. Tüm seriler için aykırı değerler belirleniyor ve ekonomik ve finansal olaylarla ilişkilendirilmeye çalışılıyor. Aykırı düzeltilmiş seriler için GARCH modellerinin, orijinal getiriler için GARCH modellerine göre önemli tahmin iyileştirmeleri sağladığı görülmektedir.	Temmuz 2005
The influence of accounting changes on financial analysts' forecast accuracy and forecasting superiority:	Peek, Erik	European Accounting Review	Bu çalışma, isteğe bağlı muhasebe değişikliklerinin 1988'den 1999'a kadar Hollanda'daki finansal analistlerin bireysel tahmin hataları üzerindeki etkisini değerlendirmektedir. Ampirik sonuçlar, muhasebe prosedürlerindeki değişikliklerin, değişim yılı etkisine, önceki açıklamaya ve değişim türüne bağlı olarak analistlerin tahmin doğruluğunu ve tahmin	Temmuz 2005

Evidence from the Netherlands. Muhasebe değişikliklerinin finansal analistlerin tahmin doğruluğu ve tahmin üstünlüğü üzerindeki etkisi: Hollanda'dan kanıtlar.			avantajını önemli ölçüde etkileyebileceğini göstermektedir. Özellikle, bu çalışma, firmaların olağanüstü kalemlerden önceki kazançlar üzerinde maddi etkisi olan muhasebe değişikliklerini benimsedikleri yılda, değişikliklerin daha önce açıklanmaması durumunda analistlerin tahmin doğruluğunun önemli ölçüde kötüleştiğini ortaya koymaktadır. Ayrıca, mevcut maliyet muhasebesinden tarihsel maliyet muhasebesine ve harcamadan büyük harf kullanımına geçişlerin kabulünden sonraki ilk yıllarda analistlerin tahmin doğruluğu ve tahmin üstünlüğü önemli ölçüde iyileşirken, analistlerin tahmin doğruluğu ve üstünlüğü diğer değişikliklerin kabul edilmesinden sonra önemli ölçüde kötüleşmektedir.	
A new hybrid data mining technique using a regression case based reasoning: Application to financial forecasting. Regresyon vakasına dayalı akıl yürütmeyi kullanan yeni bir karma veri madenciliği tekniği: Finansal öngörüye uygulama	Chun, Se-Hak; Park, Yoon-Joo	Expert Systems with Applications	Bu makale, benzer vakaları bulmadan önce bağımsız değişkenlere farklı ağırlıklar uygulayan regresyon vakası temelli bir akıl yürütme (RCBR) önermektedir. Önerilen regresyon CBR (RCBR), bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiden bağımsız değişkenlerin göreceli önemini regresyon analizi kullanarak bulur ve bağımsız değişkenlere regresyon katsayıları kullanarak göreceli ağırlıklar koyar. Daha sonra, geleneksel CBR makinesi aracılığıyla ağırlıklı bağımsız değişkenleri kullanarak en yakın komşu veya benzeri durumları seçer ve bir sonraki hedef durum için ağırlıkları dinamik olarak günceller ve geleneksel CBR makinesini tekrar gerçekleştirir.	Ağustos 2006
Artificial neural networks with evolutionary instance selection for financial forecasting. Finansal tahmin için evrimsel örnek seçimi ile yapay sinir ağları	Kim, Kyoung-jae	Expert Systems with Applications	Bu makalede, finansal veri madenciliği için yapay sinir ağlarında (ANN) örnek seçimine genetik algoritma (GA) yaklaşımı önerilmektedir. ANN üstün öğrenme yeteneğine sahiptir, ancak genellikle gürültülü veriler için tutarsız ve öngörülemeyen performans gösterir. GA, katmanlar arasındaki bağlantı ağırlıklarını ve ilgili örnekler için bir seçim görevini aynı anda optimize eder. Küresel olarak gelişen ağırlıklar, gradyan iniş algoritmasının iyi bilinen sınırlamalarını azaltır. Genetik olarak seçilmiş örnekler öğrenme süresini kısaltır ve tahmin performansını artırır. Bu çalışma önerilen modeli borsa analizine uygulamaktadır. Deneysel sonuçlar, GA yaklaşımının ANN'de örnek seçim için umut verici bir yöntem olduğunu göstermektedir.	Nisan 2006

Financial Asset Returns, Direction-of-Change Forecasting, and Volatility Dynamics. Finansal Varlık Getirileri, Değişim Yönü Tahmini ve Volatilite Dinamikleri.	Christoffersen, Peter F.; Diebold, Francis X.	Management Science	Bu makalede finansal ekonomi literatüründe öne çıkan üç olgu grubu ele alınmaktadır: (1) varlık getirilerinde koşullu ortalama bağımlılık (veya eksikliği), (2) varlık getirisi işaretlerinde bağımlılık (ve dolayısıyla tahmin edilebilirlik) ve (3) varlık getirisi değişkenliklerinde bağımlılık (ve dolayısıyla tahmin edilebilirlik). Birbirleriyle çok fazla ilişkili oldukları ayrıntılı olarak gösterilmektedir.	Ağustos 2006
Finansal Krizlerin Önceden Tahmin Yoluyla Değerlendirilmesi: Türkiye örneği.	Zeynep KARAÇOR; Volkan ALPTEKİN	Yönetim ve Ekonomi: Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi	Bu çalışmanın amacı Türkiye ekonomisi için Kasım ve Şubat krizleri öncesi öncü göstergelerin nasıl bir hareketlenme içerisine girdiklerini gözlemleyerek, içinde bulunduğumuz konjonktürün projeksiyon yöntemiyle değerlendirilmesidir. Bu amaca yönelik olarak literatürden çeşitli makroekonomik göstergeler Kasım ve Şubat Krizlerinin öncü göstergeleri olarak belirlenmiştir. Kriz öncesi ve sonrası bu göstergelerdeki farklılıklar araştırılmaktadır.	2006
Forecasting risk, informed speculation, and financial innovation. Risk tahmini, bilinçli spekülasyon ve finansal yenilik	Instefjord, Norvald	Journal of Financial Intermediation	Bu makalede, kârı maksimize eden bir değişimin spekülatif menkul kıymetler için pazar açmayı seçip seçmediği ve eğer öyleyse piyasa başarısızlığı sorununu nasıl atlatacağı analiz edilmektedir. En uygun finansal yeniliğin iki biçim aldığı gösterilmektedir. Birincisi, istikrarlı varlık fiyatlarında düşük hacimde işlem gören riskten korunma araçlarından oluşan bir piyasa yapısıdır. İkincisi, değişken varlık fiyatlarında daha büyük hacimde işlem gören spekülatif araçlardan oluşan bir piyasa yapısıdır. Bu stratejiler, spekülatörlerin riskinden kaçınmanın nihayetinde hangisinin en uygun olduğunu belirlediği aynı çerçevede türetilmiştir.	Ocak 2006
Genetic programming with wavelet-based indicators for financial forecasting.	Jin Li; Zhu Shi; Xiaoli Li	Transactions of the Institute of Measurement & Control	Dalgacık analizi, gelecek vaat eden bir teknik olarak, bilim ve mühendislikteki birçok soruna yaklaşmak için kullanılmıştır. Bu makale, dalgacık analizi tekniği kullanılarak çıkarılan özelliklerin (veya göstergelerin), genetik programlamaya dayalı bir tahmin aracı olan Finansal Genetik Programlama (FGP) yoluyla finansal öngörüyü iyileştirip iyileştiremeyeceğini araştırmaktadır. Önceki çalışmaların tahmin performansı ile karşılaştırıldığında, dalgacık analizinin umut verici	2006

Finansal tahmin için dalgacık tabanlı göstergelerle genetik programlama.			göstergeler getirebileceği ve FGP'nin tahmin performansını artırabileceği öne sürülmüştür.	
Neural network approach to forecasting of quasiperiodic financial time series. Yarı periyodik finansal zaman serilerinin tahmininde sinir ağı yaklaşımı	Bodyanskiy, Yevgeniy; Popov, Sergiy	European Journal of Operational Research	Bu makalede serinin yarı periyodik bileşenlerin bir kombinasyonu olarak sunulmasına dayanan finansal zaman serilerinin tahmininde yeni bir sinir ağı yaklaşımı sunulmuştur. Ayrı bileşenler muhtemelen durağan olmayan frekanslara sahip olabilir. Tüm parametreleri, çıktıları daha sonra nihai tahmini elde etmek için en uygun şekilde birleştirilen bir tahminciler topluluğu içinde gerçek zamanlı olarak tahmin edilir. Yapay sinir ağının özel mimarisi ve bu yaklaşımı uygulayan öğrenme algoritmaları geliştirilmiştir.	Aralık 2006
Betting on the Future with a Cloudy Crystal Ball? How Financial Theory Can Improve Revenue Forecasting and Budgets in the States. Bulutlu bir Kristal Topla Geleceğe bahse mi giriyorsun? Finansal Teori, Eyaletlerde Gelir Tahminini ve Bütçeleri Nasıl Geliştirebilir?	Thompson, Fred; Gates, Bruce L.	Public Administration Review	Gelir artışını doğru tahmin etmek neredeyse imkansızdır. İş döngüsünün zirvelerini ve vadilerini tahmin etmek daha da umutsuz. Değişken, öngörülemeyen gelir artışı, hükümetler tarafından, en yaygın olarak manik depresif harcama ve vergilendirme kalıpları olmak üzere, her türlü hoş olmayan tepkiye neden olmaktadır. Neyse ki, modern finansal ekonomi bize oynaklığı yönetmek için kullanılabilecek bir dizi araç sunuyor. Bu makalede, bu tür araçların mali karar vermeyi bilgilendirmek için nasıl kullanılabileceği gösterilmektedir. Buradaki odak noktası eyalet hükümetleri olmakla birlikte, analiz zor bütçe kısıtlamalarıyla karşı karşıya olan ve bu nedenle harcama artışlarını gelir artışına karşı dengelemesi gereken tüm yargı bölgeleri için geçerlidir.	Eylül 2007
Comparing extended classifier system and genetic programming for financial forecasting: an empirical study. Finansal tahmin için genişletilmiş sınıflandırıcı sistemi ve genetik	Mu-Yen Chen; Kuang-Ku Chen; Heien-Kun Chiang; Hwa-Shan Huang; Mu-Jung Huang	Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies & Applications	Yapay zekânın geniş bir alt alanı olan makine öğrenimi, bilgisayarların öğrenmesini sağlayan algoritma ve tekniklerin geliştirilmesi ile ilgilidir. Bulanık mantık, sinir ağları, destek vektör makineleri, karar ağaçları ve Bayes öğrenmesi gibi bu yöntemler anlamlı kuralları öğrenmek için uygulanmıştır. Bu yöntemlerin aksine, genetik algoritma (GA), doğal evrimine ve küresel arayışına dayanarak daha iyi sonuçlar elde etmeyi garanti eder. GA, küresel optimizasyonun çok önemli olduğu iki yeni araştırma alanına yol açmıştır: genetik tabanlı makine öğrenimi (GBML) ve genetik programlama (GP). Bu makale, birden çok kural kümesini merkezi bir bilgi tabanına entegre ederken sürekli ve anında öğrenmeyi	Ekim 2007

programlamanın karşılaştırılması: ampirik bir çalışma.			sağlayan üç aşamalı bir bilgi çıkarma metodolojisi sağlamak için GBML tekniğini benimser. Ayrıca, önerilen sistem ve GP hem teorik hem de ampirik deneylere uygulanır. Her iki yaklaşım için sonuçlar sunulmakta ve karşılaştırılmaktadır.	
Forecasting the macroeconomy with contemporaneous financial market information: Europe and the United states. Makroekonomiyi güncel finansal piyasa bilgileri ile tahmin etme: Avrupa ve Amerika Birleşik Devletleri	Junttila, Juha	Review of Financial Economics	Bu makalede Ekonomik İzleme Portföylerini (ETP) kullanarak, Amerika Birleşik Devletleri'nde ve üç ana euro ülkesinde (İtalya, Fransa ve Almanya) enflasyonun gelecekteki değerlerini ve sanayi üretimindeki değişiklikleri yalnızca mevcut ve geçmiş finansal piyasa bilgilerini kullanarak tahmin etmenin mümkün olduğu gösterilmektedir. Analiz edilen ülkelerden, izleme portföylerinin genel tahmin performansı ABD için en iyisidir ve uygulanan yöntem bir VAR yaklaşımının tahmin performansından daha iyi performans göstermektedir.	Haziran 2007
Forecasting UHF Financial Data: Realized Volatility versus UHF-GARCH Models. UHF Finansal Verilerini Tahmin Etme: UHF-GARCH Modellerine Karşı Gerçekleşen Oynaklık.	Racicot, François-Éric; Théoret, Raymond; Coën, Alain	International Advances in Economic Research	Bu makale, gerçekleşen volatilitenin ve ultra yüksek frekanslı genelleştirilmiş otoregresif koşullu heteroskedastisitenin (UHF-GARCH) getirilerin gün içi volatilitesini tahmin etmedeki etkinliğini karşılaştıran bir çalışmaya odaklanmaktadır. Zaman deformasyonu, ultra yüksek frekanslı verilerin göze çarpan bir özelliği olan gün içi gözlemleri analiz ederken karşılaşılan birincil sorundur.	Mayıs 2007
Forecasting volatility in the financial markets: a comparison of alternative distributional assumptions. Finansal piyasalardaki oynaklığın tahmin edilmesi: alternatif dağıtım	Chuang, I.-Yuan; Lu, Jin-Ray; Lee, Pei-Hsuan	Applied Financial Economics	Bu makale, GARCH modellerinin volatilite tahmin performansını, borsa endeksleri ve döviz kuru getirileri bağlamında çeşitli dağıtım varsayımlarına dayanarak analiz etmektedir. Örneklem dışı volatilite tahminlerini oluşturmak için rollover yöntemlerini kullanan bu çalışma, GARCH modelinin lojistik dağılımı, ölçeklendirilmiş student'in t dağılımı ve Riskmetrics modeli ile birleştirilmesinin hem borsalarda hem de döviz piyasalarında tercih edildiğini göstermektedir.	Eylül 2007

varsayımlarının karşılaştırılması.				
Why financial markets do not use econometric forecasting: foreign exchange exotics, central banks and position taking. Finansal piyasalar neden ekonometrik tahmin kullanmıyor: döviz egzotikleri, merkez bankaları ve pozisyon alma.	NEFTCI, SALIH N.	Manchester School (1463-6786)	Müşteriler ve piyasa uygulayıcıları çok farklı bilgi kümelerine dayanarak hareket ederler. Bir müşterinin Wiener–Kolmogorov tahmin teorisini kullanması doğaldır. Piyasa yapıcılar farklıdır. Ayrıca ekonometrik tahmin kullanıyorlar. Ancak bunlar standart ekonometrik tahmin teknikleri değildir. Uygulayıcı, kısa vadede var olduğu bilinen çeşitli seviyeleri veya engelleri dikkate almak zorundadır. Bu makalede, bu seviyelerin varlığının klasik tahmin problemini bir Bayesian'a dönüştürdüğü savunulmaktadır.	Eylül 2007 Ek 1
An Insight into Overconfidence in the Forecasting Abilities of Financial Advisors. Finansal Danışmanların Tahmin Yeteneklerine Aşırı Güven Duyma Anlayışı.	van de Venter, Gerhard; Michayluk, David	Australian Journal of Management (University of New South Wales)	Finansal piyasa katılımcıları karar vermede yargı kullanırlar ve psikolojik çalışmalar, bireylerin finansal menkul kıymetleri değerlendirme yeteneklerinden aşırı derecede emin olduklarını göstermiştir. Aralık tahmini kalibrasyon çalışmaları, bireylerin gelecekteki bilinmeyen miktarları tahmin etmelerinde dar aralıkları tahmin etme eğiliminde olduklarını ve aşırı güven duyduklarını göstermektedir. Finansal planlamacıların kendilerine özgü bir bakım görevi vardır ve bu, bu kişilerin tahmin metodolojilerinde ve davranışlarında farklı davranmalarına neden olabilir. Avustralyalı finansal planlamacılar tarafından yapılan bir ankette, katılımcıların dar bir tahmin yelpazesi ve önemli sayıda yanlış tahminle gösterildiği gibi belirsizlik altında karar verme yeteneklerine aşırı güven duyulduğu görülmektedir.	Mart 2008
Applications of AR-GRNN model for financial time series forecasting. Finansal zaman serileri tahmini için AR-GRNN modelinin uygulamaları.	Weimin Li; Yishu Luo; Qin Zhu; Jianwei Liu; Jiajin Le	Neural Computing & Applications	AR modelleri, zaman serilerinde yaygın olarak kullanılan Otoregresif Hareketli Ortalama ve Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Heteroscedastic sınıf modelini içerir. Genelleştirilmiş Regresyon Sinir Ağı (GRNN) ile tahminde yapılan son araştırmalar, GRNN'nin doğrusal ve doğrusal olmayan zaman serisi modellerine umut verici bir alternatif olabileceğini düşündürmektedir. Bu çalışmada, doğrusal ve doğrusal olmayan modellemede AR ve GRNN'den oluşan bir model önerilmiştir. AR - GRNN modelinde, AR modellemesi, zaman serilerinden istatistiksel ve volatilite bilgilerini yakalayarak birleşik modelin tahmin performansını artırır. Göreceli deneyler, birleşik modelin, ayrı olarak kullanılan	2008

			modellerden herhangi biri tarafından elde edilebilecek tahmin performansını iyileştirmek için etkili bir yol sağladığını göstermektedir.	
Deterministic regression model and visual basic code for optimal forecasting of financial time series. Finansal zaman serilerinin optimal tahmini için deterministik regresyon modeli ve visual basic kodu	Balbás, Alejandro; Balbás, Beatriz; Galperin, Inna; Galperin, Efim	Computers & Mathematics with Applications	Geçmiş tarihin ve ekonomik ve finansal süreçlerin mevcut evriminin analizi için istatistiksel olmayan yeni bir yöntem sunulmuştur. Yöntem, süreçle ilgili bilinen kronolojik veriler (zaman serileri) biçiminde ayrık bilgilere uygulanan doğrusal diferansiyel ve fark denklemleri kullanılarak kayan model yaklaşımına dayanmaktadır. Sürecin mevcut evrimini gelecekteki gelişiminin bir dönemine yansıtmayı sağlayan bir algoritma önerilmektedir. Algoritma ve kod, felaket olayları olmadan normal evrimi sırasında finans ve ekonomideki pratik sorunlara uygulanabilir.	Kasım 2008
Döviz kuru öngörü performansı için alternatif bir yaklaşım: yapay sinir ağı.	Altan, Şenol	Gazi University Journal of Economics & Administrative Sciences	Yapay sinir ağları, özellikle günümüze kadar çözümü güç ve karmaşık olan ya da ekonomik olmayan çok farklı alanlardaki problemlerin çözümüne uygulanmış ve genellikle başarılı sonuçlar elde edilerek, kendisine geniş bir uygulama alanı bulmuştur. Öngörü modellemesi, birçok alanda olduğu gibi ekonomi alanı için de büyük bir önem taşımaktadır. Bu çalışmada, Ocak 1987 - Eylül 2007 dönemine ait aylık veriler kullanılarak, oluşturulan döviz kuru hem yapay sinir ağı hem de vektör otoregresif (VAR) modeli çerçevesinde öngörülmüş ve her iki yöntem için elde edilen sonuçların öngörü performansları karşılaştırılmıştır. Ayrıca, bu iki yaklaşımdan elde edilen öngörülerin birleştirilmesi yöntemiyle döviz kuru öngörü başarısının arttığı tespit edilmiştir. Bu çalışmada çok katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağı mimarisi ve geri yayılım öğrenme metodu uygulanmıştır.	Temmuz 2008
Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine. Destek vektör makinesine dayalı Çinli borsa şirketlerinin	Ding, Yongsheng; Song, Xinping; Zen, Yueming	Expert Systems with Applications	Çin sermaye piyasasının köklü değişimi ve uzmanlığı nedeniyle, güçlü bir finansal sıkıntı tahmin modeli geliştirmek zordur. Bu makalede, ilk olarak Çin'de özel muamele gören şirketlerin sıkıntılı örnek olarak uygulanabilirliği istatistiksel yöntemler kullanılarak analiz edilmiştir. Daha sonra, Çinli yüksek teknoloji üretim şirketlerinin eşsiz bir örneği için destek vektör makinelerine (SVM) dayalı bir tahmin modeli geliştirilmiştir. Deney sonuçları, önerilen SVM modelinin geleneksel istatistiksel	Mayıs 2008

finansal durumunu tahmin etme			yöntemlerden ve geri yayılımlı sinir ağından daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	
Forecasting Irregularly Spaced UHF Financial Data: Realized Volatility vs UHF-GARCH Models. Düzensiz Aralıklı UHF Finansal Verilerini Tahmin Etme: Gerçekleşen Oynaklık ve UHF-GARCH Modelleri.	Racicot, François-Éric; Théoret, Raymond; Coën, Alain	International Advances in Economic Research	Son zamanlarda ultra yüksek frekanslı (UHF) verilerin modellenmesine yeni bir literatür ayrılmıştır. Bu makalenin amacı düzensiz aralıklı veriler üzerinde gelecekteki dalgalanmaları tahmin etmek için UHF-GARCH modellerinin ampirik bir uygulamasını geliştirmektir. Zaman deformasyonu problemini hesaba katacak bir prosedür önerilmekte ve bu modellerin Risk Altındaki Günlük Değeri hesaplamak için nasıl kullanılacağı gösterilmektedir.	Şubat 2008
Knowledge discovery in financial investment for forecasting and trading strategy through wavelet-based SOM networks. Dalgacık tabanlı SOM ağları aracılığıyla tahmin ve ticaret stratejisi için finansal yatırımlarda bilgi keşfi	Li, Sheng-Tun; Kuo, Shu-Ching	Expert Systems with Applications	Borsa, son dönemde düşük faiz oranlarında popüler bir finansal yatırım kanalı olmuştur. Bu çalışmada, diğer ilgili çalışmalardan farklı olarak, bilgi keşfi metodolojisi temelinde yatan tahmin modeli için hisse senedi fiyat hareketlerinin özelliği gösterimi için karma bir yaklaşım öneriliyor. Önerilen karar modelinin tahmin doğruluğu ve ticari kârlılığı, hedef veri kümesi olarak 1991'den 2002'ye kadar Tayvan Ağırlıklı Hisse Senedi Endeksi (TAIEX) kullanılarak deneyler yapılarak doğrulanmaktadır. Ortaya çıkan akıllı yatırım modeli, yatırımcıların, fon yöneticilerinin ve ulusal istikrar fonlarının yatırım karar vericilerinin kârlı kararlar almasına yardımcı olabilir.	Şubat 2008
The financial analyst forecasting literature: A taxonomy with suggestions for further research. Finansal analist tahmin literatürü: Daha ileri araştırma önerileri içeren bir taksonomi	Ramnath, Sundaresh; Rock, Steve; Shane, Philip	International Journal of Forecasting	Bu makale, finansal analistlerin sermaye piyasalarındaki rolünü inceleyen bir araştırma taksonomisi geliştirmektedir. Makale Schipper tarafından sağlanan perspektifler üzerine kuruludur.	Ocak - Mart 2008

Evolving and clustering fuzzy decision tree for financial time series data forecasting. Finansal zaman serileri veri tahmini için bulanık karar ağacının geliştirilmesi ve kümelenmesi	Lai, Robert K.; Fan, Chin-Yuan; Huang, Wei-Hsiu; Chang, Pei-Chann	Expert Systems with Applications	Hisse senedi fiyat tahminleri yatırımcılar ve profesyonel analistler için her zaman ilgi konusu olmuştur. Bununla birlikte, bir hisse senedi almak veya satmak için en uygun zamanı belirlemek çok zor olmaya devam etmektedir, çünkü hisse senedi fiyatlarını etkileyebilecek birçok faktör vardır. Bu makale, Tayvan Menkul Kıymetler Borsası Şirketi'ndeki (TSEC) hisse senetleri için bulanık karar ağacını geliştirerek ve kümeleyerek yeni bir finansal zaman serisi tahmin modeli oluşturmaktadır. Bu tahmin modeli, geçmiş verilere ve teknik dizinlere dayalı bir karar verme sistemi oluşturmak için bir veri kümeleme tekniğini, bulanık karar ağacını (FDT) ve genetik algoritmaları (GA) bütünleştirir.	Mart 2009 Bölüm 2
Financial risk forecasting with nonlinear dynamics and support vector regression. Doğrusal olmayan dinamiklerle finansal risk tahmini ve destek vektör regresyonu.	Tung, H. K. K.; Wong, M. C. S.	Journal of the Operational Research Society	Bu makalede komşuluk noktalarında destek vektör regresyonunu kullanarak kısa vadeli tahmin yapabilen finansal zaman serilerinin dinamik bir tanımı önerilmektedir. Finansal zaman serilerini kullanan bir dizi geri testten elde edilen kanıtlar, modelin GARCH ile karşılaştırılabilir gerçek piyasa verilerinin doğru bir tanımını sağladığını göstermektedir.	Mayıs 2009
Financial time series forecasting using independent component analysis and support vector regression. Bağımsız bileşen analizi ve destek vektör regresyonu kullanarak finansal zaman serisi tahmini	Lu, Chi-Jie; Lee, Tian-Shyug; Chiu, Chih-Chou	Decision Support Systems	Finansal zaman serileri doğası gereği gürültülü ve durağan olmadığından, zaman serileri tahmininin en zorlu uygulamalarından biri olarak kabul edilir. Gürültünün etkisini hafifletmek için finansal zaman serileri tahmininde bağımsız bileşen analizi (ICA) ve destek vektör regresyonunu kullanan iki aşamalı bir modelleme yaklaşımı önerilmektedir. ICA, başlangıçta karıştırma mekanizması hakkında önceden bilgi sahibi olmadan gözlemlenen karışım sinyallerinden gizli kaynak sinyallerini bulmak için önerilen yeni bir istatistiksel sinyal işleme tekniğidir. Önerilen yaklaşımın performansını değerlendirmek için Nikkei 225 açılış endeksi ve TAİEX kapanış endeksi açıklayıcı örnekler olarak kullanılmaktadır. Deneysel sonuçlar, önerilen modelin, filtrelenmemiş tahmin değişkenleri ve rastgele bir yürüyüş modeli ile SVR modelinden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	Mayıs 2009

Forecasting financial indexes with model of composite events influence. Bileşik olayların etki modeliyle finansal endekslerin tahmin edilmesi.	Sveshnikov, Sergey; Bocharnikov, Victor	Journal of Applied Economic Sciences	Bu makalede finansal endeksleri tahmin etmek için, tüm güncel olayların oyuncuların gelecekteki satın alma veya satma eğilimi üzerindeki etkisi tahmin edilmektedir. Önerilen model, olayların bileşik etkisini, etki yönünü, etki kuvvetini, etki süresini, olayların önemini ve olaylar hakkındaki bilgilere olan güven tahminleri temelinde hesaplamaktadır.	2009
Forecasting economic and financial variables with global variables. Küresel değişkenler ile ekonomik ve finansal değişkenleri tahmin etme	Pesaran, M. Hashem; Schuermann, Til; Smith, L. Vanessa	International Journal of Forecasting	Bu makale, küresel ekonomideki çok sayıda ülkede ekonomik ve finansal değişkenlerin tahmin edilmesi sorununu ele almaktadır. 33 Ülkeden oluşan ve dünya üretiminin yaklaşık %90'ını kapsayan 26 bölgeden 134 değişken için tahminler elde edilmiştir. Tahmin kombinasyon literatürüne dayanarak, model ve tahmin belirsizliğinin tahmin sonuçları üzerindeki etkileri, alternatif örnek dönemlerde tahmin edilen farklı GVAR modellerinden elde edilen tahminlerin bir araya getirilmesiyle incelenir. Modelleme sorununun büyüklüğü ve dikkate alınan ekonomilerin heterojenliği –sanayileşmiş, gelişmekte olan ve daha az gelişmiş ülkeler– ve muhtemelen çok sayıda yapısal kırılmanın gerçek olasılığı göz önüne alındığında, modellerde ortalama tahminler önemli bir fark yaratmaktadır. Nitekim, çift ortalamalı GVAR tahminleri, özellikle çıktı, enflasyon ve reel hisse senedi fiyatları için kıyaslama rakiplerinden daha iyi performans göstermektedir.	Ekim 2009
Forecasting financial crises and contagion in Asia using dynamic factor analysis. Dinamik faktör analizi kullanarak Asya'daki finansal krizleri ve bulaşıcılığı tahmin etme	Cipollini, A.; Kapetanios, G.	Journal of Empirical Finance	Bu makalede, finansal kargaşayı tahmin edebilen güvenlik açığı göstergelerini elde etmek için temel bileşen analizi kullanılmaktadır. 1997-1998 döneminde bir dizi Doğu Asya ülkesini etkileyen döviz krizi olaylarına ilişkin karşılık gelen olasılık tahminlerini üretmek için temel bileşenler üzerinden Probit modellemesi ve Dinamik Faktör modelinin stokastik simülasyonu kullanılmaktadır. Temel bileşenler modeli, örneklem dışı tahmin performansı açısından bir dizi rakip modelden iyi görünmektedir.	Mart 2009

Intelligent forecasting for financial time series subject to structural changes. Yapısal değişikliklere maruz kalan finansal zaman serileri için akıllı tahmin.	Jae Joon Ahn; Suk Jun Lee; Kyong Joo Oh; Tae Yoon Kim	Intelligent Data Analysis	Bu makale temel olarak yapısal değişikliklere maruz kalan finansal zaman serileri için akıllı tahminle ilgilidir. Örneğin, faiz oranlarının devlet para politikası değişikliği gibi dış şoklar nedeniyle yapısal değişikliklere maruz kaldığı iyi bilinmektedir. Bu tür yapısal değişiklikler, uygun şekilde halledilmedikleri takdirde genellikle öngörüyü zorlaştırır. Bu makalede, halen çalışmakta olan olasılık yasasının daha iyi tanımlanması için bir karıştırma yaklaşımı önerilmekte ve incelenmektedir.	2009
Regularized least squares fuzzy support vector regression for financial time series forecasting. Finansal zaman serileri tahmini için düzenli en küçük kareler bulanık destek vektör regresyonu	Khemchandani, Reshma; Jayadeva; Chandra, Suresh	Expert Systems with Applications	Bu makalede, finansal zaman serileri tahminini ele almak için düzenli en küçük kareler bulanık destek vektör regresyonu olarak adlandırılan yeni bir yaklaşım önerilmektedir. Finansal zaman serileri tahmininde iki temel sorun görüldü. Burada, alaka düzeyinin zaman içinde güncellikle ilgili olduğu daha alakalı bilgiler içeren veri örneklerine daha yüksek bir üyelik değeri atanıyor. Doğrusal durum için matris sırası yalnızca veri örneklerinin bulunduğu boyuta bağlıdır ve örnek sayısından bağımsızdır. Önerilen algoritmanın etkinliği, kamuya açık alanda bulunan finansal veri kümeleri üzerinde gösterilmiştir.	Ocak 2009
The accuracy of financial distress prediction models in Turkey: a comparatıve investigation with simple model proposals. Türkiye'de mali sıkıntı tahmin modellerinin doğruluğu: basit model önerileri ile karşılaştırmalı bir araştırma.	MUZIR, Erol; ÇAĞLAR, Nazan	Anadolu University Journal of Social Sciences	Bu çalışma, uygulamada yaygın olarak kullanılan sekiz adet finansal başarısızlık modelinin Türkiye'de test edilmesi ve başarısızlık öncesi ilk yıl için tahmin performanslarının karşılaştırılması amacını taşımaktadır. Karşılaştırma çalışması, F-Skor Modelleri adını taşıyan ve dört farklı istatistik tekniğin kullanılması neticesinde ortaya konulan dört yeni ve basit model önerisinin detayları ile zenginleştirilmiştir. Çalışmanın sonuçları doğrultusunda, uygulamada yer bulan mevcut model önerilerinin hiçbirinin 90 % düzeyinde veya daha yüksek bir doğru sınıflandırma oranına sahip olamadığı görülmüştür.	2009
A multiscale neural network learning paradigm for financial crisis forecasting.	Yu, Lean; Wang, Shouyang; Lai, Kin Keung; Wen, Fenghua	Neurocomputing	Bir finansal kriz tipik olarak nadir görülen bir olaydır, ancak gerçekleştiğinde sürdürülebilir ekonomik kalkınmaya zarar verir. Bu çalışma, finansal kriz olaylarını erken uyarı amacıyla tahmin etmek için çok ölçekli bir sinir ağı öğrenme paradigması önermektedir. Önerilen çok ölçekli sinir ağı öğrenme paradigmasında, genellikle ekonomik dalgalanmaları yansıtan tipik bir finansal gösterge olan döviz kuru ilk	Ocak 2010

Finansal kriz tahmini için çok ölçekli bir sinir ağı öğrenme paradigması			olarak seçilmiştir. Örnek olarak, önerilen çok ölçekli sinir ağı öğrenme paradigması, finansal krizin durumunu değerlendirmek için iki Asya ülkesinin döviz kuru verilerine uygulanmaktadır. Deneysel sonuçlar, önerilen çok ölçekli sinir ağı öğrenme paradigmasının, geleneksel sinir ağlarına göre genelleme performansını önemli ölçüde artırabileceğini ortaya koymaktadır.	
Dynamic probit models and financial variables in recession forecasting. Durgunluk tahmininde dinamik probit modelleri ve finansal değişkenler.	Nyberg, Henri	Journal of Forecasting	Bu çalışmada, ABD ve Almanya'da durgunluk olasılığının belirleyicileri olarak çeşitli finansal değişkenler incelenmiştir. Standart statik modelden daha iyi performans gösteren ve her iki ülkede de 2001'de başlayan durgunluk dönemi ve 2008'deki durgunluğun başlangıcı için doğru örnek dışı tahminler veren yeni bir dinamik probit modeli önerilmektedir. Almanya söz konusu olduğunda, ABD ile Almanya arasındaki faiz farkı yararlı bir ek belirleyicidir.	Ocak - Mart 2010
Financial time series forecasting using neural networks: a case study of the Bucharest stock exchange. Sinir ağlarını kullanarak finansal zaman serisi tahmini: Bükreş borsası örneği.	Trifan, A. L.	Annals of DAAAM & Proceedings	Bu çalışma, yapay sinir ağları kullanarak finansal zaman serisi tahminlerinin performansını araştırmayı ve sonuçları klasik modellerle karşılaştırmayı amaçlamaktadır. Vaka çalışması Bükreş Menkul Kıymetler Borsası'nın 11/21/2002-07/08/2010 tarihleri arasındaki 45.216 günlük verisi üzerinden yürütülmektedir.	2010
Financial Forecasting, Risk and Valuation: Accounting for the Future. Finansal Tahmin, Risk ve Değerleme: Gelecek Muhasebesi.	PENMAN, STEPHEN H.	Abacus	Bu makale, finansal tahmin, risk belirleme ve değerlemenin bir muhasebe meselesi olduğu fikrini detaylandırmaktadır. Muhasebe, yalnızca ödemeleri tahmin etmek için bilgi sağlamakla kalmaz, aynı zamanda tahmin edilecek ödemeleri de belirtir. Ayrıca muhasebe, bugünden geleceğe geçişi ve dolayısıyla bir istatistikçinin tahmin için tahmin edebileceği evrimsel parametreleri dolaylı olarak belirler. Muhasebe, belirsizliği nasıl ele aldığı konusunda da risk tespitine dayanır. Buna göre muhasebe, bir değerleme modelinin hem payında hem de paydasında yer almaktadır.	Haziran 2010

Financial market forecasting using a two-step kernel learning method for the support vector regression. Destek vektör regresyonu için iki adımlı bir çekirdek öğrenme yöntemi kullanarak finansal piyasa tahmini.	Wang, Li; Zhu, Ji	Annals of Operations Research	Bu makalede, finansal zaman serileri tahmini için destek vektör regresyonuna (SVR) dayanan iki aşamalı bir çekirdek öğrenme yöntemi önerilmektedir. Bir dizi aday çekirdek göz önüne alındığında, önerilen yöntem bu çekirdeklerin seyrek bir doğrusal kombinasyonunu öğrenir, böylece elde edilen çekirdek gelecekteki veriler üzerinde iyi tahmin etmek için kullanılabilir. Çekirdek öğrenme yöntemi P500 ve NASDAQ piyasa endekslerini tahmin etmek için uygulanmış ve umut verici sonuçlar göstermiştir.	Şubat 2010
Finansal Başarısızlık Tahmin Yöntemlerinin Karşılaştırmalı Analizi: Hisse Senetleri İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında İşlem Gören Sınai İşletmeler Üzerinde Bir uygulama.	Ayşe YILGÖR GÜL; ÜMİT DOĞRUL; Gülhan TEMEL OREKİCİ; İREM ERSÖZ KAYA	Finans Politik ve Ekonomik Yorumlar Dergisi	Bu çalışmada, finansal başarısızlık tahmininde kullanılan çok değişkenli istatistiksel modellerden lojistik regresyon, sınıflama ve regresyon ağaçları ve yapay sinir ağları yöntemleri ile finansal başarısızlık tahmin edilmiş, sonuçlar karşılaştırılarak en uygun tahmin model, finansal başarısızlık tahmininde en etkili değişkenler ve başarısızlık tahminlerinin en doğru sonuçları verdiği inceleme dönemi belirlenmeye çalışılmıştır. Analizler hisse senetleri 1997-2007 yılları arasında İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında (İ.M.K.B) işlem gören sınai işletmeleri üzerinde gerçekleştirilmiştir. Kârlılık oranlarının başarılı ve başarısız işletme ayrımının yapılmasında en etkili oran grubu olduğu belirlenmiştir.	2010
Forecasting financial volatility of the Athens stock exchange daily returns: an application of the asymmetric normal mixture GARCH model. Atina menkul kıymetler borsası'nın günlük getirilerinin finansal oynaklığını tahmin etmek: asimetrik normal karışım GARCH modelinin uygulanması.	Drakos, Anastassios A.; Kouretas, Georgios P.; Zarangas, Leonidas P.	International Journal of Finance & Economics	Bu makalede alternatif GARCH modellerini kullanarak Atina Borsasında işlem gören hisse senetlerinin getiri oynaklığı modellenmektedir. Ocak 1998'den Kasım 2008'e kadar olan dönem için günlük veriler kullanılmıştır, bu da bulaşma veya kendine özgü kaynaklardan kaynaklanabilecek olası olumlu ve olumsuz etkileri yakalamayı sağlamaktadır. Ekonometrik analiz, hata dağılımına göre alternatif varsayımlar altında beş GARCH modelinden oluşan bir sınıfın tahminine dayanmaktadır.	Ekim 2010

Gmrvvm–SVR model for financial time series forecasting. Finansal zaman serileri tahmini için gmrvvm-SVR modeli	Jiang, Hui; Wang, Zhizhong	Expert Systems with Applications	Bu makalede küçük örneklem büyüklüğü, zayıf bilgi, durağan olmayan, yüksek gürültü ve doğrusallık gibi özelliklere sahip finansal zaman serilerini tahmin etmek için karmaşık model GMRVVM–SVR benimsenmiştir. Gerçek bir deneysel sonucun, karmaşık modelin karşılaştırmalı doğru tahmininin yanı sıra finansal zaman serileri tahmininde aşmayı yumuşatabileceğini göstermektedir.	Aralık 2010
Integrating recurrent SOM with wavelet-based kernel partial least square regressions for financial forecasting. Finansal tahmin için dalgacık tabanlı çekirdek kısmi en küçük kare regresyonları ile tekrarlayan SOM'un bütünleştirilmesi	Huang, Shian-Chang; Wu, Tung-Kuang	Expert Systems with Applications	Bu çalışma finansal tahmin için yeni bir uzman sistemi uygulamaktadır. İlk aşamada dalgacık analizi, ham verilerin girdi alanını finansal tahmin için uygun bir zaman ölçeği özellik alanına dönüştürür ve daha sonra özellik alanının zamansal bağlamını bölümlemek ve depolamak için Tekrarlayan bir Kendi Kendini Organize Eden Harita (RSOM) algoritması kullanılır. İkinci aşamada, nihai tahmin için bölümlenmiş bölgelere en uygun çoklu çekirdek kısmi en küçük kare regresörleri (yerel modeller olarak) oluşturulur. Sinir ağları, saf SVM'LER veya geleneksel GARCH modelleri ile karşılaştırıldığında, önerilen model en iyi performansı gösterir. Kök ortalama kare tahmin hataları önemli ölçüde azdır.	Ağustos 2010
Bayesian Time-Varying Quantile Forecasting for Value-at-Risk in Financial Markets. Finansal Piyasalarda Risk Altındaki Değer için Bayes Zaman Değişkenli Nicel Tahmin.	Gerlach, Richard H.; Chen, Cathy W. S.; Chan, Nancy Y. C.	Journal of Business & Economic Statistics	Son zamanlarda, zamana göre değişen nicel modellemedeki ilerlemelerin Risk altındaki finansal değeri tahmin etmede etkili olduğu kanıtlanmıştır. Bazı iyi bilinen dinamik koşullu otoregresif kuantil modeller tamamen doğrusal olmayan bir aileye genelleştirilir. Önerilen model ailesi, 10 büyük hisse senedi piyasasının ampirik bir çalışmasında açıkça tercih edilmektedir. Önerilen modeli gösteren sonuçlar, bir dizi mevcut alternatif model ve yöntemle karşılaştırıldığında, iki yıllık bir süre boyunca Risk altındaki Değer tahmininde daha doğru sonuç verdiği görülmektedir.	Ekim 2011
Comparison of new activation functions in neural network for forecasting financial time series.	da S. Gomes, Gecynalda; Ludermir, Teresa; Lima, Leyla	Neural Computing & Applications	Yapay sinir ağlarında, pratikte en çok kullanılan aktivasyon fonksiyonu lojistik sigmoid fonksiyonu ve hiperbolik teğet fonksiyonudur. ANN'lerde kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının öğrenme algoritmalarının yakınsamasında önemli bir rol oynadığı söylenmiştir. Bu makalede, farklı aktivasyon fonksiyonlarının kullanımı değerlendiriliyor ve sinir ağlarının	Nisan 2011

Finansal zaman serilerini tahmin etmek için sinir ağındaki yeni aktivasyon fonksiyonlarının karşılaştırılması.			performansını artırmak için aktivasyon fonksiyonları olarak tamamlayıcı log-log, probit ve log-log olmak üzere üç yeni basit fonksiyonun kullanılmasını önerilmektedir. Bu yeni aktivasyon fonksiyonlarını kullanarak yapay sinir ağları modellerinin performansını değerlendirmek ve performanslarını literatürde mevcut olan bazı aktivasyon fonksiyonları ile karşılaştırmak için finansal zaman serileri kullanılmıştır.	
Comparison of the finite mixture of ARMA-GARCH, back propagation neural networks and support-vector machines in forecasting financial returns. Finansal getirileri tahmin etmede ARMA-GARCH, geri yayılım sinir ağları ve destek vektör makinelerinin sonlu karışımının karşılaştırılması.	Hossain, Altaf; Nasser, Mohammed	Journal of Applied Statistics	Finansal zaman serilerini tahmin etmek için GARCH tipi modellerin ve hesaplamalı zekâya dayalı tekniklerin kullanılması son zamanlarda son derece başarılı olmuştur. Bu makalede, finansal zaman serilerini (günlük borsa endeksi getirileri ve döviz kuru getirileri) tahmin etmede standart BP ve SVM ile karşılaştırmak için AR veya ARMA modelleri yerine ARMA-GARCH modelinin sonlu karışımı uygulanmaktadır. Bu modeller beş performans ölçütü veya ölçütü üzerinden değerlendirilmektedir. Deneyin, SVM modelinin sapma performans kriterlerinde hem ARMA-GARCH hem de BP modellerinin sonlu karışımından daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Yön performans ölçütlerinde, ARMA-GARCH modelinin sonlu karışımı daha iyi performans göstermiştir.	Mart 2011
Economic-financial forecasting model of businesses using fuzzy relatıons. Bulanık ilişkileri kullanan işletmelerin ekonomik-finansal tahmin modeli.	Terceño, Antonio; Vigier, Hernán	Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research	Bu makalede, bulanık ilişkileri kullanan firmaların ekonomik-finansal tanıları için bir tahmin modeli oluşturmayı amaçlayan bir çalışma ele alınmaktadır. Çalışma, bulanık matematikten tanı modelini açıklayabilmek için gerekli olan bir dizi araç ve kavramı sunmuştur.	Ocak 2011
Financial time series forecasting using a neuro fuzzy approach for the Bucharest stock exchange.	Trifan, Alina Lucia	Annals of DAAAM & Proceedings	Bu çalışmanın motivasyonu, başlangıçta bir mühendislik alanının araştırılmasıdır, ancak genel olarak ekonomi ve özellikle finans için önemli etkileri ve uygulamaları vardır. Finansal zaman serilerini tahmin etmek, çeşitli disiplinlerden gelen kavramları, klasik teoriler veya en yeni yaklaşımlar açısından birleştiren ve büyük ilgi çekici bir nokta oluşturan birçok çalışmanın amacıdır. Sinir ağları, bulanık sistemler, nöro bulanık,	Ocak 2011

Bükreş borsası için nöro-bulanık yaklaşımı kullanarak finansal zaman serileri tahmini.			genetik algoritmalar kullanarak finansal zaman serileri tahmini, sermaye piyasalarının dinamik, hiperaktif, katalizör sistemini, bu ortamda hareket eden yatırımcıların davranışlarını, spesifik ilişkileri karakterize etmek amacıyla akıllı teknoloji alanındaki araştırmalara öncülük eder.	
Forecasting Lessons from the Financial Meltdown. Finansal Çöküşten Tahmin Dersleri.	Lapide, Larry	Journal of Business Forecasting	Finansal piyasalar eridikten sonra, suçun bir kısmı, ticari kararları vermek için çok karmaşık matematiksel modeller geliştirenlere ve bilgisayar sistemlerine atfedildi. Sistemler erimeyi tetiklemese de piyasaları kesinlikle daha hızlı bir tirbuşona soktular. Bu çalışmada, neyi yanlış yaptıklarına ve aynı zamanda tahmincilerin erimeden ne öğrenebileceklerine değiniliyor.	Yaz 2011
Integrating spectral clustering with wavelet based kernel partial least square regressions for financial modeling and forecasting. Finansal modelleme ve tahmin için spektral kümelemeyi dalgacık tabanlı çekirdek kısmi en küçük kare regresyonlarıyla bütünleştirme	Huang, Shian-Chang	Applied Mathematics & Computation	Geleneksel tahmin modelleri çoğu finansal zaman serisinde çok etkili değildir. Bu sorunu çözmek için, bu çalışma finansal modelleme ve tahmin için yeni bir sistem önermektedir. İlk aşamada dalgacık analizi, ham verilerin girdi alanını finansal modelleme ve tahmin için uygun bir zaman ölçeği özellik alanına dönüştürür. Daha sonra, özellik alanını zaman serisi dinamiklerine göre birkaç ayrık bölgeye bölmek için bir spektral kümeleme algoritması kullanılır. İkinci aşamada, nihai tahmin için her bölümlenmiş bölgeye ideal olarak uygun çoklu çekirdek kısmi en küçük kare regresörleri oluşturulur. Önerilen model, sinir ağlarından, SVM'lerden ve geleneksel GARCH modellerinden daha iyi performans göstererek kök ortalama kare tahmin hatalarını önemli ölçüde azaltmaktadır.	Nisan 2011
Measuring and forecasting financial stability: the composition of an aggregate financial stability index for Jamaica. Finansal istikrarın ölçülmesi ve tahmin edilmesi: Jamaika	MORRIS, VERLIS C.	Journal of Business, Finance & Economics in Emerging Economies	Bu makale, Mart 1997-Mart 2010 döneminde bankacılık sistemi verilerini kullanarak Jamaika için bir toplam finansal istikrar endeksi (AFSI) geliştirmektedir. Jamaika için AFSI, bankacılık sektörünün performansını gösteren mikroekonomik, makroekonomik ve uluslararası faktörleri tek bir finansal istikrar ölçüsünde toplayarak önceki çalışmalara dayanmaktadır. Endeks, örnek dönemde finansal istikrarsızlığın kilit dönemlerini yakalamada başarılı olmuş ve istikrardaki genel iyileşmeyi yansıtmıştır. Ekonometrik sonuçlar, endeksin temel makroekonomik göstergelerdeki değişkenliğe duyarlılığını teyit etmektedir. Bu çerçevede, Monte Carlo simülasyonları, politika yapıcılara bankacılık sektörünün gelecekteki kırılganlık durumunu belirlemede yardımcı olmak amacıyla bir yıllık	2011

için toplam finansal istikrar endeksinin bileşimi.			finansal istikrar öngörüsü sağlamak için kullanılmıştır. Ayrıca, tahmin edilen değerler 2010 yılının ikinci yarısında endekste belirgin bir bozulma olduğunu göstermektedir.	
Predicting corporate bankruptcy using a self-organizing map: An empirical study to improve the forecasting horizon of a financial failure model. Kendi kendini organize eden bir harita kullanarak kurumsal iflasın tahmin edilmesi: Finansal başarısızlık modelinin tahmin ufkunu geliştirmek için ampirik bir çalışma	du Jardin, Philippe; Séverin, Eric	Decision Support Systems	Bu çalışmanın amacı, bir finansal başarısızlık modelinin tahmin ufkunu artırmak için bir Kohonen haritasının nasıl kullanılabileceğini göstermektir. Gerçekten de, çoğu tahmin modeli, 1 yılın ötesindeki başarısızlığın oluşumunu doğru bir şekilde tahmin edememektedir ve tahmin ufku geri çekildikçe doğruluğu düşme eğilimindedir. Bu nedenle, model güvenilirliğini artırmak için bir Kohonen haritası kullanmanın yeni bir yolu önerilmekte. Sonuçlar, bir Kohonen haritasıyla elde edilen genelleme hatasının, geleneksel olarak bu tür bir görev için kullanılan diskriminant analizi, lojistik regresyon, sinir ağları ve hayatta kalma analizi gibi diğer yöntemlerin aksine, çalışılan süre boyunca sabit kaldığını göstermektedir.	Haziran 2011
Trend forecasting of financial time series using PIPs detection and continuous HMM. Algısal olarak önemli noktaların algılanması ve sürekli HMM kullanarak finansal zaman serilerinin trend tahmini.	Park, Sang-Ho; Lee, Ju-Hong; Lee, Hyo-Chan	Intelligent Data Analysis	Yapay zekâ literatüründe Sinir Ağları, Genetik Algoritmalar, SVM ve Vaka Temelli Akıl Yürütme gibi birçok makine öğrenme yöntemi, finansal piyasayı yüksek düzensizlik ve belirsizlikle tahmin etmek için uygulanmıştır. Bunlar arasında SVM, finansal zaman serilerini modelleyen ve tahmin eden en temsili yöntemdir. Ancak SVM, üstün genelleme performansı nedeniyle finansal zaman serilerinin dinamik karakteristiğini etkili bir şekilde yansıtamamaktadır. Öte yandan, sürekli HMM, finansal zaman serilerini deterministik olarak değil stokastik olarak modellediğinden, durağan olmayan bir özellik ile finansal zaman serilerinin düzensiz ve dinamik hareketini etkili bir şekilde yakalayabilir. Bu nedenle, bu makale finansal zaman serilerinin trend tahmin modelini oluşturan yeni bir yöntem önermektedir. İlk olarak, her finansal zaman serisinde önemli bir eğilim dönüşüne işaret eden algısal olarak önemli noktaları tespit eder. Ve sonra tespit edilen noktalar, sürekli HMM'ye dayalı trend tahmin modelini daraltmak için kullanılır. Çeşitli finansal zaman serisi veri kümeleriyle yapılan deneyde üstünlüğü gösterilmektedir.	2011

Utilizing financial market information in forecasting real growth, inflation and real exchange rate. Reel büyüme, enflasyon ve reel kur tahmininde finansal piyasa bilgilerinin kullanılması	Junttila, Juha; Korhonen, Marko	International Review of Economics & Finance	Bu yazıda reel büyüme, enflasyon ve reel döviz kuru olmak üzere üç makroekonomik değişken için basit bir tahmin sistemi oluşturulmaktadır. Sistemdeki tüm tahmin denklemleri, mevcut finansal piyasa bilgilerini temettü getirileri ve kısa vadeli faiz oranı şeklinde kullanmaktadır. Ampirik sonuçlar, bu basit finansal piyasa bilgisi biçimlerinin, ABD'yi dünya pazarı olarak ele alırken İngiltere, Avro Bölgesi ve Japonya için makroekonomik verilerdeki zamana göre değişen temel eğilimleri tahmin etmek için geçerli olduğunu göstermektedir.	Nisan 2011
A novel text mining approach to financial time series forecasting. Finansal zaman serileri tahminine yeni bir metin madenciliği yaklaşımı	Wang, Baohua; Huang, Hejiao; Wang, Xiaolong	Neurocomputing	Finansal zaman serisi tahmini, gürültülü, durağan olmayan ve kaotik olduğu için zor bir iş haline gelmiştir. Bu soruna yönelik mevcut tahmin modellerinin çoğu piyasa duyarlılığını dikkate almamaktadır. Piyasa duyarlılığının bazı yararlı tahmin bilgileri içerdiği gerçeğiyle motive edilen bu sınırlamanın üstesinden gelmek için, bu makale finansal zaman serisi tahminine yardımcı olmak için metinsel bilgiler kullanır ve ARIMA ve SVR'yi (Destek Vektör Regresyonu) tahminlere birleştirerek yeni bir metin madenciliği yaklaşımı sunar. Yaklaşım üç adım içerir: metinsel verileri özellik vektörleri olarak temsil etmek, doğrusal parçayı analiz etmek için ARIMA'yı kullanmak ve doğrusal olmayan parçayı modellemek için yalnızca metinsel özellik vektörüne dayalı bir SVR modeli geliştirmek. Önerilen yaklaşımın etkinliğini doğrulamak için, altı güvenlik şirketinin üç aylık ROE'leri (Özkaynak Kârlılığı) tahmin hedefleri olarak seçilmiştir. Mevcut bazı son teknoloji modellerle karşılaştırıldığında, önerilen yaklaşım üstün sonuçlar vermektedir. Bu, ek piyasa duyarlılığı kullanan önerilen modelin finansal zaman serisi tahminine umut verici bir alternatif sağladığını göstermektedir.	Nisan 2012
A robust automatic phase-adjustment method for financial forecasting. Finansal tahmin için sağlam bir otomatik faz ayarlama yöntemi	Araújo, Ricardo de A.	Knowledge-Based Systems	Bu çalışmada, finansal zaman serileri tahmini için rastgele yürüme ikileminin üstesinden gelmek için sağlam otomatik faz ayarlama (RAA) yöntemi sunulmaktadır. Oluşturulan her tahmin modeli için, finansal zaman serilerinde görünen zaman fazı bozulmalarını ayarlamak için bir faz düzeltme prosedürü kullanılmaktadır. Ayrıca, önerilen yöntemle altı gerçek dünya finansal zaman serisi üzerinden deneysel bir analiz yapılmakta ve elde edilen sonuçlar tartışılmakta ve literatürde yakın	Mart 2012

			zamanda sunulan en iyi yöntemlerle bulunan sonuçlarla karşılaştırılmaktadır.	
A Trend-Based Segmentation Method and the Support Vector Regression for Financial Time Series Forecasting. Finansal Zaman Serilerini Tahmin Etmek için Trend Tabanlı Segmentasyon Yöntemi ve Destek Vektör Regresyonu.	Jheng-Long Wu; Pei-Chann Chang	Mathematical Problems in Engineering	Bu makale, finansal zaman serilerini tahmin etmek için yeni bir trend tabanlı segmentasyon yöntemi (TBSM) ve destek vektör regresyonu (SVR) sunmaktadır. Model TBSM-SVR olarak adlandırılır. Son on yılda SVR, doğrusal olmayan zaman serileri problemi için popüler bir tahmin modeli olmuştur. Genel segmentasyon yöntemi, yani parçalı doğrusal gösterim (PLR), bir finansal zaman serisi verileri içindeki bir dizi işlem noktasını bulmak için uygulanmıştır. Bununla birlikte, hisse senedi alım satımındaki dinamikler nedeniyle, PLR belirli bir zaman dilimindeki trend değişikliklerini yansıtamaz. Bu nedenle, bu sorunun üstesinden gelmek için bu araştırmada eğilime dayalı bir segmentasyon yöntemi geliştirilmiştir. Model, farklı trend eğilimlerine sahip Amerika Borsası'ndan çeşitli hisse senetleri kullanılarak test edilmiştir. Deneysel sonuçlar, önerilen modelin diğer modellerden daha fazla kâr elde edebileceğini göstermektedir. Model, gerçek dünya uygulamaları için çok pratiktir ve gerçek zamanlı bir ortamda uygulanabilir.	2012
Application Of Empirical Mode Decomposition Combined With K-Nearest Neighbors Approach In Financial Time Series Forecasting. Finansal Zaman Serileri Tahmininde K-En Yakın Komşular Yaklaşımı ile Birlikte Ampirik Mod Ayrışmasının Uygulanması.	Lin, Aijing; Shang, Pengjian; Feng, Guochen; Zhong, Bo; Der, Andras	Fluctuation & Noise Letters	Bu makalenin amacı, geçmiş dönemlere göre borsaların günlük kapanış fiyatlarını tahmin etmektir. Bu yazıda, önceki araştırmaların son eğilimlerini ve sınırlamalarını göz önünde bulundurarak, hisse senedi endeksini tahmin etmede k-en yakın komşular (EMD-KNN) yöntemi ile birlikte ampirik mod ayrışması adı verilen yeni bir teknik önerilmiştir. Sonuçlar, önerilen EMD-KNN modelinin, hisse senedi kapanış fiyatlarını tahmin etmede KNN yöntemi ve ARIMA'dan daha başarılı olduğunu göstermektedir.	Haziran 2012
Bayesian Forecasting for Financial Risk Management,	Chen, Cathy W.S.; Gerlach, Richard;	Journal of Forecasting	Bu makalede hesaplamalı Bayes çerçevesi ile risk altındaki değer (VaR) tahmini ele alınmaktadır. Dört Asya-Pasifik borsasından oluşan bir portföy	Aralık 2012

Pre and Post the Global Financial Crisis. Küresel Finansal Kriz Öncesi ve Sonrası Finansal Risk Yönetimi için Bayes Tahmini.	Lin, Edward M. H.; Lee, W. C. W.		göz önünde bulundurulmuştur. Son küresel finansal kriz ışığında iki tahmin dönemi değerlendirilmektedir.	
CARTMAP: a neural network method for automated feature selection in financial time series forecasting. CARTMAP: finansal zaman serileri tahmininde otomatik özellik seçimi için bir sinir ağı yöntemi.	Wong, Charles; Versace, Massimiliano	Neural Computing & Applications	Son yirmi yılda, sinir ağlarının finansal zaman serileri tahminine uygulanmasına büyük ilgi gösterildi. Bununla birlikte, bu ağları eğitmek için girdi özelliklerinin seçilmesine nispeten az dikkat edilmiştir. Bu makale, hızlı öğrenme ile otomatik, sezgisel ve şeffaf özellik seçimini içeren Adaptif Rezonans Teorisine dayanan yeni bir CARTMAP sinir ağı sunmaktadır. Ortalama olarak, Dow Jones Industrial Average hisse senetlerinin 2004-2009 yıllarını kapsayan üç ayrı 4 yıllık simülasyonda CARTMAP, ilgili ve klasik alternatiflerden daha iyi performans göstermiştir. Bu makale aynı zamanda yeni özellik seçim şemasının neden alternatiflerden daha iyi performans gösterdiğini ve finansal modellemede daha fazla şeffaflığa doğru nasıl bir adımı temsil edebileceğini tartışmaktadır.	Temmuz 2012
Financial and real latent factors in forecasting economic time series. Ekonomik zaman serilerini tahmin etmede finansal ve gerçek gizli faktörler.	D'Ambra, Luigi; Frenda, Antonio; Scippacercola, Sergio	Electronic Journal of Applied Statistical Analysis	Bu yazıda reel ve finansal değişkenlerin düzeltilmiş gayri safi yurt içi hasılayı (GSYİH) tahmin etmedeki etkisi değerlendirilmiştir. Eurocoin göstergesinin dayandığı genelleştirilmiş dinamik faktör modeli uygulanmıştır. Reel ve finansal değişkenlerin düzeltilmiş GSYİH'yı tahmin etmedeki etkisinin, 2008'deki yapısal kırılma sırasında, reel verilerin sanayi üretimi olarak rolünün, özellikle para arzı ve yayılımı olarak finansal verilerle ilgili olarak önem kazandığını gösterdiği değerlendirilmiştir.	2012
Financial analysts' forecasting performance post sarbanes-oxley.	Stephen, Sheryl-Ann K.; Apilado, Vince P.	Journal of Accounting & Finance (2158-3625)	Sarbanes-Oxley Yasası (SOX) finansal raporlamanın, operasyonların ve kurumsal yönetimin kalitesini ele almakta ve kurumsal açıklamanın doğruluğunu ve güvenilirliğini artırarak genel finansal bilgi ortamını iyileştirmeyi amaçlamaktadır. Bu çalışma, finansal analistlerin SOX sonrası performansını araştırmaktadır. SOX'un finansal analistlerin kazanç tahminlerinin doğruluğu üzerindeki etkisini, SOX öncesi ve sonrası üç aylık kazanç tahminlerini inceleyerek inceliyoruz. Bulgular, örneklemdeki	Haziran 2012

Finansal analistlerin sarbanes-oxley'den sonra tahmin performansı.			tüm firmalar için tahmin doğruluğunun azaldığını göstermektedir. Ayrıca, finansal analistler SOX sonrası kazanç tahminlerinde karamsar hale gelmiştir. Kanıtlar, SOX sonrası finansal bilgi ortamının kalitesinde bir düşüşe işaret ediyor.	
Financial time series forecasting with a bio-inspired fuzzy model. Biyo-ilham bulanık bir modelle finansal zaman serileri tahmini	Aznarte, José Luis; Alcalá-Fdez, Jesús; Arauzo-Azofra, Antonio; Benítez, José Manuel	Expert Systems with Applications	Genel olarak, zaman serileri tahmini, özellikle finansal zaman serileri için geçerli olan oldukça karmaşık bir problem olarak kabul edilir. Bu makalede, bu zaman serilerinin tahmini için doğru modeller üretmek için biyo-ilham algoritmasıyla evrimleşen bulanık bir model önerilmiştir. Bu modelin performansı, bir grup son teknoloji istatistiksel modelle karşılaştırılmıştır. Değerlendirmek için kapsamlı bir deneysel çalışma tasarlanmış ve yürütülmüştür. Deneysel sonuçlar, teklif tahminlerinin sürekli olarak dikkate alınan diğer yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	Kasım 2012
Forecasting financial failure using a Kohonen map: A comparative study to improve model stability over time. Bir Kohonen haritası kullanarak finansal başarısızlığı tahmin etme: Zaman içinde model istikrarını artırmak için karşılaştırmalı bir çalışma	du Jardin, Philippe; Séverin, Eric	European Journal of Operational Research	Bu çalışma, bir finansal başarısızlık modelinin doğruluğunun zamansal istikrarını iyileştirmek için bir Kohonen haritasının nasıl kullanılabileceğini göstermeye çalışmaktadır. Çoğu model, tahmin ve tahmin amacıyla kullanılan veriler farklı zaman dilimlerinde toplandığında genelleme yeteneklerinin önemli bir bölümünü kaybeder. Ömürleri oldukça kısa olduğu için, yeniden tahmin gerektiğinde bir model hala kullanımda ise gerçek bir sorun haline gelir. Bu dezavantajın üstesinden gelmek için, bir Kohonen haritasını bir tahmin modeli olarak kullanmanın yeni bir yolu sunulmaktadır. Deneylerin sonuçları, bir harita ile elde edilen genelleme hatasının, zaman içinde başarısızlık modellerini tasarlamak için kullanılan geleneksel yöntemlerle (diskriminant analizi, lojistik regresyon, Cox yöntemi ve sinir ağları) elde edilenden daha kararlı kaldığını göstermektedir.	Eylül 2012
Forecasting Volatility of Financial Processes with Alternative Models.	Bidyuk, P. I.; Trofymchuk, O. M.; Kozhukhivska, O. A.	Naukovi visti NTUU - KPI	Bu çalışmada çok boyutlu durum için stokastik volatilite modeli yapısı önerilmiş ve Markov zinciri Monte Carlo tekniği kullanılarak parametre tahmini için metodoloji düşünülmüştür. Bu yaklaşımın kullanılması, çeşitli rasgele değişken dağılımları ile stokastik bozulma etkisi koşullarında doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin parametre tahmini için bir olasılık sağlar. Seçilen hisse senedi fiyat dinamiği süreçleri için, koşullu varyans için basitleştirilmiş ve karmaşık bir yapıya sahip bir dizi	2012

Finansal Süreçlerin Değişkenliğini Alternatif Modellerle Tahmin Etmek.			matematiksel model oluşturulmuştur. Sayısal modellemenin sonuçları, finansal süreç kontrolü, hisse senedi alım satımına ilişkin kararların alınması, finansal araçlar portföyünün oluşturulması vb. için bilgisayar tabanlı karar destek sistemlerinde kullanılabilir.	
How to Evaluate an Early-Warning System: Toward a Unified Statistical Framework for Assessing Financial Crises Forecasting Methods. Erken Uyarı Sistemi Nasıl Değerlendirilir: Finansal Kriz Tahmin Yöntemlerini Değerlendirmek için Birleşik Bir İstatistiksel Çerçeveye Doğru.	Candelon, Bertrand; Dumitrescu, Elena-Ivona; Hurlin, Christophe	IMF Economic Review	Bu makale, finansal kriz erken uyarı sistemlerini (EWS) değerlendirmek için özgün ve birleşik bir araç kutusu önermektedir. Gelişmekte olan 12 ülke için bir logit modeline uygulandığında, verim yayılımının yalnızca Güney Asya ülkeleri için döviz krizlerini tahmin etmede kilit bir değişken olduğu gösterilmektedir.	2012
Integration of random sample selection, support vector machines and ensembles for financial rıik forecasting with an empirical analysis on the necessity of feature selection. Rastgele örneklem seçiminin entegrasyonu, finansal risk tahmini için vektör makineleri ve toplulukların özellik seçiminin gerekliliği üzerine ampirik bir analizle desteklenmesi.	Sun, Jie	Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management	Finansal risk tahmini (FRF), insanların bir şirketin gelecekte başarısız olup olmayacağını tahmin etmelerine yardımcı olacak etkili bir araçtır. Tüm FRF teknikleri arasında destek vektör makinesi (SVM) en yeni geliştirilen ve en doğru ve etkili tekniklerden biridir. Bu çalışma, veri odaklı bir SVM topluluğu oluşturmaya çalışmaktadır. Ampirik çalışmanın iki amacı vardır. Bunlardan biri, veriye dayalı SVM topluluğunun, FRF alanında en sık kullanılan tekniklerden, yani çok değişkenli diskriminant analizi, lojistik regresyon ve tek bir SVM'den daha baskın bir performans üretip üretemeyeceğini doğrulamaktır. Diğeri ise SVM'nin yüksek boyutlu verileri işleyebilmesine rağmen SVM'nin daha kesin FRF yapmasına yardımcı olmak için özellik seçiminin gerekli olup olmadığını doğrulamaktır.	Ekim - Aralık 2012

Save the best for last? The treatment of dominant predictors in financial forecasting. En iyisini sona saklamak mı? Finansal tahminde baskın belirleyicilerin uygulanması	Sung, Ming-Chien; Lessmann, Stefan	Expert Systems with Applications	Bu makalede yanıt değişkeninin baskın öngörücüler olarak küçük bir kovaryant kümesiyle yoğun bir şekilde ilişkili olduğu tahmin uygulamaları incelenmektedir. Baskın tahminciler, gelecekteki piyasa fiyatlarının cari fiyatlardan büyük ölçüde etkilendiği finansal tahminlerde ve hava durumu veya takvim etkileri gibi diğer birçok faktörden çok daha az ölçüde ortaya çıkar. Baskın belirleyicilerin, ince faktörlerin etkisini maskeleyebileceği ve tahmin doğruluğunu azaltabileceği varsayılmaktadır. Sonuç olarak, ince faktörlerin yanıt değişkeni üzerindeki etkisini doğru bir şekilde hesaba katmanın yollarını bulmanın çok önemli olduğu savunulmaktadır. İki aşamalı yaklaşımın etkinliğini test etmek için, baskın belirleyiciler sergilediği iyi bilinen spor etkinliklerinin sonucunu tahmin etmekle ilgili ampirik bir çalışma yürütülmüştür. Sonuçlar, özellikle karmaşık, doğrusal olmayan modellerin maskeleme etkisine karşı savunmasız olduğunu ve iki aşamalı paradigmadan yararlandığını doğrulamaktadır.	Kasım 2012
Talking about the crisis: Performance of forecasting in financial markets. Kriz hakkında konuşmak: Finansal piyasalarda tahmin performansı.	Svetlova, Ekaterina	Culture & Organization	Bu makale, finansal krizle ilgili söylemlerin 2007 ve 2008'in ilk yarısında çeşitli İsviçre ve Alman bankalarında nasıl inşa edildiğini incelemektedir. Etnografik materyallere dayanarak, bu makale finansal kurumlarda gelecekle ilgili tartışmaların ve sunumların organizasyonunu analiz etmekte ve bu tür analizlerin kriz öncesi ve sırasında küresel anlayışa önemli ölçüde katkıda bulunabileceğini savunmaktadır. Tahmin söylemleri, gerçekçi olmayan tahminlerin ve dolayısıyla kurguların ve yanılsamaların üretilmesinin az ya da çok kaçınılmaz olacağı şekilde titizlikle yapılandırılmıştır.	Mart 2012
A Novel Ensemble Learning Approach for Corporate Financial Distress Forecasting in Fashion and Textiles Supply Chains. Moda ve Tekstil Tedarik Zincirlerinde Kurumsal Finansal Sıkıntı Tahmini için	Gang Xie; Yingxue Zhao; Mao Jiang; Ning Zhang	Mathematical Problems in Engineering	Bu makale, moda ve tekstil tedarik zincirlerinde kurumsal mali sıkıntı tahmini için lojistik regresyon (LR) ve yapay zekâ aracı, yani destek vektör makinesi (SVM) ve geri yayılım sinir ağlarına (BPNN) dayalı yeni bir topluluk öğrenme yaklaşımı önermektedir. İlk olarak, LR, SVM ve BPNN ile ilgili kavramlar tanıtılmıştır. Ayrıca, yöntemlerin karşılaştırılması için moda ve tekstil sektöründeki Çinli borsa şirketlerinin ampirik analizi uygulanmakta ve ilgili bazı konular tartışılmaktadır. Sonuçlar, önerilen yeni topluluk öğrenme yaklaşımının bireysel modellerinkinden daha yüksek tahmin performansı elde edebileceğini göstermektedir.	2013

Yeni Bir Topluluk Öğrenme Yaklaşımı.				
A support vector machine based MSM model for financial short-term volatility forecasting. Finansal kısa vadeli volatilite tahmini için destek vektör makinesi tabanlı MSM modeli.	Wang, Baohua; Huang, Hejiao; Wang, Xiaolong	Neural Computing & Applications	Finansal zaman serisi tahmini, uzun hafızası ve volatilite kalıcılığı nedeniyle zor bir iş haline gelmiştir. Multifraktal süreç son zamanlarda bu sorun için yeni bir formalizm olarak önerilmiştir. Literatüre yinelemeli Markov-Switching Multifraktal (MSM) modeli tanıtıldı. Volatilitede uzun bellek, volatilite kümelemesi ve geri dönüş aykırı değerleri de dahil olmak üzere finansal zaman serilerinin önemli stilize özelliklerinin çoğunu yakalayabilir. Model, uzun vadeli tahminlerde GARCH tipi modellere göre hem örnek içi hem de örnek dışı olarak daha güçlü performans sunar. Önerilen yaklaşımın etkinliğini doğrulamak için, tahmin hedefleri olarak Çin A-hisse piyasasında iki hisse senedi endeksi seçilmiştir. Mevcut bazı son teknoloji modellerle karşılaştırıldığında, önerilen yaklaşım üstün sonuçlar vermektedir. Bu, önerilen modelin finansal kısa vadeli volatilite tahminine umut verici bir alternatif sunduğunu göstermektedir.	Ocak 2013
Evaluation of GARCH, RNN and FNN Models for Forecasting Volatility in the Financial Markets. Finansal Piyasalardaki Oynaklığı Tahmin Etmek için GARCH, RNN ve FNN Modellerinin Değerlendirilmesi.	Vejendla, Ajitha; Enke, David	IUP Journal of Financial Risk Management	Volatilite tahmini, finansal piyasalarla ilişkili olanlar için önemli bir görevdir ve son yirmi yılda akademisyenlerin ve uygulayıcıların dikkatini çekmiştir. Bu araştırma makalesi, opsiyon fiyatlandırması, güvenlik değerlemesi ve risk yönetimindeki oynaklığın önemini yansıtmaktadır. Geri yayılım öğrenimi, Tekrarlayan Sinir Ağları (RNN) ve ampirik fiyat ve tarihsel oynaklık verilerine dayanan Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Heteroskedastisite (GARCH) modelini kullanarak İleri Beslemeli Sinir Ağlarının (FNN) tahmin yeteneğini araştırır. Üç modelin performansı DJIA, NYSE ve NASDAQ endekslerinin verileri kullanılarak incelenmekte ve karşılaştırılmaktadır. Seçilen bu modellerden elde edilen sonuçların önemli pazar yön kabiliyetine ve daha düşük tahmin hatalarına sahip olması beklenmektedir.	Mart 2013
Financial time series forecasting using LPP and SVM optimized by PSO. PSO tarafından optimize edilmiş LPP ve SVM	Zhiqiang, Guo; Huaiqing, Wang; Quan, Liu	Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies & Applications	Bu makalede, yerellik koruma projeksiyonu, parçacık sürüsü optimizasyonu ve bir destek vektör makinesi yardımıyla borsa davranışını tahmin etmek için bir tahmin modeli oluşturulmuştur. İlk olarak, girdi özelliği olarak dört borsa tekniği değişkeni seçilir ve modelin girdi ham verilerini elde etmek için bir slayt penceresi kullanılır. İkincisi, yerelliği koruyan projeksiyon yöntemi, ham verilerin boyutunu azaltmak ve tahmin	Mayıs 2013

kullanarak finansal zaman serisi tahmini.			modelinin performansını artırmak için içsel özelliği çıkarmak için kullanılır. Son olarak, ertesi günün fiyat hareketini tahmin etmek için parçacık sürüsü optimizasyonu kullanılarak optimize edilmiş bir destek vektör makinesi uygulanır. Önerilen model Şanghay borsa endeksi ve Dow Jones endeksi ile birlikte kullanılmakta ve deneysel sonuçlar, önerilen modelin tahmin doğruluğu oranı ve kâr alanlarında diğer modellerden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	
Forecasting of Financial Crises: An Empirical Model for Turkey. Finansal Krizlerin Öngörülmesi: Türkiye için Ampirik Bir Model.	Öztunç, Hakan; Serin, Vildan; Kılıç, İlhan	Journal of Economic & Social Research	Dünya, 1930'ların Büyük Buhranından bu yana farklı finansal krizler yaşamıştır. Özellikle son 30 yılda sadece gelişmiş ekonomilerde değil, gelişmekte olan ekonomilerde de çok çeşitli finansal kriz türleri yaşanmıştır. Finansal krizlerin öngörülmesi, politika yapıcılar için altta yatan ekonomik zayıflıkları ve kırılganlıkları tespit etmelerine izin vererek önemli bir değere sahip olabilir. Bu gelişmelerin ardından bu tür krizlerin öngörülmesi literatürde büyük önem kazanmıştır. Bu çalışma, ARIMA modelini kullanarak Ocak 1990-Aralık 2010 dönemi Türkiye için finansal kırılganlık tahminini araştırmaktadır. Deneysel sonuçlar, ihracatın, net uluslararası rezervlerin ve bankalardaki toplam mevduatın finansal kırılganlığın en önemli belirleyicileri olduğunu ortaya koymaktadır. Bu değişkenler, bu krize karşı hazırlıklı olmak için politika yapıcılar tarafından çok yakından izlenmelidir.	2013
Forecasting recessions using financial variables: the French case. Finansal değişkenleri kullanarak durgunlukları tahmin etme: Fransız davası.	Bismans, Francis; Majetti, Reynald	Empirical Economics	Bu makalede, iki finansal değişkenin -getiri eğrisi yayılımı ve Euro/ABD doları döviz kuru- 1979-2010 dönemindeki Fransız durgunluğunu tahmin etme kabiliyetine odaklanılmaktadır. Örneklem içi sonuçlar, dinamik spesifikasyonun statik olandan daha iyi performans gösterdiğini ve hepsinden önemlisi döviz kurunun verim eğrisinden daha güçlü bir tahmin gücüne sahip olduğunu göstermektedir. Örneklem dışı sonuçlar, 2008 yılında meydana gelen son durgunluğun tahmininde döviz kuruna verilen baskın rolü kesin olarak doğrulamaktadır.	Nisan 2013
Neural network calibrated stochastic processes: forecasting financial assets.	Giebel, Stefan; Rainer, Martin	Central European Journal of Operations Research	Belirli bir dinamik işlem doğal olarak öngörülemeyen bir bileşen içeriyorsa, stokastik bir işlem olarak modellenebilir. Bu makalede, stokastik bir modelin parametrelerini dinamik olarak geçmişe sabit uzunluktaki (bellek derinliği) en son zaman serilerine uyarlamak için (2 katmanlı) öğrenme sinir ağlarını kullanarak yeni bir akıllı kalibrasyon	Haziran 2013

Sinir ağı kalibre stokastik süreçler: finansal varlıkların tahmini.			yöntemi önerilmektedir. Finansal varlıklara ilişkin süreçler bağlamında, çıktı katmanının nihai birleşimi, piyasa-risk fiyatı ile ilgilidir. Geri yayılım, finansal piyasanın tipik bellek uzunluğu ile sınırlıdır (örneğin, önceki 10 iş günü). Para birimleri ve hisse senetlerinin varlık sınıfları için her biri tipik bir örnekle ertesi gün tahminlerini izleyerek yeni algoritmanın öğrenme verimliliği gösterilmektedir.	
On the investigation of hyper-heuristics on a financial forecasting problem. Bir finansal tahmin problemi üzerinde hiper-sezgisel araştırma üzerine.	Kampouridis, Michael; Alsheddy, Abdullah; Tsang, Edward	Annals of Mathematics & Artificial Intelligence	Finansal tahmin, literatürde çok sayıda eser bulunan hesaplamalı finansta gerçekten önemli bir alandır. Bu önem, yeni algoritmaların sürekli geliştirilmesiyle literatüre yansıyabilir. Hiper sezgisel yöntemler geçmişte bir dizi arama ve optimizasyon problemi için başarıyla kullanılmış ve çok umut verici sonuçlar göstermiştir. Bu makalede, EDDİE 8 adlı bir finansal tahmin aracının performansını iyileştirip iyileştirilemeyeceğini araştırmak için farklı hiper sezgisel çerçeveler kullanılan öncü çalışmalar sunulmaktadır. Özellikle en iyi sonuçlar söz konusu olduğunda önemli ölçüde iyileştirilmiş sonuçlar gösterebildiğini göstermektedir. Son olarak, buluşsal yöntemlerin ağırlıkları üzerine yapılan analizler, düşük seviyeli buluşsal yöntemlerin bazıları arasında sürekli bir salınım olabileceğini göstermektedir.	Ağustos 2013
Sales Forecasting with Financial Indicators and Experts' Input. Finansal Göstergeler ve Uzman Girişi ile Satış Tahmini.	Osadchiy, Nikolay; Gaur, Vishal; Seshadri, Sridhar	Production & Operations Management	Bu makalede finansal piyasa bilgilerini kullanarak satışları tahmin etmek için bir yöntem sunulmaktadır ve bu yöntem ABD kamu perakendecileri için yıllık veriler üzerinde test edilmektedir. Yöntem, tüketici harcamalarının miktarının ve ihtiyari ve zorunluluk kalemleri arasındaki harcamaların karışımının, tüketicilerin sahip olduğu hisse senedi portföylerinden elde edilen getirilere bağlı olduğunu belirten ekonomideki kalıcı gelir hipotezi tarafından motive edilmektedir. Hisse senedi analistleri veya zaman serisi modelleri gibi diğer kaynaklardan girdi tahminleri alarak, girdi tahminini toplam finansal piyasa endeksinde gecikmiş getiri olan bir ek değişkenle artırarak piyasaya dayalı bir tahmin oluşturulmaktadır. Piyasa temelli tahminin, hisse senedi analistleri tarafından verilen tahminlere kıyasla ortalama mutlak yüzde hatasında ortalama %15'lik bir düşüş sağladığı ve aynı zamanda örnek dışı verilere anında ulaştığı gösterilmektedir. Tahmin etmenin yanı sıra, bu sonuçlar risk yönetimi ve riskten korunma alanlarında da uygulanabilir.	Eylül 2013

The Future of Financial Market Forecasting: Five Trends Worth Watching. Finansal Piyasa Tahmininin Geleceği: İzlemeye Değer Beş Eğilim.	MISHLOVE, JEFFREY	Foresight: The International Journal of Applied Forecasting	Bu makale, finansal piyasa tahmininin geleceğini etkileyebilecek eğilimler hakkında bilgi sunmaktadır. Süper bilgisayarların ortaya çıkışı, tahminlerde doğal dil işlemenin kullanımı ve daha akıllı örüntü tanıma ve geri çağırma sistemlerinin icadı da dahil olmak üzere bu eğilimlerle ilgili ayrıntılar tartışılmaktadır. Ayrıca, piyasa kabarcıklarını ve çökmelerini belirlemek için teknolojik yeniliklerden de bahsedilmektedir.	Güz 2013
The two-sided Weibull distribution and forecasting financial tail risk. İki taraflı Weibull dağılımı ve finansal kuyruk riskini tahmin etme.	Chen, Qian; Gerlach, Richard H.	International Journal of Forecasting	Bu makalede kuyruk risk önlemlerini tahmin etmek amacıyla koşullu finansal getiri dağılımını modellemek için iki taraflı bir Weibull geliştirilmiştir. Karşılaştırma için, bir dizi koşullu getiri dağılımı, son küresel finansal krizi içeren dört yıllık bir tahmin dönemi boyunca, yedi günlük finansal getiri serisindeki kuyruk riskini tahmin etmek için dört oynaklık spesifikasyonu ile birleştirilmiştir. İki taraflı Weibull, Risk Altındaki Değer (VaR) tahmini için en az diğer dağılımlar kadar iyi bir performans sergilemekle birlikte, kriz öncesinde olduğu kadar kriz sırasında ve sonrasında da koşullu VaR tahmini için en olumlu performansı göstermektedir.	Ekim 2013
Using a dynamic artificial neural network for forecasting the volatility of a financial time series. Finansal zaman serilerinin oynaklığını tahmin etmek için dinamik bir yapay sinir ağı kullanmak.	Velásquez, Juan D.; Gutiérrez, Sarah; Franco, Carlos J.	Revista Ingenierías Universidad de Medellin	Doğru volatilite tahminleri elde etme yeteneği finansal analist için önemli bir konudur. Bu makalede, hisse senedi fiyatlarının aylık koşullu varyansını tahmin etmek için çok katmanlı bir algılayıcı model olan DAN2 modeli kullanılmaktadır. Sonuçlar, DAN2 modelinin, kullanılan veri kümesi için dikkate alınan diğer modellerin örnek içi ve örnek dışı varyanslarını tahmin etmede daha doğru olduğunu göstermektedir. Böylece, bu sinir ağının öngörücü bir araç olarak değeri gösterilmiştir.	2013
A combination of artificial neural network and random walk models for financial time series forecasting.	Adhikâri, Ratnadip; Agrawal, R.	Neural Computing & Applications	Finansal verilerin dinamiklerini doğru bir şekilde kavramak ve modellemek vazgeçilmez pratik öneme sahiptir. Finansal zaman serisi modelinin temel amacı, yatırım planlaması, mali riskten korunma, devlet politikası oluşturma vb. için çok önemli olan güvenilir gelecek tahminleri sağlamaktır. Bu zaman serileri genellikle modelleme ve tahmin etme görevini son derece zorlaştıran kötü şöhretli gelişigüzel hareketler sergiler.	Mayıs 2014

Finansal zaman serilerini tahmin etmek için yapay sinir ağı ve rastgele yürüme modellerinin bir kombinasyonu.			Araştırma kanıtlarına göre, rastgele yürüyüş (RW) şu ana kadar finansal verileri tahmin etmek için en iyi doğrusal modeldir. Yapay sinir ağı (ANN), doğrusal olmayan kendi kendine uyarlanabilir modellemenin benzersiz yeteneğine sahip umut verici bir alternatiftir. Literatürde RW ve ANN modellerinin performanslarının çok sayıda Karşılaştırması da karışık sonuçlarla gerçekleştirilmiştir. Bu makalede hem RW hem de ANN modellerinin güçlü yönlerinden yararlanmaya çalışan bir kombinasyon metodolojisi önerilmektedir. Önerilen yaklaşımda, bir finansal veri kümesinin doğrusal kısmı RW modeli aracılığıyla işlenir ve kalan doğrusal olmayan artıklar, bir ileri beslemeli ANN (FANN) ve Elman ANN (EANN) modelleri topluluğu kullanılarak işlenir. Önerilen planın tahmin yeteneği, üç popüler hata istatistiği açısından dört gerçek dünya finansal zaman serisinde incelenmiştir. Elde edilen sonuçlar, kombinasyon yönteminin, dört finansal zaman serisinin tümü için ayrı ayrı RW, FANN ve EANN modellerinin her birinden makul ölçüde daha iyi tahmin doğruluklarına ulaştığını açıkça göstermektedir.	
A Feature Fusion Based Forecasting Model for Financial Time Series. Finansal Zaman Serileri için Özellik Füzyonuna Dayalı Bir Tahmin Modeli.	Guo, Zhiqiang; Wang, Huaiqing; Liu, Quan; Yang, Jie	PLoS ONE	Borsayı tahmin etmek hem araştırmacılar hem de yatırımcılar için giderek daha ilginç bir araştırma alanı haline gelmiştir ve birçok tahmin modeli önerilmiştir. Bu modellerde, ham verileri önceden işlemek ve gürültüyü gidermek için özellik seçim teknikleri kullanılır. Bu çalışmada, bağımsız bileşen analizi, kanonik korelasyon analizi ve bir destek vektör makinesi yardımıyla borsa davranışını tahmin etmek için bir tahmin modeli oluşturulmuştur. İlk olarak, tarihsel kapanış fiyatlarından ve bağımsız bileşen analizi ile elde edilen 39 teknik değişkenden iki tür özellik çıkarılır. İkinci olarak, iki tür özelliği birleştirmek ve tahmin modelinin performansını artırmak için içsel özellikleri çıkarmak için kanonik bir korelasyon analizi yöntemi kullanılır. Son olarak, ertesi günün kapanış fiyatını tahmin etmek için bir destek vektör makinesi uygulanır. Önerilen model Şangay borsa endeksi ve Dow Jones endeksine uygulanmakta ve deneysel sonuçlar, önerilen modelin tahmin alanında diğer iki benzer modele göre daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	Haziran 2014

Bandwidth selection by cross-validation for forecasting long memory financial time series. Uzun bellek finansal zaman serilerini tahmin etmek için çapraz doğrulama ile bant genişliği seçimi.	Baillie, Richard T.; Kapetanios, George; Papailias, Fotis	Journal of Empirical Finance	Bu makale, tek değişkenli bir zaman serisi işleminde uzun bellek parametresinin yarı parametrik tahmininin uygulanmasında bant genişliği seçimi konusunu ele almaktadır. Odak noktası, uzun bellek modelinden gelen tahminlerin özellikleri üzerinedir. Örnek dışı tahmin özelliklerine dayanan çeşitli çapraz doğrulama yöntemleri önerilmektedir. Bu prosedürler bant genişliği seçimi ve sonraki model seçimi için kullanılır. Önerilen yeni metodolojinin avantajını gösteren simülasyon kanıtları sunulmuştur.	Aralık 2014
Central Bank Macroeconomic Forecasting During the Global Financial Crisis: The European Central Bank and Federal Reserve Bank of New York Experiences. Küresel Finansal Kriz Sırasında Merkez Bankası Makroekonomik Tahmini: Avrupa Merkez Bankası ve New York Merkez Bankası Deneyimleri.	Alessi, Lucia; Ghysels, Eric; Onorante, Luca; Peach, Richard; Potter, Simon	Journal of Business & Economic Statistics	Bu makale, küresel finansal kriz sırasında makroekonomik öngörüyü iki kilit merkez bankası tarafından belgelemektedir: Avrupa Merkez Bankası ve New York Federal Rezerv Bankası. Makale, iki kurumdaki personel arasındaki işbirlikçi bir çabanın sonucudur ve kriz boyunca yapılan zaman damgalı tahminleri incelemeye olanak tanır. Analiz sadece nokta tahmini performansına odaklanmamaktadır. Ayrıca, finansal piyasa verilerinin tahmin sürecine nasıl dahil edilebileceği de dahil olmak üzere metodolojik katkıları incelemektedir.	Ekim 2014
Consideration regarding the Improvement of the Financial Crisis Forecasting Models for Enterprises in Emerging Countries. Gelişmekte Olan Ülkelerdeki İşletmeler için Finansal Kriz Tahmin Modellerinin İyileştirilmesine İlişkin Hususlar.	Dana-Codruta, Duda-Daianu; Marioara, Piroi	Ovidius University Annals, Series Economic Sciences	Bu makale, işletme krizinin teşhis ve tahmin yöntemlerinin bir analizini içermektedir. İşletmedeki çeşitli kriz yönetimi yöntemlerinin birtakım eksiklikleri rapor edilmiştir. Sadece iflas için değil, genel kriz için de yeni teşhis ve tahmin modelleri geliştirme ihtiyacı ileri sürülmüştür. Bu bağlamda, gelişmekte olan ülkelerden girişimciler için istatistiksel analiz yöntemine, yani çok faktörlü diskriminanta dayanan finansal krizin (iflas) teşhis / tahmin modeli önerilmiştir.	2014

Do money and financial variables help forecasting output in emerging European Economies? Para ve finansal değişkenler gelişmekte olan Avrupa Ekonomilerinde üretimin tahmin edilmesine yardımcı oluyor mu?	Caraiani, Petre	Empirical Economics	Bu makalede parasal toplamların ve farklı finansal değişkenlerin küçük ölçekli BVAR modellerine dahil edilmesinin çıktı tahminlerinin doğruluğunu artırıp artırmadığı gelişmekte olan üç Avrupa ekonomisi için test edilmektedir. BVAR modellerinin öncelikleri için çeşitli özellikler kullanılır. Sonuçların önceki spesifikasyonlara, değişkenlere ve tahmin ufkuna göre değiştiği bulunmuştur. Tahmin doğruluğu, logaritmik tahmin olasılığına göre karşılaştırıldığında kanıtlar daha güçlüdür, ancak RMSE'ler kullanıldığında daha zayıftır. Bu sonuçlar, parasal birimlerin veya finansal değişkenlerin tamamen alakasız olarak reddedilmesine karşı kanıt teşkil edebilir.	Mart 2014
Dynamic modeling: methods and techniques for forecasting financial needs in efficient management of the dairy units. Dinamik modelleme: süt birimlerinin etkin yönetiminde finansal ihtiyaçların tahmin edilmesine yönelik yöntem ve teknikler.	BOGDĂNOIU, Cristiana; UNGUREANU, Laura	Journal of Advanced Research in Management (De Gruyter Open)	Bu çalışma, dinamik modelleme sorununa, süt birimlerinin etkin yönetiminin finansal ihtiyaçlarını tahmin etme tekniği ile yaklaşmayı amaçlamaktadır. Dinamik modellemenin bir tahmin tekniği olarak kullanılması, denge çözümlerinin varlığını ve istikrarını inceleyen çok iyi geliştirilmiş bir matematiksel aparatın avantajına sahiptir, çünkü dengesiz bir denge çözümü gerçekte gözlenemez.	Kış 2014
Exponential smoothing for financial time series data forecasting. Finansal zaman serileri veri tahmini için üstel yumuşatma.	Kuzhda, Tetyana	Socio-Economic Problems & the State	Bu makale, üstel yumuşatma tahmini adı verilen öngörücü öğrenme formülasyonu ile başlar. Üstel yumuşatma genellikle hisse senedi veya tahvil, döviz, sigorta, kredi, birincil ve ikincil piyasalar gibi finansal piyasalara uygulanır. Üstel yumuşatma modelleri, yatırımcılar için değerli karar bilgilerinin sağlanmasında faydalıdır. Basit ve çift üstel yumuşatma modelleri iki temel üstel yumuşatma yöntemi türüdür. Tahmin doğruluğunun ölçülmesi bu makalede açıklanmıştır. Çift üstel yumuşatma kullanılarak ortak hisse başına fiyat tahmininin belirlenmesine ilişkin uygulanan öneriler makalede gösterilmiştir.	Mayıs 2014

Financial forecasting using ANFIS networks with Quantum-behaved Particle Swarm Optimization. Kuantum davranışlı Parçacık Sürüsü Optimizasyonuna sahip ANFIS ağlarını kullanarak finansal tahmin.	Bagheri, Ahmad; Mohammadi Peyhani, Hamed; Akbari, Mohsen	Expert Systems with Applications	Finansal piyasa ticaretinde başarılı olmak için gelecekteki piyasa eğilimlerini doğru tahmin etmek gerekir. Çoğu profesyonel tüccar gelecekteki piyasa fiyatlarını tahmin etmek için teknik analiz kullanır. Bu makalede, özellikle Döviz Piyasası (FX) için finansal zaman serilerini tahmin etmek için yeni bir hibrit akıllı yöntem sunulmaktadır. Gerçek tüccarların tahmin yapma şeklini taklit etmek için bu yöntem, piyasa eğilimlerini tahmin etmek için hem geçmiş piyasa verilerini hem de grafik kalıplarını kullanır. İlk olarak, zaman serisi analizinin dalgacık tam ayrışması, gelecekteki piyasa fiyatlarını tahmin etmek için Uyarlanabilir bir Ağ tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) girdi verileri olarak kullanılmıştır. Ayrıca, ANFIS üyelik işlevlerini ayarlamak için Kuantum davranışlı Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (QPSO) kullanılmıştır. Bu makalenin ikinci bölümü, otomatik desen çıkarma için yeni bir hibrit Dinamik Zaman Çözgü (DTW)-Dalgacık Dönüşümü (WT) yöntemi önermektedir. Sonuçlar, sunulan hibrit yöntemin finansal fiyat tahmini ve finansal model çıkarımı için çok yararlı ve etkili bir yöntem olduğunu göstermektedir.	Ekim 2014
Financial Time Series Forecasting Using Directed-Weighted Chunking SVMs. Yönlendirilmiş Ağırlıklı Yığın SVM'leri Kullanarak Finansal Zaman Serisi Tahmini.	Yongming Cai; Lei Song; Tingwei Wang; Qing Chang	Mathematical Problems in Engineering	Destek vektör makineleri (SVMler) geleneksel regresyon tahmini yaklaşımlarına umut verici bir alternatiftir. Ancak, büyük ölçekli veri kümesiyle uğraşırken, uzun eğitim süresi ve aşırı bellek alanı talebi gibi birçok sorun vardır. Bu nedenle, SVM algoritması finansal zaman serisi verileriyle başa çıkmak için uygun değildir. Bu problemleri çözmek için yönlendirilmiş ağırlıklı yığın SVM algoritması önerilmiştir. Bu algoritmada, tüm eğitim veri kümesi birkaç parçaya bölünür ve ardından her alt kümede destek vektörleri elde edilir. Ayrıca, ağırlıklı destek vektör regresyonları, yeni çalışma veri kümesindeki tahmin modelini elde etmek için hesaplanır. Yönlendirilmiş ağırlıklı yığınlama algoritması, parçaların önemine göre ayrışan ve birleştirilen yeni bir destek vektörleri yöntemi sunar; bu, tahmin doğruluğunu azaltmadan çalışma hızını artırabilir. Son olarak, IBM hisse senedi günlük kapanış fiyatları verileri önerilen algoritmanın geçerliliğini doğrulamak için kullanılır.	2014

Forecasting corporate financial performance using sentiment in annual reports for stakeholders' decision-making. Paydaşların karar alma süreçlerine yönelik faaliyet raporlarındaki duyguları kullanarak kurumsal finansal performansı tahmin etme.	Hajek, Petr; Olej, Vladimir; Myskova, Renata	Technological & Economic Development of Economy	Bu çalışma, yıllık raporların finansal performansı tahmin etmedeki duyarlılığının rolünü incelemeyi amaçlamaktadır. Duyarlılık, ABD şirketlerinin yıllık raporlarında kullanılan dilin çeşitli yönlerini keşfetmek için çeşitli kategorizasyon şemaları kullanılarak değerlendirilir. Ayrıca, Z-score iflas modeli açısından ifade edilen finansal performansı tahmin etmek için makine öğrenme yöntemleri ve sinir ağları kullanıyoruz. Tahmin modellerinin girdileri olarak on bir duyarlılık kategorisi kullanılır. Destek vektör makineleri en yüksek tahmin doğruluğunu sağlar. Bu kanıt, duygu ve finansal performans arasında doğrusal olmayan ilişkiler olduğunu göstermektedir. Sonuçlar, duyarlılık bilgilerinin finansal performansın önemli bir öngörü belirleyicisi olduğunu ve bu nedenle kurumsal paydaşların karar alma sürecini desteklemek için kullanılabileceğini göstermektedir.	Aralık 2014
Forecasting Demand: Sensitivity Analysis of Financial Assumptions Using MS Excel. Talep Tahmini: MS Excel Kullanarak Finansal Varsayımların Duyarlılık Analizi.	Roberts, Gary; Heriot, Kirk C.	Atlantic Marketing Journal	Bir iş planının en zorlu yönlerinden biri finansal projeksiyonlardır. Piyasa analizinin bir parçası olarak satış tahminleri geliştirilmelidir. Satış tahmini, iş planının finans bölümündeki finansal projeksiyonların temelini oluşturur. Bu çalışma, öğrencilerin satış tahminlerindeki varsayımların duyarlılık analizini yapmalarını gerektiren benzersiz bir nakit bütçesi alıştırmasını açıklamaktadır. Bu çalışmada açıklanan Smoothie Doozie alıştırması, öğrenmeyi bireysel öğrenci seviyesine getirir ve hızlı bir yaklaşım sağlar.	2014
Forecasting GDP growth with financial market data in Finland: Revisiting stylized facts in a small open economy during the financial crisis. Finlandiya'da finansal piyasa verileriyle GSYİH büyümesini tahmin etmek: Finansal kriz sırasında küçük bir açık ekonomide stilize	Kuosmanen, Petri; Vataja, Juuso	Review of Financial Economics	Bu makale, finansal değişkenlerin euro bölgesindeki küçük bir açık ekonomide geçmiş ekonomik faaliyetin üstünde ve ötesinde gelecekteki ekonomik büyümeyi öngörme yeteneğini incelemektedir. Farklı ekonomik koşullar altında ekonomik faaliyet tahminindeki potansiyel farklılıkları netleştirmeyi amaçlamaktadır. Finlandiya'dan elde edilen sonuçlar, tahmin değişkenlerinin doğru seçiminin genel ekonomik koşullarla ilişkili olduğunu göstermektedir. İstikrarlı ekonomik büyüme sırasında, finansal gösterge için tercih edilen seçenek, geçmişteki üretim artışı değerleriyle birlikte kısa vadeli faiz oranıdır. Bununla birlikte, ekonomik türbülans sırasında, GSYİH büyümesini tahmin etmede geleneksel vadeli yayılma ve hisse senedi getirileri daha önemlidir. Finansal değişkenlerin zamana göre	Nisan 2014

edilmiş gerçekleri yeniden gözden geçirmek.			değişen öngörücü içeriği, rejim değiştiren doğrusal olmayan tahmin modelleri uygulanarak kullanılabilir.	
Forecasting systemic impact in financial networks. Finansal ağlarda sistemik etkinin tahmin edilmesi.	Hautsch, Nikolaus; Schaumburg, Julia; Schienle, Melanie	International Journal of Forecasting	Bu makalede, finansal kurumların birbirine bağlı sistemlerdeki sistemik etkilerini tahmin etmek için bir metodoloji önerilmektedir. . 2008/9 mali krizini içeren beş yıllık bir örneklem kullanarak, bu yaklaşımın büyük Avrupa bankalarının ve sigorta şirketlerinin zamanında sistemik risk takibi için nasıl kullanılabileceği gösterilmektedir. Ampirik bulgular, zamana göre değişen risk kanallarını ve firmaların risk vericileri ve/veya risk alıcıları olarak özel rollerini ortaya koymaktadır.	Temmuz 2014
Fuzzy artificial neural network (p, d, q) model for incomplete financial time series forecasting. Eksik finansal zaman serileri tahmini için bulanık yapay sinir ağı (p, d, q) modeli.	Khashei, Mehdi; Bijari, Mehdi	Journal of Intelligent & Fuzzy Systems	Zaman serisi tahmin doğruluğunun iyileştirilmesi, tahmincilerin karşılaştığı önemli ancak çoğu zaman zor bir görevdir. Hem teorik hem de ampirik bulgular, farklı modellerin entegrasyonunun, özellikle hibridizasyondaki modeller oldukça farklı olduğunda, öngörücü performanslarını iyileştirmenin etkili bir yolu olabileceğini göstermiştir. Literatürde, tek modellerin eksikliklerinin üstesinden gelmek ve daha doğru sonuçlar elde etmek için doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin birleştirilmesiyle çeşitli hibrit teknikler önerilmiştir. Bu makalede, doğrusal otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA), doğrusal olmayan yapay sinir ağları (ANN) ve bulanık modelleri birleştirerek zaman serilerini tahmin etmek için yeni bir hibrit model önerilmiştir. Önerilen modelde, doğrusal ve doğrusal olmayan bileşenler arasındaki ilişki için geleneksel hibrit doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin önceden varsayımı dikkate alınmaz. Önerilen modelde, geleneksel hibrit doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin veri sınırlaması, bulanık modellerin avantajlarına dayanarak kaldırılmıştır. Finansal piyasaların, özellikle döviz kuru piyasası tahminlerinin ampirik sonuçları, önerilen modelin, eksik veri durumlarında ayrı olarak kullanılan bileşenlerinden, geleneksel hibrit doğrusal ve doğrusal olmayanlardan ve diğer bulanık ve bulanık olmayan modellerden önemli ölçüde daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	2014
Muhasebe Temelli Tahmin Modelleri Işığında, Finansal	İhsan KULALI	Sosyoekonomi	Finansal sıkıntıya yönelik çalışmalar elli yılı aşkın bir süredir yapılmaktadır. Bununla birlikte finansal sıkıntı kavramının net ve üzerinde herkesçe uzlaşılan bir tanımı olmaması nedeniyle, çalışmalar genellikle	2014

Sıkıntı ve İflasın Karşılaştırılması			iflas tahmin modelleri ile ilişkilendirilmiştir. İflas, finansal sıkıntı sürecinin son aşamasını ifade ederken çoğunlukla firmaların borç sözleşmelerine ait yükümlülüklerinin yerine getirilmemesi ile ilgilidir. Bu anlamda iflas, finansal sıkıntıya nazaran, finansal açıdan, firmanın bilançosu ile daha çok ilişkilendirilmektedir. İflasın, finansal sıkıntının son aşamasını ifade ettiği dikkate alındığında, tahmin sonuçlarının yöneticilere finansal sıkıntının önlenmesine yönelik yeterli süreyi sağlayamaması riski bulunmaktadır. Birbirleri ile çok yakından ilgili finansal sıkıntı ve iflasın belirli ölçüde farklılaşması, tahmin modellerinde de daha farklı yaklaşımların benimsenmesi gereğini ortaya koymaktadır.	
Nowcasting and forecasting global financial sector stress and credit market dislocation. Küresel finans sektörü stresini ve kredi piyasasındaki durumun şu anını ve geleceğini tahmin etmek	Schwaab, Bernd; Koopman, Siem Jan; Lucas, André	International Journal of Forecasting	Bu makalede, ABD, Avrupa Birliği ve Asya-Pasifik bölgesinden finansal kurumların sistematik tehlike riski için yeni bir uluslararası model sunulmaktadır. Önerilen dinamik faktör modeli, Monte Carlo maksimum olabilirlik yöntemlerini kullanarak tahmin edilen parametrelerle doğrusal olmayan bir durum uzayı modeli olarak temsil edilebilir. Niceliğe dayalı sistemik risk göstergeleriyle kapsamlı bir karşılaştırmada, yeni göstergenin davranışının en iyi niceliğe dayalı göstergelerinkiyle rekabetçi olduğu görülmektedir.	Temmuz 2014
Robustify Financial Time Series Forecasting with Bagging. Torbalama ile Finansal Zaman Serisi Tahminlerini Sağlamlaştırma.	Jin, Sainan; Su, Liangjun; Ullah, Aman	Econometric Reviews	Bu makalede, zaman serisi modellerinde örnek dışı tahminler için bir tahmin kombinasyon yöntemi olarak torbalamanın gözden geçirilmiş bir versiyonu önerilmektedir. Gözden geçirilmiş sürüm, zaman serisi verilerindeki bağımlılığı açıkça dikkate alır ve etiketlenmemiş tahminlere kıyasla ortalama kare tahmin hatasının azaltılmasında torbalamanın geçerliliğini haklı çıkarmak için kullanılabilir. Monte Carlo simülasyonları, yeni yöntemin oldukça iyi çalıştığını ve özellikle örneklem içi tahmin süresi küçük olduğunda, genel olarak parametrik olmayan tahminin yanı sıra geleneksel bir adım önde doğrusal tahminden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Ayrıca, yanlış tanımlanmış doğrusal modellere dayanan torbalama tahminlerinin, parametrik olmayan modellere dayananlar kadar etkili bir şekilde çalışabileceğini ve örnek dışı tahminler açısından torbalama yönteminin sağlamlaştırma özelliğini öne sürdüğü görülmektedir. Kararsız tahmin ediciler için ortalama kare tahmin hatasının iyileştirilmesine yardımcı olan torbalama yöntemini veya gözden	2014

			geçirilmiş sürümünü kullanırken, tahmin değişkenleri tarihsel ortalamadan daha iyi bir tahmin gücüne sahiptir.	
Stochastic financial analytics for cash flow forecasting. Nakit akışı tahmini için stokastik finansal analitik.	Tangsucheeva, Rattachut; Prabhu, Vittaldas	International Journal of Production Economics	Firmaların başarılı yönetimi için doğru nakit akışı tahmini esastır ve belirsiz piyasa ve kredi koşullarında özellikle kritik hale gelir. Doğru nakit akışı tahmini olmadan, bir firma kısa vadeli yükümlülüklerini yerine getiremeyebilir ve iflas riski taşıyabilir. Doğru nakit akışı tahmini, ekonomideki likiditeyi etkileyen makroekonomik koşullardaki değişiklikler, zaman zaman endüstriye göre değişebilen müşteri ödeme davranışları ve belirli tedarik zincirinin dinamikleri gibi bir dizi faktörle sınırlandırılabilir. Bu çalışmada iki modeli entegre ederek firmalar için nakit akışı tahmini için stokastik finansal analizler geliştirilmektedir: (1) Alacak yaşlanmasını kullanan firmanın tüm müşterileri arasında toplam ödeme davranışının Markov zinciri modeli ve; (2) Bireysel fatura düzeyinde bireysel müşteri ödeme davranışının Bayes modeli. Önerilen model, küçük bir imalat firmasından elde edilen ampirik veriler kullanılarak geri test edilmiş ve gerçek aylık nakit akışından %3-6 farklılık gösterdiği ve gerçek yıllık nakit akışına kıyasla yaklaşık %2-4 farklılık gösterdiği bulunmuştur. Önerilen stokastik finansal analitik modelinin tahmin doğruluğunun, yaygın olarak kullanılan diğer tekniklerden önemli ölçüde üstün olduğu bulunmuştur.	Aralık 2014
Taking the Pulse of the Real Economy Using Financial Statement Analysis: Implications for Macro Forecasting and Stock Valuation. Finansal Tablo Analizini Kullanarak Reel Ekonominin Nabzını Tutmak: Makro Tahmin ve Stok Değerlemesine Etkileri.	Konchitchki, Yaniv; Patatoukas, Panos N.	Accounting Review	Bu çalışmada, toplam düzeyde uygulanan firma kârlılığı itici güçlerinin finansal tablo analizinin, reel ekonomik faaliyetin öngörülmesi ile ilgili zamanında öngörüler sağladığı varsayılmıştır ve bulunmuştur. Borsa getirilerinin gelecekteki reel GSYİH büyümesi için öngörücü içeriğe sahip olduğu gösterilirken, öngörücü güçlerinin ölçüm penceresinin uzunluğuna göre değiştiği ve yıllık borsa getirilerinin en güçlü olduğu gösterilmektedir. Bulgular, profesyonel makro tahmincilerin ve borsa yatırımcılarının, reel ekonomik faaliyeti tahmin ederken toplam muhasebe kârlılığı itici güçlerinin öngörücü içeriğine tam olarak el koymadığını göstermektedir.	Mart 2014

The Delphi method in forecasting financial markets— An experimental study. Finansal piyasaları tahmin etmede Delphi yöntemi-Deneysel bir çalışma.	Kauko, Karlo; Palmroos, Peter	International Journal of Forecasting	Uzmanlar Delphi panelisti olarak kullanıldı ve kontrollü bir deneyde finansal piyasa değişkenlerine ilişkin tahminler sunmaları istendi. En az doğru veya en az geleneksel görüşe sahip katılımcıların cevaplarını değiştirme olasılıklarının özellikle yüksek olduğu görüldü. Bu makale Delphi yöntemine dayalı tahminler için anket sonrası iki ayarlama yöntemi sunmaktadır. İlk olarak, inanç azim yanlılığını düzeltmek için potansiyel bir yöntem sunulmakta ve sonuçları umut verici görünmektedir. İkinci olarak beklenmedik bir şekilde başarısız olduğunu kanıtlayan koşullu bir tahmin süreci test edilmektedir.	Nisan 2014
A Hybrid Analysis Approach to Improve Financial Distress Forecasting: Empirical Evidence from Iran. Finansal Sıkıntı Tahminini Geliştirmek için Hibrit Bir Analiz Yaklaşımı: İran'dan Ampirik Kanıtlar.	Khademolqorani, Shakiba; Zeinal Hamadani, Ali; Mokhatab Rafiei, Farimah	Mathematical Problems in Engineering	İflas tahmini, denetçiler, yöneticiler, hissedarlar, borç sahipleri ve potansiyel yatırımcıların yanı sıra akademik araştırmacılar da dahil olmak üzere firmaların paydaşları için finansal karar desteğinin karşılaştığı önemli bir sorundur. Finansal sıkıntı tahmini konusundaki popüler söylem, öngörüyü geliştirmek için ayrık modellerin geliştirilmesine odaklanmaktadır. Bu çalışmanın amacı, çeşitli istatistiksel ve makine öğrenimi yöntemlerinin birleştirilmesine dayanan yeni bir hibrit finansal sıkıntı modeli geliştirmektir. Ardından, uygulananlardan en iyi duruma getirilmiş modeli seçmek için birden çok öznitelik karar verme yönteminden yararlanılır. Önceki modelleri gerçekleştiren İranlı şirketlerde önerilen yaklaşımlar da uygulanmış ve hibrit yaklaşım yardımı ile konsolide edilebilmektedir.	14/5/2015
Financial Crises and Forecasting Failures. Finansal Krizler ve Tahmin Başarısızlıkları	Batchelor, Roy	Foresight: The International Journal of Applied Forecasting	Bu makalede finansal krizler ve tahmin başarısızlıkları tartışılmaktadır. ABD Hazinesi ve New York Federal Rezerv Bankası ile birlikte bir dizi küresel krizi yönetme deneyimine dayanarak yorumlanmaktadır.	Kış 2015
Essence and features forecasting financial enterprises.	Vyshnevska, Olga M.; Kolodii, Inna P.	Financial Space	Bu makalede finansal tahmin şirketinin özü ve önemi, işletmedeki tahminin ana aşamaları kanıtlanmış, işletmenin finansal riskini en aza indirmek için yönetim kararları üzerindeki öncelikli etki faktörleri belirlenmiştir.	2015

Finansal işletmeleri tahmin etmenin özü ve özellikleri.				
Financial future prospect investigation using bankruptcy forecasting models in Hungarian meat processing industry. Macar et işleme endüstrisinde iflas tahmin modellerini kullanarak finansal gelecek beklentisi araştırması.	Pető, Dalma; Rózsa, Andrea	Annals of the University of Oradea, Economic Science Series	Bu makalenin başlıca araştırma konusu Macar et işleme sektörünün önde gelen firmalarının likidite kriterleri açısından analizidir. Finansal göstergeler ve birkaç önemli iflas tahmin modeli uygulayarak incelenmiştir. İş başarısızlığı modellerinin sunumu ve değerlendirilmesi üzerinde durulmuştur. 2010-2013 aralığına ilişkin faaliyet raporlarına dayanarak, önde gelen et işleme şirketlerinin finansal durumu araştırılmıştır. Sermaye yapısı, likidite ve kârlılığa ilişkin kapsamlı ve karşılaştırmalı bir analiz yapılarak riskli süreçler ve iflas olasılığı yüksek şirketler tespit edilmiştir. Son olarak, üç geleneksel iflas tahmin modelinin (Altman, Springate ve Fulmer) ve dört modern modelin (DA, LR, endüstriyel DA ve endüstriyel LR) sonuçları gösterilerek değerlendirilmiştir.	2015
Financial Crises and Forecasting Failures. Finansal Krizler ve Tahmin Başarısızlıkları.	Batchelor, Roy	Foresight: The International Journal of Applied Forecasting	Bu makale, 2007-2009 yılları arasındaki küresel finansal krizleri inceleyen Uluslararası Para Fonu (IMF) "Finansal Krizler: Nedenler, Sonuçlar ve Politika Yanıtları" raporuna odaklanmaktadır. IMF'nin ani sermaye çıkışları, borç krizleri ve bankacılık krizleri de dahil olmak üzere belirlediği dört tür finansal krizden bahsetmektedir. Rapordan elde edilen genel izlenim olarak yetkililerin finans sektörüne müdahalelerinde daha hızlı ve yaratıcı olabilecekleri belirtilmektedir.	Kış 2015
Finansal Tablolardaki Hile Riskinin Tahmin Edilmesinde Karma Modellerin Nispi Başarısı Üzerine Karşılaştırmalı Bir Analiz	Mustafa Uğurlu; Şerafettin Sevim	Gaziantep Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi	Bu makalenin temel amacı, finansal tablolardaki hile riskinin tahmin edilmesinde kullanılan modellerin nispi başarılarını, literatürdeki bulgulara dayalı olarak ortaya koymaktır. Çalışma sonucunda finansal tablo hilelerinin tahmin edilmesinde belirleyici değişkenlerin farklılıklar içerdiği ve literatürde bu konuda bir fikir birliğinin olmadığı tespit edilmiştir. Ayrıca hileli finansal tabloların tahmininde yapay sinir ağları modellerinin, diğer modellerden daha başarılı tahminde bulunduğu sonucuna ulaşılmıştır.	2015
Forecasting Financial Extremes: A Network Degree	Yan, Wanfeng; van Tuyll van	PLoS ONE	Açgözlülük veya korku yatırımcılara hızla yayılır. Bu, çoban etkisi olarak bilinir ve genellikle hisse senedi fiyatlarının hızlı bir şekilde hareket	9/4/2015

Measure of Super-Exponential Growth. Finansal Aşırılıkları Tahmin Etmek: Süper Üstel Büyümenin Bir Ağ Derecesi Ölçüsü.	Serooskerken, Edgar		etmesine neden olur. Bu tür piyasa rejimleri sırasında, hisse senedi fiyatları üstel bir oranda değişir ve normalde önceki aşırı tepkiyi düzelten bir eğilim tersine çevrilir. Bu makalede, fiyat zaman serilerinden üretilen fiyat ağının derecesi ölçülerek, hisse senedi fiyatlarının üstel büyümesinin büyüklüğünü ölçmek için bir gösterge oluşturulmaktadır. On iki büyük uluslararası hisse senedi endeksi araştırılmıştır. Hata diyagramını oluşturmak için kullanılan parametreleri değiştirerek, tahmin gücünün çok sağlam olduğu gösterilmiştir. Yeni gösterge, LPPL örüntü tanıma göstergesinden daha iyi bir performansa sahiptir.	
Forecasting financial market activity using a semiparametric fractionally integrated Log-ACD. Yarı parametrik kesirli entegre Log-ACD kullanarak finansal piyasa aktivitesini tahmin etme.	Feng, Yuanhua; Zhou, Chen	International Journal of Forecasting	Bu makale, kesirli olarak bütünleştirilmiş bir Log-ACD (FI-Log-ACD) ve yarı parametrik uzantısına (Yarı-FI-Log-ACD) dayanan yüksek frekanslı verilerden toplanan farklı negatif olmayan finansal zaman serilerinde uzun belleğin ve düzgün bir ölçek fonksiyonunun modellenmesini ve tahmin edilmesini ele almaktadır. Sabit bir FI-Log-ACD çözeltisinin varlığı ve log-normal varsayımı altındaki özellikleri için gerekli ve yeterli koşullar ayrıntılı olarak incelenmiştir. Log-dönüştürülmüş verilerde ve orijinal işlemde bu miktarlar için tahmin aralıkları log-normal varsayımı altında hesaplanır. Son olarak, gerçekleşen oynaklık, işlem hacimleri ve diğer veri kümelerine yapılan uygulamalar, teklifin pratikte çok iyi çalıştığını göstermektedir.	Nisan 2015
Forecasting financial products acquisition via dynamic segmentation. Dinamik segmentasyon yoluyla finansal ürün edinimini tahmin etme.	Bassi, Francesca	International Journal of Market Research	Kümeleme teknikleri arasında, sonlu karışım modelleri, geleneksel yöntemlere göre çeşitli avantajları olan bir segmentasyon yöntemi olarak tanınmıştır. Dinamik segmentasyon, tüketicilerin ihtiyaçları ve ürün seçimlerindeki dinamikler nedeniyle durağan segmentleri üstlenmenin gerçekçi olmadığı birçok pazarda kilit öneme sahiptir. Bu makalede, İtalyan hane halklarını finansal ürün mülkiyetine referansla dinamik olarak segmentlere ayırmak için bir karışım gizli sınıf Markov modeli önerilmiştir. Karışım yaklaşımı, müşterilerin referans pazardaki davranışlarını tahmin etme kabiliyeti açısından standart olanla karşılaştırılmıştır.	2015

Forecasting using DSGE models with financial frictions. Finansal sürtünmeli DSGE modellerini kullanarak tahmin.	Kolasa, Marcin; Rubaszek, Michał	International Journal of Forecasting	Bu makale, DSGE modellerinden elde edilen tahminlerin kalitesini finansal sürtünmeli ve sürtünmesiz olarak karşılaştırmaktadır. Finansal piyasa kusurlarının muhasebeleştirilmesinin, kriz dışı zamanlarda nokta tahminlerinin doğruluğunda tekdüze bir iyileşmeye yol açmadığını, ortalama yoğunluk tahmininin kalitesinin gerçekten bozulduğu görülmektedir. Buna karşılık, konut piyasasındaki sürtüşmelerin eklenmesi, finansal kargaşa dönemlerinde hem sürtünmesiz ölçütü hem de kurumsal sektördeki finansal sürtüşmeleri içeren alternatifi geride bırakarak çok yararlı olduğunu kanıtlamaktadır.	Ocak 2015
Integrating emd, chaos-based neural network and psr for financial time series forecasting. Finansal zaman serilerini tahmin etmek için emd, kaos tabanlı sinir ağı ve psr entegresi	Heng-Li Yang; Han-Chou Lin	Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research	Sermaye piyasası araştırmalarında, hisse senedi veya endeks fiyatlarının kaotik doğası nedeniyle tahmin edilmesi çok zordur. Kaotik zaman serileri için, dinamik sistemin gizlediği bilgileri ve özellikleri zaman serilerinden çıkarmak için, çekici rekonstrüksiyonuna dayanan PSR (Faz Uzayı Rekonstrüksiyonu) yöntemlerinin tahmin teknikleri kullanılabilir. Bununla birlikte, zaman serilerinin deterministik yapısını maskeleyebilecek veya taklit edebilecek gürültünün varlığı, sahte sonuçlara yol açabilir. Bu çalışmada, bu tür doğrusal olmayan ve durağan olmayan verileri analiz etmek için EMD (Ampirik Mod Ayrışması) özel olarak geliştirilmiştir. Bu nedenle, bu çalışmanın en önemlisi, parçacık sürüsü optimizasyonu ile optimize edilmiş PSR, EMD ve NN tekniklerini, hisse senedi endeksinin tahmin edilme doğruluğunu artırma girişimlerine entegre etmektir. Metodolojinin etkinliği, Nasdaq Bileşik Endeksi (NASDAQ) için rastgele yürüyüş modelini karşılaştıran deneylerle doğrulandı. Sonuçlar, önerilen PSR-EMD-NNPSO modelinin hisse senedi endeksinin en iyi tahminini sağladığını göstermektedir.	2015
MIST ülkeleri finansal baskı endekslerinin yapay sinir ağları ve box-jenkıns yöntemleriyle tahmin edilerek finansal krizlerin öngörülmesi	Burçay Yaşar Akçali	Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi	Bu araştırma, geçmişte yaşanan krizleri analiz ederek MIST ülkelerindeki krizi tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Bu araştırmada finansal kriz Finansal Baskı Endeksi (FPI) ile tanımlanmış ve bu endeksin geçmiş değerleri analiz edilerek kriz tahmin edilmeye çalışılmıştır. Gelecekteki değerler geçmiş değerler kullanılarak tahmin edilmiş, Box Jenkins ve ANN modellerinin uygulanmasıyla kriz oluşma olasılığı tahmin edilmiştir. Analizlerde kullanılan veriler aylık değerlerden oluşmakta ve Box Jenkins ve ANN modellerinden elde edilen geçmiş FPI sonuçları ile yapılan tahminde, gelecekteki endeks değerleri MIST ülkeleri için eşik değerlerden	2015

			çok daha düşük bulunmuştur. Bu sonuç, Aralık 2014-Mart 2015 tarihleri arasında krizin yaşanmasının oldukça düşük olduğunu göstermiştir.	
On the Difficulty of Measuring Forecasting Skill in Financial Markets. Finansal Piyasalarda Tahmin Becerisini Ölçmenin Zorluğu üzerine.	Satchell, Stephen E.; Williams, Oliver J.	Journal of Forecasting	Tahminler ve fiili getiriler arasındaki korelasyonun kullanımı literatürde yaygındır ve genellikle yatırımcıların becerilerinin bir ölçümü olarak kullanılır. Bunun önemli bir uygulaması bilgi katsayısı (IC) kavramıdır. IC sadece analistleri ve fon yöneticilerini değerlendirmek için bir araç olarak kullanılamaz, aynı zamanda varlık tahsisi ve portföy oluşturma sürecinde de önemli bir parametreyi temsil eder. Bu makalede IC'nin geleneksel ampirik ölçümlerinin son derece yanıltıcı olabileceği makul koşullar gösterilmektedir. Genel bir denge ortamında IC'nin daha iyi anlaşılmasının, rafine portföy karar verme sürecine ve performansın daha bilgilendirici analizine yol açabileceği önerilmektedir.	Mart 2015
Recurrent support vector regression for a non-linear ARMA model with applications to forecasting financial returns. Finansal getirileri tahmin etmeye yönelik uygulamalara sahip doğrusal olmayan bir ARMA modeli için tekrarlayan destek vektör regresyonu.	Chen, Shiyi; Jeong, Kiho; Härdle, Wolfgang	Computational Statistics	Bu makale, doğrusal olmayan ARMA modeline dayalı simüle edilmiş verileri ve finansal getirilerin gerçek verilerini tahmin etmek için tekrarlayan bir destek vektör regresyonu (SVR) prosedürü önermektedir. ARMA modeli olarak tekrarlayan SVR tahmin yeteneği beş rekabet modeli ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, bir adım ileriye dönük tahmin için, tekrarlayan SVR modelinin, hem büyüklük hem de dönüm noktalarını tahmin etmede kıyaslama modellerinden tutarlı bir şekilde daha iyi olduğunu ve normal ileriye dönük SVR'nin aksine tahmin performansını istatistiksel olarak iyileştirdiğini ortaya koymaktadır.	Eylül 2015
Testing the Out-of-Sample Forecasting Ability of a Financial Conditions Index for South Africa. Güney Afrika için bir Finansal Koşullar Endeksinin Örnek	Thompson, Kirsten; van Eyden, Reneé; Gupta, Rangan	Emerging Markets Finance & Trade	Finansal istikrarsızlığın dünya ekonomisi için önemi, 2007-8 küresel finansal krizinden bu yana ciddi bir şekilde gösterilmiş ve finansal koşulların daha iyi anlaşılması gereğinin altını çizmiştir. Güney Afrika için on altı finansal değişkenden oluşan bir finansal koşullar endeksi (FCI) göz önünde bulundurularak FCI çıktı büyümesi, enflasyon ve faiz oranlarının temel makroekonomik değişkenlerini tahmin etmede bireysel finansal bileşenlerinden daha iyi performans gösterip göstermediği test edilmiştir. İki örneklem dışı tahmin kümesi elde edilmiştir—biri kıyaslama otoregresif (AR) modelinden, diğeri ise her seferinde bir finansal değişken	Mayıs / Haziran 2015

Dışı Tahmin Kabiliyetinin Test Edilmesi.			içeren iç içe otoregresif dağıtılmış gecikme (ARDL) modelinden. Bu tahmini kapsayan kavram, veri madenciliğini kontrol ederken, bu finansal değişkenlerin yanı sıra FCI'nin örnek dışı tahmin yeteneğini incelemek için kullanılabilir.	
The incomes and expenditures budget: the main tool for forecasting and pursuit the equilibrated financial standing of the company. Gelir ve gider bütçesi: şirketin dengelenmiş finansal durumunu tahmin etmek ve takip etmek için ana araç.	Guță, Anca Jarmila	Annals of the University of Petrosani Economics	Bu makale, gelir ve gider bütçesinin, bir şirketin dengelenmiş finansal durumunu öngörme ve takip etmede temel araç olarak rolüne ilişkin temel konuları açıklığa kavuşturmayı amaçlamaktadır. Bu kapsamda ulaşılması gereken temel hedefler, gelir ve gider bütçesi ile içeriği ve yapısı ile bir şirket içinde bu bütçede aldıkları temel formlar aracılığıyla sunulmaktadır.	2015
The perennial financial forecasting as a tool for predicting performance- -based budgeting. Performansa dayalı bütçelemeyi tahmin etmek için bir araç olarak çok yıllık finansal tahmin.	Jańczuk, Lech	Research Papers of the Wroclaw University of Economics	Çok yıllık finansal planlama ile performansa dayalı bütçeleme, kamu maliyesi sisteminin merkeziyetçiliği ve yerel yönetim birimlerinin özerkliğinin artırılması sürecinde, özellikle finansal açıdan kurumsal reformu tamamlamalıdır. Bu makale, yerel yönetim birimlerindeki bütçe prosedürü, uzun vadeli finansal tahmin, yerel yönetim birimlerinin düzenleyici otoritelerinin ve yürütme organlarının rolü ve bütçe planlamasında bölgesel muhasebe odası gibi konuları ele almaktadır.	2015
Volatility forecasting using financial statement information. Finansal tablo bilgilerini kullanarak volatilite tahmini.	Sridharan, Suhas A.	Accounting Review	Bu makale, finansal tablo bilgilerini piyasa hisse senedi oynaklık tahminleri tabanlı tahmin edip incelemektedir. Gerçekleşen oynaklığın muhasebeye dayalı itici güçlerini belirlemek için analitik bir çerçeve kullanılmıştır. Gelecekte gerçekleşen yüksek (düşük) oynaklığın göstergesi olan finansal tablo bilgisine sahip firmalarda uzun (kısa) pozisyon alan opsiyon bazlı bir ticaret stratejisine anormal getiriler belgelenmiştir. Bu sonuçlar, muhasebeye dayalı oynaklık faktörlerinin varyans riskinin yararlı göstergeleri olarak hizmet edebileceğini göstermektedir. Son olarak, muhasebeye dayalı temel bilgilerin tahmin	Eylül 2015

			modellerine dahil edilmesinin, yalnızca geçmişte gerçekleşen oynaklığa dayanan modellere göre daha düşük tahmin hataları sağladığı gösterilmektedir.	
A variational mode decomposition approach for analysis and forecasting of economic and financial time series. Ekonomik ve finansal zaman serilerinin analizi ve tahmini için bir varyasyonel mod ayrıştırma yaklaşımı.	Lahmiri, Salim	Expert Systems with Applications	Ampirik mod ayrışması (EMD), tahmin amacıyla ekonomik ve finansal zaman serilerini uyarlamalı olarak ayrıştırmak için başarıyla uygulanmıştır. Son zamanlarda, varyasyonel mod ayrışması (VMD), EMD'nin başarısız olduğu verilerde benzer frekansların tonlarını kolayca ayırmak için alternatif olarak önerilmiştir. Bu çalışmanın amacı, VMD ve genel regresyon sinir ağını (GRNN) bütünleştiren yeni bir zaman serisi tahmin modeli sunmaktır. Ortalama mutlak hata (MAE), ortalama mutlak yüzde hatası (MAPE) ve karesel hataların kök ortalaması (RMSE) temel alınarak, tahminden elde edilen analiz sonuçları, VMD tabanlı yöntemin rakip üç tahmin yaklaşımı üzerindeki üstünlüğünü göstermektedir. Pratik analiz sonuçları, VMD'nin ekonomik ve finansal zaman serilerinin analizi ve tahmini için etkili ve umut verici bir teknik olduğunu göstermektedir.	Ağustos 2016
Altman z-skor modelinin BIST şirketlerinin finansal başarısızlık riskinin tahmin edilmesinde uygulanması	İhsan KULALI	Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi	Finansal başarısızlığın mutlak ve ortak paylaşılan bir tanımı olmamasına rağmen, genel olarak tahmin modelleri iflasla ilişkilendirilmiştir. İflas, finansal başarısızlıktan çok bilanço ile ilgilidir. Bu makalede, Altman Z-Puanı olarak adlandırılan en çok tercih edilen finansal oranlara dayalı model değerlendirilmektedir. 2000-2013 döneminde BIST İstanbul'da kote edilen iflas eden firmalarla ilgili veri seti kullanılmıştır. Bu çalışmanın ampirik bulguları, Altman Z-Skor modelinin tahmin gücünün çok yüksek olduğunu doğrulamıştır.	2016
Applications of combined financial strategies based on universal adaptive forecasting. Evrensel uyarlamalı öngörüye dayalı birleşik finansal stratejilerin uygulamaları.	V'yugin, V.; Trunov, V.	Automation & Remote Control	Online adaptif tahmini bir algoritma zaman serisi olarak görülmektedir. Bu algoritmaya dayanarak, finansal piyasa için evrensel bir strateji tanımlanmıştır: böyle bir strateji, kararların sürekli olarak girdi bilgilerine bağlı kurallara dayalı olarak alındığı herhangi bir ticaret stratejisine kıyasla maksimum kâr sağlar. Riski azaltmak için, çeşitli finansal araçların aynı anda alım satımında, mevcut sermayenin algoritmasına göre uyarlanabilir şekilde yeniden dağıtılması gerçekleştirilmiştir. Çeşitli algoritmik ticaret stratejileri ile kombine bir oyunun varyasyonları önerilmiştir.	Ağustos 2016

Bridging the divide in financial market forecasting: machine learners vs. Financial economists. Finansal piyasa tahminindeki uçurumun köprülenmesi: öğrenen makineler finansal ekonomistlere karşı.	Hsu, Ming-Wei; Lessmann, Stefan; Sung, Ming-Chien; Ma, Tiejun; Johnson, Johnnie E.V.	Expert Systems with Applications	Finansal zaman serisi tahmini, makine öğrenme yöntemlerinin popüler bir uygulamasıdır. Önceki çalışmalar, gelişmiş tahmin yöntemlerinin finansal piyasalardaki fiyat değişikliklerini yüksek doğrulukla öngördüğünü ve bu tahminler üzerinden kâr elde edilebileceğini bildirmiştir. Bununla birlikte, finansal ekonomistler, fiyat öngörülebilirliğini ve kârlı ticaret fırsatlarını sorgulayan finansal piyasaların bilgi verimliliğine işaret etmektedir. Makalenin amacı bu çelişkiyi çözmektir. Bu amaçla, altı yıl boyunca otuz dört finansal endeksten elde edilen verilere dayanan kapsamlı bir tahmin simülasyonu gerçekleştirilmiştir. Bu simülasyonlar, en iyi makine öğrenme yöntemlerinin en iyi ekonometrik yöntemlerden daha doğru tahminler ürettiğini doğrulamaktadır. Makine öğrenimi tahmin deneylerinin öngörücü doğruluğunu etkileyen metodolojik faktörler de incelenmiştir. Sonuçlar, bir finansal piyasanın öngörülebilirliğinin ve kârlı model tabanlı ticaretin fizibilitesinin, piyasanın vadesinden, kullanılan tahmin yönteminden, tahminler ürettiği ufuktan ve modeli değerlendirmek ve model tabanlı ticareti simüle etmek için kullanılan metodolojiden önemli ölçüde etkilendiğini göstermektedir.	Kasım 2016
Discussion of 'Dynamic dependence networks: financial time series forecasting and portfolio decisions'. 'Dinamik bağımlılık ağları: finansal zaman serileri tahmini ve portföy kararları tartışması.	Hosking, J. R. M.	Applied Stochastic Models in Business & Industry	Bu makale, "Dinamik Bağımlılık Ağları: Finansal Zaman Serileri Tahmini ve Portföy Kararları" başlıklı makaleye ilişkin yorumlar sunmaktadır. Ele alınan konular arasında dinamik bağımlılık ağlarının ve çok regresyonlu dinamik modellerin ardındaki temel fikir, model seyrekliği için stokastik arama değişkeni seçimi ile Markov zinciri Monte Carlo'nun (MCMC) kullanımı ve seriler arasında bağımsız sabıkaların varsayımı yer almaktadır.	Mayıs / Haziran 2016
Dynamic dependence networks: Financial time series forecasting and portfolio decisions.	Zhao, Zoey Yi; Xie, Meng; West, Mike	Applied Stochastic Models in Business & Industry	Bu makalede finans endüstrisinde ve ilgili iş alanlarında stokastik dinamik modellerin kilit bir uygulama alanı olan zaman serilerinin Bayes tahmini tartışılmaktadır. Dinamik bağımlılık ağı modelleri teorisi, bireysel serilerin sıralı analiz için nasıl ayrıştırılabileceğini ve daha sonra uygulamalı tahmin ve karar analizi için nasıl telafi edilebileceğini göstermektedir. Ayrıştırma, tek tek tek değişkenli modellerde serilerin her birinin hızlı ve verimli bir şekilde analiz edilmesini sağlar; bunlar, seyrek bir temel grafik model	Mayıs / Haziran 2016

Dinamik bağımlılık ağları: Finansal zaman serileri tahmini ve portföy kararları.			tarafından tanımlanan teorik çok değişkenli bir uçuculuk yapısı aracılığıyla bağlanır. Hesaplamalı ilerlemeler, bu grafik modelini tanımlayan seriler arasındaki seyreklik kalıpları hakkındaki model belirsizliği ile bağlantılı olarak özellikle önemlidir. Kapsamlı ve ayrıntılı bir vaka çalışması, bu modellerin kullanımını ve elde edilebilecek tahmin ve finansal portföy yatırım kararlarındaki gelişmeleri göstermektedir. Hisse senedi endeksi ve emtia fiyatlarını kullanan vaka çalışması, çok günlük tahminlerin değerlendirilmesini ve çeşitli pratik fayda işlevlerine sahip Bayes portföy analizinin yanı sıra emtia ticareti danışmanı ölçütleriyle karşılaştırmaları içermektedir.	
Exponent back propagation neural network forecasting for financial cross-correlation relationship. Finansal çapraz korelasyon ilişkisi için üssel geri yayılım sinir ağı tahmini.	Mo, Haiyan; Wang, Jun; Niu, Hongli	Expert Systems with Applications	İki finansal zaman serisi arasındaki çapraz korelasyonları tahmin etmek için geliştirilmiş bir sinir ağı geliştirilmiştir. Veri seti büyük dalgalanmaları yakalamak için, (EBPNN) geri yayılma Yapay Sinir Ağı ile sunulan ve aynı zamanda giriş vektörünün üstel tür fonksiyonu ve ilgili yeni ağırlık vektörü arasındaki nokta ürünü ekleyerek işlenmiştir. Önerilen tahmin modeli, sinir ağının aktivasyon fonksiyonunu iyileştirmektedir ve belirli girdi ve çıktı değişkenleriyle çapraz korelasyon tahminine bir yaklaşım getirmektedir. Ampirik sonuçlar, EBPNN'nin tahmin hassasiyetini arttırmada avantajlı olduğunu göstermektedir.	Temmuz 2016
Financial time series forecasting using rough sets with time-weighted rule voting. Zaman ağırlıklı kural oylaması ile kaba kümeler kullanarak finansal zaman serileri tahmini.	Podsiadlo, Mariusz; Rybinski, Henryk	Expert Systems with Applications	Bu makale, finansal zaman serileri için kârlı eğilim tahmin modelleri oluşturmada kaba kümelerin fizibilitesini deneysel olarak araştırmaktadır. Uzun zaman serileri için karar sürecini iyileştirmek amacıyla, bilgi yaşlanmasını hesaba katan yeni bir zaman ağırlıklı kural oylama yöntemi önerilmektedir. Deneyler, birden fazla borsa endeksinin piyasa verileri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Önerilen kaba takım modellerinin sınıflandırma verimliliği ve finansal performansı doğrulandı ve destek vektör makineleri modelleri ve referans finansal endekslerinkiyle karşılaştırıldı. Sonuçlar, zaman ağırlıklı kural oylaması ile kaba kümeler yaklaşımının klasik kaba kümelerden daha iyi performans gösterdiğini ve vektör makineleri karar sistemlerini desteklediğini ve satın alma ve bekletme stratejisine kıyasla kârlı olduğunu göstermiştir. Ek olarak, değişken hassasiyetli kaba kümelerin kullanılmasıyla, üretilen ticaret sinyallerinin etkinliği daha da geliştirilmiştir.	Aralık 2016

Forecasting medium term output financial flows of insurance companies in the Republic of Belarus. Belarus Cumhuriyeti'ndeki sigorta şirketlerinin orta vadeli çıktı finansal akışlarını tahmin etmek.	Paientko, T. V.; Veresubova, T. A.	Practical Science Edition "Independent Auditor"	Bu makale, sigorta şirketlerinin çıktı finansal akışlarını tahmin etme sorunlarını ele almaktadır. Makalenin konusu, post-sosyalist ülkelerdeki sigorta piyasalarının niteliği nedeniyle önemlidir. Makale, Belarus'taki orta vadede sigorta şirketlerinin çıktı finansal akışlarını tahmin etme yöntemlerini incelemeyi amaçlamaktadır. Sigorta şirketlerine uygulanan güçlü hükümet kısıtlamaları karşı üretken olmuştur. Finansal akışların ilk tahmininin, yatırım geliri de dahil olmak üzere tüm nakit makbuzlarına dayanması gerektiği kanıtlanmıştır. Belarus sigorta şirketleri için ekonomik kalkınmanın bugünkü aşamasında en uygun tahmin yöntemlerinin değiştirilmiş normatif ve korelasyon ve regresyon yöntemleri olduğu bulunmuştur.	2016
Forecasting of time-series for financial markets. Finansal piyasalar için zaman serilerinin tahmini.	Magenreuter, Reinhard	Mathematics & Informatics	Genel olarak zaman serilerini analiz eden ve özellikle finansal piyasalar için zaman serilerini tahmin eden dört temelden biri Kaos Teorisidir. Dört temel şunlardır: Kaos teorisi, Bulanık mantık, Sinir ağları ve Genetik algoritmalar. Her yöntemin kendisi güçlü bir analitik araç olmasına rağmen, bu makale bunları tüm yöntemlerin etkileşime girdiği ve umut verici sonuçlara yol açtığı hibrit bir analitik ve analiz aracıyla birleştirmeyi önermektedir.	2016
Forecasting Based on Decomposed Financial Return Series: A Wavelet Analysis. Ayrıştırılmış Finansal Getiri Serilerine Dayalı Tahmin: Dalgacık Analizi.	Berger, Theo	Journal of Forecasting	Bu makalede kısa vadeli gürültüyü uzun vadeli eğilimlerden ayırmak ve her bir frekansın risk altındaki değer (var) tahminine uygunluğunu değerlendirmek için dalgacık ayrışması yoluyla finansal getiri serileri frekans ve zaman alanına dönüştürülmektedir. Ayrıca, finansal varlıklar sakin ve karışık piyasa zamanlarında analiz edildiğinde günlük %95 VaR tahminlerinin temel olarak kısa vadeli bilgileri içeren ilk ölçeklerin yakaladığı oynaklıktan kaynaklandığını gösterirken, %99 Var'ı yeterince tahmin etmek için daha fazla zaman ölçeğine ihtiyaç duyulduğu gösterilmektedir. Sonuç olarak, ayrışmalarla bağlantılı bireysel zaman ölçekleri, mevcut tüm bilgileri içeren klasik parametrik VaR yaklaşımlarından daha iyi performans göstermektedir.	Ağustos 2016

Forecasting financial time series using a methodology based on autoregressive integrated moving average and Taylor expansion. Otoregresif entegre hareketli ortalama ve Taylor genişlemesine dayalı bir metodoloji kullanarak finansal zaman serilerini tahmin etmek.	Zhang, Guisheng; Zhang, Xindong; Feng, Hongyinping	Expert Systems	Finansal zaman serisi tahmini doğal karmaşıklığı nedeniyle en zor işlerden biri olarak kabul edilir ve (SVM) otoregresif entegre hareketli ortalama ve destek vektör makinesi içeren hibrid tahmin modeli yaygın olarak zaman serisi tahminlerinde uygulanır. Ancak SVM modeli, zaman serilerindeki farklı veri noktaları arasındaki zaman korelasyonu bilgisini dikkate almaz ve bu da SVM'nin gerçek uygulamadaki öğrenme verimliliğini etkiler. Bu kısıtlamanın üstesinden gelmek için, bu makale Taylor Genişleme Tahmin modelini SVM'ye alternatif olarak önermekte ve finansal zaman serisi verilerine yönelik kapsamlı tahmin kapasitesini gürültü ile kullanmak için otoregresif entegre hareketli ortalama ve Taylor Genişleme Tahminini birleştirerek yeni bir hibrit metodoloji geliştirmektedir. Gelecekteki çeşitli emtia fiyatlarında elde edilen hem teorik kanıt hem de ampirik sonuçlar, önerilen hibrit modelin tahmin doğruluğunu büyük ölçüde artırdığını göstermektedir.	Ekim 2016
Misbehaviour in Forecasting Financial Markets. Finansal Piyasaları Tahmin Etmede Yanlış Davranış.	Batchelor, Roy	Foresight: The International Journal of Applied Forecasting	Bu makale, finansal piyasalarda fiyat tahminini etkileyen faktörleri tartışmaktadır. Keşfedilmeyi bekleyen konular arasında konsensüs tahmini, ekonomistler, mali tüccarlar arasında tahmin önyargıları, Harry Markowitz, Merton Miller ve William Sharpe tarafından geliştirilen maliye teorisi, temel mali piyasa öngörülerinin gelişmesine neden olan hisse değerleme olayları ve sonuçları bulunmaktadır.	Bahar 2016
Modeling and forecasting with financial duration data using non-linear model. Doğrusal olmayan modeli kullanarak finansal süre verileriyle modelleme ve tahmin etme.	Pooi Ah-Hin; Ng Kok-Haur; Soo Huei-Ching	Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research	Otoregresif koşullu süre (ACD) modelleri sınıfı, ekonomi ve finans alanındaki süre verilerinin modellenmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Bu makale, sürenin ilk dört anının geçmiş bilgi değişkenlerine doğrusal olmayan bir şekilde bağlı olmasını sağlayan doğrusal olmayan bir model sunmaktadır. Önerilen model, IBM hissesinin art arda beş işlem gününde 3534 işlem süresiyle verilen verilere uyarlanmıştır. Modelin, örnek içi ve örnek dışı ortalama kare tahmin hataları ve ortalama mutlak tahmin sapmaları açısından Weibull ACD modeliyle karşılaştırılabilir olduğu bulunmuştur.	2016

On the Applicability of the Random Walk Model with Stable Steps for Forecasting the Dynamics of Prices of Financial Tools in the Russian Market. Rusya Pazarındaki Finansal Araçların Fiyatlarının Dinamiklerini Tahmin Etmek için İstikrarlı Adımlarla Rastgele Yürüyüş Modelinin Uygulanabilirliği üzerine.	Tregub, I.	Journal of Mathematical Sciences	Bu çalışma, rastgele yürüyüş modelini ve fiyat değişimlerinin sonsuz varyansı olan istikrarlı dağılımları kullanarak değişim araçlarının fiyatlarının dinamiklerinin incelenmesine ayrılmıştır. Bu, simülasyon modelinin öngörücü kalitesini önemli ölçüde iyileştirmeye olanak tanır.	Ağustos 2016
'Dynamic dependence networks: Financial time series forecasting and portfolio decisions'. 'Dinamik bağımlılık ağları: Finansal zaman serileri tahmini ve portföy kararlarına yeniden katılma	Zhao, Zoey; Xie, Meng; West, Mike	Applied Stochastic Models in Business & Industry	Bu makale, "Dinamik Bağımlılık Ağları: Finansal Zaman Serileri Tahmini ve Portföy Kararları" başlıklı makaleyle ilgili yorumlara yanıt sunmaktadır. Ele alınan konular arasında, modelin seri sıralamanın seçimine bağımlılığı, sıralamanın tahminlere ve tahminlere dayalı kararlara ilgisizliği ve çok değişkenli zaman serisi yapısının faktör modellemesine ilişkin sorgulama yer almaktadır.	Mayıs / Haziran 2016
The Macro Forecasting Record of the Indonesian Financial Authorities, 2004–15. Endonezya Mali Makamlarının Makro Tahmin Kaydı, 2004-15.	Kenward, Lloyd R.	Bulletin of Indonesian Economic Studies	Finansal otoritelerin makroekonomik etkinliğinin ön koşulu, ekonomik koşulları makul bir doğrulukla öngörme kapasitesidir. Bu makale, Bank Indonesia (merkez bankası) ve Endonezya Maliye Bakanlığı'nın son on yılda reel GSYİH büyümesini ve tüketici enflasyonunu tahmin etmedeki performansını analiz etmektedir. Tahminlerinin kalitesini uluslararası kurumlarınkilerle karşılaştırmaktadır ve karşılaştırılabilirliği en üst düzeye çıkarmak için bu tahminlerin zamanlamasını hizalamaktadır. Enflasyon ve büyüme tahminlerinde iyimser bir önyargıya dair hafif göstergeler vardır ve tüm kurumlar büyüme yavaşlamalarını kaçırma eğilimindedir. Sonuçlar, Endonezya'da yakın vadeli makro istikrar için maliye politikasının değeri konusunda şüphelere yol açıyor. Benzer şekilde, enflasyonu tahmin etmede geniş bir belirsizlik yelpazesi, en az bir yıl	Aralık 2016

			öncesinde enflasyon hedeflemesi için para politikasının kullanılmasını zorlaştırmaktadır.	
An Evolutionary Method for Financial Forecasting in Microscopic High-Speed Trading Environment. Mikroskobik Yüksek Hızlı Ticaret Ortamında Finansal Tahmin için Evrimsel bir Yöntem.	Huang CF; Li HC	Computational intelligence and neuroscience	Günümüzde finansal uygulamalarda bilgi teknolojisinin ilerlemesi, bilgisayar algoritmaları tarafından verilen ani karar alma ve eylemleri tetikleyen hızlı piyasa odaklı olaylara yol açmıştır. Sonuç olarak, günümüz piyasaları, ticaret sistemlerinin vd.ne eskisinden çok daha hızlı bir şekilde yanıt verdiği son derece dinamik bir ortamda yoğun bir faaliyet göstermektedir. Bu yeni teknoloji türü, finansal piyasalardaki faaliyetlerin önemli bir bölümünü oluşturan ve araştırmacılara geleneksel düşük hızlı ticaret ortamlarında bulunmayan zengin bir bilgi sunan yüksek hızlı ticaret stratejilerinin uygulanmasını içerir. Bu çalışmada, mikroskobik düzeyde hisse senetlerinin fiyat verilerini kullanarak yüksek hızlı ticaret araştırmalarına ışık tutmak için uygulanabilir hesaplama zekâsı metodolojileri, özellikle genetik algoritmalar (GA) geliştirmek amaçlanmıştır. Ampirik sonuçlar, önerilen GA tabanlı sistemin fiyat hareketi için tahminin doğruluğunu önemli ölçüde artırabileceğini göstermektedir ve bu GA tabanlı metodolojinin, yüksek hızlı ticaret ve diğer ilgili finansal uygulamalar için mevcut araştırma durumunu ilerletmesi beklenmektedir.	2017
Are Daily Financial Data Useful for Forecasting GDP? Evidence from Mexico. Günlük Finansal Veriler Gayri Safi Yurt İçi Hasılayı Tahmin Etmek için Yararlı mıdır? Meksika'dan kanıtlar.	Gómez-Zamudio, Luis M.; Ibarra, Raúl	Economia	Bu makale, Meksika için üç aylık GSYİH'nın kısa vadeli tahminlerini iyileştirmek için yüksek frekanslarda örneklenen finansal verilerin kullanımını değerlendirmektedir. Model, hem üç aylık hem de günlük örnekleme frekanslarını kullanır. Özellikle, çoklu frekans problemiyle başa çıkmak için karma veri örneklemesi (MIDAS) regresyon modeli kullanılmaktadır. 392 günlük finansal seriyi içeren bir veri setinde yer alan bilgileri özetlemek için faktör analizi ve tahmin kombinasyon teknikleri kullanılır. Bulgular, günlük finansal verileri içeren MIDAS modelinin, yalnızca üç aylık makroekonomik verilere veya ortalama günlük sıklık verilerine dayanan geleneksel modellere göre üç aylık GSYİH büyüme tahminlerinde iyileşmelere yol açtığını göstermektedir. Kanıtlar, bu metodolojinin gelişmiş ülkelerinkine göre daha yüksek oynaklığına rağmen Meksika GSYİH ‘sına ilişkin tahminleri geliştirdiğini göstermektedir.	Bahar 2017

Behavioural Economics Approach: Using Investors Sentiment Indicator for Financial Markets Forecasting. Davranışsal Ekonomi Yaklaşımı: Finansal Piyasaları Tahmin Etmek için Yatırımcı Duyarlılığı Göstergesinin Kullanılması.	Liutvinavičius, Marius; Zubova, Jelena; Sakalauskas, Virgilijus	Baltic Journal of Modern Computing	Bu araştırma, finansal piyasalardaki anormal durumların tahminine odaklanmaktadır. İrrasyonel davranış faktörünü ortadan kaldırmak ve kârı artırmak için yatırımcıların duygu göstergesinin kullanılıp kullanılamayacağını araştırır. Finansal kriz tahmini için mevcut modellere genel bakış bu makalede sunulmuştur. Finansal ve duygu temelli göstergeler gözden geçirilir ve her iki göstergenin genel sınıflandırması önerilmektedir. Yatırımcıların duygu göstergesini farklı stratejilerle birlikte kullanma metodolojisi sunulmuştur. Önerilen yöntemi test etmek için farklı finansal araçlara yapılan yatırımın simülasyonu kullanılmıştır. Sonuçlar, duygu temelli göstergenin yatırımların zarar görmesini başarılı bir şekilde önleyebileceğini göstermektedir.	2017
Forecasting aggregate stock market volatility using financial and macroeconomic predictors: Which models forecast best, when and why? Finansal ve makroekonomik belirleyicileri kullanarak toplam borsa oynaklığını tahmin etme: Hangi modeller en iyi, ne zaman ve neden tahmin eder?	Nonejad, Nima	Journal of Empirical Finance	Bu makale, kapsamlı bir Bayes modeli ortalama çerçevesindeki finansal ve makroekonomik belirleyicileri kullanarak toplam borsa oynaklığını tahmin etme konusunu gözden geçirmektedir. Volatilite tahminlerini kaçınılmaz olarak etkileyen parametre istikrarsızlığı ve model belirsizliği ele alınmaktadır. 1926'dan 2010'a kadar aylık oynaklığa uygulandığında, zamana göre değişen regresyon katsayıları ile ortalama Bayes modelinin rakip yaklaşımlara kıyasla çok rekabetçi yoğunluk ve puan tahminlerinde mütevazı gelişmeler sağladığı görülmektedir.	Haziran 2017
Forecasting Financial Time Series with Grammar-Guided Feature Generation. Dilbilgisi Güdümlü Özellik Üretimi ile Finansal Zaman Serilerini Tahmin Etme.	Silva, Anthony Mihirana; Davis, Richard I. A.; Pasha, Syed A.; Leong, Philip H. W.	Computational Intelligence	Finansal zaman serilerini tahmin etmek için makine öğrenme tekniklerinin uygulanması yeni bir gelişme değildir, ancak zaman serilerinin doğrusal olmayan ve durağan olmayan doğası ile daha da kötüleşen sorunun zorluğu nedeniyle büyük ilgi görmeye devam etmektedir. Makine öğrenimi tekniklerinin tahmin doğruluğunu geliştirmek için uygun bir özellik kümesinin seçimi çok önemlidir. Bu makalede, bağlamsız dilbilgileri kullanarak zengin özellikler oluşturmak için sistematik bir yol önerilmektedir. Önerilen metodoloji, iyi bilinen bazı göstergelere kıyasla tahminleri sürekli iyileştiren yeni teknik göstergeler için potansiyel adayları belirlemektedir. Dilbilgisi ailelerinin zengin bir özellik sınıfı oluşturmak için kompakt bir temsil olarak kavramından yararlanılır ve	Mayıs 2017

			uygulama konuları ayrıntılı olarak tartışılır. Önerilen metodoloji, büyük borsa endekslerinin kapanış fiyatı verileri üzerinde test edilmekte ve tahmin performansı bazı standart tekniklerle karşılaştırılmaktadır. Standart teknik göstergeler ve naif yaklaşımlar kullanılarak geleneksel yaklaşımla bir karşılaştırma gösterilmiştir.	
Forecasting stochastic neural network based on financial empirical mode decomposition. Finansal ampirik mod ayrışmasına dayalı stokastik sinir ağını tahmin etmek.	Wang J; Wang J	Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society	Hisse senedi fiyatlarındaki dalgalanmaların tahmin doğruluğunu artırmak amacıyla, bu çalışmada ampirik mod ayrışmasını (EMD) stokastik zaman gücü sinir ağı (STNN) ile birleştiren yeni bir model geliştirilmiştir. EMD, bir seriye gömülü tüm salınım modlarını çıkarmak için tanıtılan bir işleme tekniğidir ve STNN modeli, geçmiş verilerin oluşma zamanının ağırlığını dikkate almak için oluşturulmuştur. Doğrusal regresyon, önerilen modelin öngörücü kullanılabilirliğini gerçekleştirir. Ayrıca, gerçek hisse senedi endeksi serilerinin tahmin edilen sonuçlarını ölçmek için yeni bir değerlendirilmiş yöntem (q-order çok ölçekli karmaşıklık değişmez mesafe) uygulanır ve ampirik sonuçlar, önerilen modelin borsa dalgalanmalarını tahmin etmede gerçekten iyi bir performans gösterdiğini göstermektedir.	2017 Jun
Heuristic procedures for improving the predictability of a genetic programming financial forecasting algorithm. Genetik programlama finansal tahmin algoritmasının öngörülebilirliğini geliştirmek için sezgisel prosedürler.	Kampouridis, Michael; Otero, Fernando	Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies & Applications	Finansal tahmin, hesaplamalı finansta önemli bir alandır. Evrimsel Dinamik Veri Yatırım Değerlendiricisi (EDDIE), bir dizi uluslararası finansal veri kümesine başarıyla uygulanan yerleşik bir genetik programlama (GP) finansal tahmin algoritmasıdır. Bu makalenin amacı, sezgisel yöntemleri aramaya dahil ederek algoritmanın öngörücü performansını daha da geliştirmektir. Sonuçlar, algoritmanın Eddie'nin önceki tüm sürümlerinden ve iyi bilinen C4.5 ve RİPPER algoritmalarından daha iyi performans göstermesini sağlayan buluşsal yöntemlerin uygulanmasının çok başarılı olduğunu göstermektedir. Algoritmanın, veri çoğunluğu karşısında anlamlı olarak yüksek oranda geri dönüş yapabildiği görülmektedir.	Ocak 2017
Modeling and forecasting persistent financial durations.	Žikeš, Filip; Baruník, Jozef; Shenai, Nikhil	Econometric Reviews	Bu makalede MSMD modelinin performansı, üç büyük döviz vadeli işlem sözleşmesinin fiyat sürelerine dayanan örnek dışı bir tahmin alıştırmasında rakip kısa ve uzun bellek süresi modelleriyle karşılaştırılmaktadır. Karşılaştırmanın sonuçları, MSMD ve Uzun Bellek Stokastik Süre	2017

Kalıcı finansal sürelerin modellenmesi ve tahmin edilmesi.			modelinin benzer performans gösterdiğini ve kısa bellek Otoregresif Koşullu Süre modellerinden üstün olduğunu göstermektedir.	
Multidimensional nearest neighbor model based on EEMD for financial time series forecasting. Çok boyutlu finansal zaman serilerini tahmin etmek için EEMD'ye dayanan en yakın komşu modeli.	Zhang, Ningning; Lin, Aijing; Shang, Pengjian	Physica A	Bu makalede, hisse senetlerinin kapanış fiyatını ve yüksek fiyatını aynı anda tahmin etmek için topluluk ampirik mod ayrışmasını (EEMD) çok boyutlu k-en yakın komşu modeliyle (MKNN) birleştiren iki aşamalı yeni bir metodoloji önerilmektedir. K-en yakın komşuların (KNN) değiştirilmiş algoritması, tüm alanların tahmininde giderek daha geniş bir uygulamaya sahiptir. EEMD ve MKNN avantajından yararlanarak, çok boyutlu k-en yakın komşu modeli (EEMD–MKNN) ile birlikte önerilen yeni topluluk ampirik mod ayrışması, kısa vadeli tahmin için yüksek öngörücü hassasiyete sahiptir. Sonuçlar, önerilen EEMD–MKNN modelinin EMD–KNN, KNN metodu ve ARIMA'dan daha yüksek bir tahmin hassasiyetine sahip olduğunu göstermektedir.	Temmuz 2017
Semi-parametric expected shortfall forecasting in financial markets. Finansal piyasalarda yarı parametrik beklenen eksiklik tahmini.	Gerlach, Richard; Chen, Cathy W. S.	Journal of Statistical Computation & Simulation	Bu makalede, Bayes tahmini için uyarlanabilir Markov zinciri Monte Carlo örnekleme şemaları geliştirilmiştir. Önerilen modeller, sekiz finansal getiri serisini tahmin eden ampirik bir çalışmada tercih edilmektedir: bir dizi rakip yönteme kıyasla daha doğru ES tahmininin kanıtı bulunurken, Bayes tahmini modelleri daha doğru olma eğilimindedir. Bununla birlikte, finansal kriz döneminde çoğu model kötü performans gösterirken, mevcut iki model en iyi performansı göstermektedir.	Nisan 2017
Spotting the Danger Zone: Forecasting Financial Crises With Classification Tree Ensembles and Many Predictors. Tehlike Bölgesini Tespit Etmek: Sınıflandırma Ağacı Toplulukları ve Birçok	Ward, Felix	Journal of Applied Econometrics	Bu makale bankacılık krizi tahmin literatürüne sınıflandırma ağacı topluluklarını (CTE'ler) tanıtmaktadır. CTE'lerin, en iyi uygulama erken uyarı sistemlerine göre örnek dışı tahmin performansını önemli ölçüde artırdığı gösterilmektedir. CTE'ler, politika yapıcıların krizlerin %80'ini doğru bir şekilde tahmin etmelerini ve %20'lik bir olasılıkla bir krizi yanlış tahmin etmelerini sağlar. Bu bulgular, uzun vadeli bir örneğe (1870-2011) ve neredeyse bilinen tüm sistemik bankacılık krizlerini kapsayan 1970 sonrası iki geniş örneğe dayanmaktadır. Tahmin performansındaki belirgin iyileşmenin, birçok sınıflandırma ağacının bir topluluk halinde	Mart 2017

Öngörücü ile Finansal Krizleri Tahmin Etmek.			birleştirilmesinden ve birçok öngörücünün kullanılmasından kaynaklandığı gösterilmektedir.	
Tax forecasting as part of a macro financial controlling system - the case of Ukraine. Makro finansal kontrol sisteminin bir parçası olarak vergi tahmini - Ukrayna örneği.	Paientko, Tetiana; Proskura, Kateryna	Zeszyty Teoretyczne Rachunkowosci	Ukrayna'daki mevcut tahmin ve vergi planlama sistemi, hükümetin ihtiyaçlarına yöneliktir, amacı istenen vergi geliri tutarlarını hesaplamaktır. Mali makamlar, vergi planlarını uygulamak için işletmelere idari baskı uygular. Ukrayna'da vergi tahmini, bu tür eylemlerin gelecekteki ekonomik çevre üzerindeki etkisini hesaba katmadan kısa vadeli hedeflere ulaşmaya odaklanan ve bu nedenle tahminlerin kalitesini olumsuz yönde etkileyen bir süreçtir. Bu makalenin amacı, makro finansal kontrol sisteminde vergi tahmini iyileştirme yönlerinin gerekçelendirilmesidir. Vergi tahmini unsurları ve planlama sistemi incelenir. Ukrayna Maliye Bakanlığı tarafından uygulanan başlıca vergi tahmin yöntemleri analiz edilmektedir. Ekonomik beklentileri dikkate alarak vergi tahmini metodolojisini iyileştirme ihtiyacı kanıtlanmıştır.	2017
The return of financial variables in forecasting GDP growth in the G-7. G-7'de GSYİH büyümesini tahmin etmede finansal değişkenlerin getirisi.	Kuosmanen, Petri; Vataja, Juuso	Economic Change & Restructuring	Finansal kriz ve ardından gelen devlet borç krizi birlikte mevcut ekonomik çevreyi derinden etkilemiştir. Bu çalışma, değişen ekonomik koşullar göz önünde bulundurularak finansal değişkenler ile reel ekonomik faaliyet arasındaki öngörücü ilişkiye ilişkin belirlenmiş stilize olguları ve önceki kanıtları yeniden incelemektedir. Bu makale, G-7 ülkelerinde reel GSYİH büyümesi için vadeli yayılımın, kısa vadeli faiz oranının ve hisse senedi getirilerinin öngörücü kabiliyetine odaklanmaktadır. Nominal finansal değişkenlerin öngörücü içeriğini gerçek finansal değişkenlerinkiyle karşılaştırır ve uygun finansal öngörü sayısını ve tahmin performansının zaman değişimlerini göz önünde bulundurur. Tahmin sonuçları, finansal değişkenlerin finansal krizden bu yana öngörücü güçlerini yeniden kazandıklarını açıkça göstermektedir. Ayrıca, bu çalışma reel finansal değişkenlerin nominal değişkenlerden üstün olduğunu ve GSYİH büyümesini tahmin etmek için çeşitli finansal göstergelerin kullanılmasının tercih edildiğini göstermektedir.	Ağustos 2017
The US Dollar/Euro Exchange Rate: Structural Modeling and Forecasting	Morana, Claudio	Journal of Forecasting	Bu makale, mevcut döviz kuru dalgalanmalarının temellere ilişkin beklentilerdeki mevcut ve gelecekteki revizyonların belirlendiğini öne süren döviz kuru belirleme varlık fiyatlandırma teorisi çerçevesinde ABD doları/Euro'nun belirleyicilerini incelemektedir. ABD doları/Euro Carhart	Aralık 2017

During the Recent Financial Crises. ABD Doları / Euro Döviz Kuru: Son Finansal Krizlerde Yapısal Modelleme ve Tahmin.			momentum koşullu korelasyonu (CCW) ile euro bölgesi iş döngüsü arasında istikrarlı bir ilişki olduğu görülmektedir. CCW, Haziran 2014'ten itibaren ekonomik koşullarda, borç krizinden kaynaklanan dağınık toparlanma ve yeni Yunan ödeme gücü krizinin ilkbahar sonu/yaz başında 2015'te patlamasıyla tutarlı olarak ilerici bir zayıflamaya işaret etmektedir.	
Adaboost-based long short-term memory ensemble learning approach for financial time series forecasting. Finansal zaman serilerini tahmin etmek için adaboost tabanlı uzun ve kısa süreli bellek topluluğu öğrenme yaklaşımı.	Yungao Wu; Jianwei Gao	Current Science (00113891)	Bu makalede AdaBoost algoritması ve uzun kısa süreli bellek (LSTM) ağını birleştiren finansal zaman serileri tahmini için karma bir topluluk öğrenme yaklaşımı önerilmektedir. İlk olarak, LSTM predictor, AdaBoost algoritması tarafından elde edilen eğitim örnekleri kullanılarak eğitilir. Daha sonra her LSTM öngörüsünün topluluk ağırlıklarını elde etmek için AdaBoost algoritması uygulanır. Tüm LSTM belirleyicilerinin tahmin sonuçları, nihai sonuçları üretmek için topluluk ağırlıkları kullanılarak birleştirilir. Model değerlendirmesi ve model Karşılaştırması için dört ana günlük döviz kuru veri seti ve iki borsa endeksi veri seti seçilmiştir. Ampirik çalışma, önerilen AdaBoost - LSTM topluluk öğrenme yaklaşımının hem düzey tahmin doğruluğu hem de yön tahmin doğruluğu açısından diğer tek tahmin modellerinden ve diğer topluluk öğrenme yaklaşımından daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Bu, AdaBoost-LSTM topluluğu öğrenme yaklaşımının finansal zaman oranları tahmini için oldukça umut verici olduğunu göstermektedir.	10/7/2018
Analysis, Monitoring and Forecasting Financial Stability. Finansal İstikrarın Analizi, İzlenmesi ve Tahmin Edilmesi.	Tyo, Alexsandr; Berezyuk, Valentina; Kogay, Galina; Ten, Tatyana; Gordova, Marina; Bulyga, Roman	Journal of Applied Economic Sciences	Bu makalede, yönetim nesnesinin mali durumunu analiz etmek ve tahmin etmek için etkili bir sistemin oluşturulmasına ilişkin bir dizi teorik ve pratik soru ele alınmaktadır. İşletme için çok faktörlü ekonomik-matematiksel finansal istikrar modellerinin geliştirilmesi, çok seviyeli bir yönetim sisteminin etkinliğini artıracak ve tahminlerin güvenilirliğini sağlayacak kalite yönetimini etkilemektedir.	Güz 2018

Comparing the forecasting ability of financial conditions indices: The case of South Africa. Finansal koşullar endekslerinin tahmin kabiliyetinin karşılaştırılması: Güney Afrika örneği.	Balcılar, Mehmet; Gupta, Rangan; van Eyden, Reneé; Thompson, Kirsten; Majumdar, Anandamayee	Quarterly Review of Economics & Finance	Bu makalede, üç tahmini finansal koşul endeksinin (FCI) çıktı büyümesi, enflasyon ve faiz oranlarındaki temel makroekonomik değişkenlere ilişkin tahmin kabiliyeti test edilmektedir. Sonuçlar, VSTAR modelinin çıktı ve enflasyon tahmini durumunda en iyi performansı gösterdiğini gösterirken, bir SP spesifikasyonunun faiz oranını tahmin etmek için en iyi olduğunu kanıtlamaktadır. Daha da önemlisi, modeller arasındaki tahmin hatalarındaki önemli farklılıklar için yapılan istatistiksel testler, doğrusal olmayan modellerin üstün tahmin kabiliyetinin bulunmasını doğrulamaktadır.	Ağustos 2018
Forecasting financial distress for French firms: a comparative study. Fransız firmaları için mali sıkıntı tahmini: karşılaştırmalı bir çalışma.	Jabeur, Sami Ben; Fahmi, Youssef	Empirical Economics	Bu çalışmanın amacı, kurumsal mali sıkıntıyı öngören üç istatistiksel yöntemi karşılaştırmaktır. Diskriminant analizi, lojistik regresyon ve rastgele orman (RF) yöntemlerini kullanıyoruz. Bu yaklaşımlar, 400 sağlıklı şirket ve 400 başarısız şirketten oluşan 800 şirketten oluşan bir örneklem temelinde değerlendirilmektedir. Bu çalışma, 33 finansal oran kullanılarak 2006'dan 2008'e kadar olan dönemi kapsamaktadır. Sonuçlar, sınıflandırma açısından daha iyi sonuçlar veren RF yaklaşımının üstünlüğünü göstermektedir.	Mayıs 2018
Forecasting financial indicators by generalized behavioral learning method. Genelleştirilmiş davranışsal öğrenme yöntemi ile finansal göstergelerin tahmin edilmesi.	Ertuğrul, Ömer Faruk; Tağluk, Mehmet Emin	Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies & Applications	Finansal göstergeleri (endeksler/fiyatlar) tahmin etmek karmaşık ve oldukça zor bir konudur çünkü bunlar siyasi olaylar, finansal oranlar ve ekonomik değişkenler gibi birçok faktöre bağlıdır. Ayrıca yatırımcıların ya da uzmanların psikolojik gerçekleri ya da karar verme tarzları da bu zorluğun diğer önemli nedenleridir. Bu çalışmada 34 farklı finansal göstergenin (24 hisse senedi endeksi, 2 foreks, 3 finansal vadeli işlem ve 5 emtia) endeksleri/fiyatları olan finansal göstergeleri tahmin etmek için genelleştirilmiş davranışsal öğrenme yöntemi (GBLM) kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar literatürde bildirilen sonuçlarla ve elde edilen sonuçlarla finansal göstergelerin tahmin edilmesinde yaygın olarak kullanılan ve önerilen yapay sinir ağı ile karşılaştırılmıştır. Bu sonuçlar, GBLM'nin önceki değerlerinden gizli piyasa davranışını (örüntüsünü) tespit ederek finansal göstergelerin kısa vadeli tahmininde başarılı bir şekilde kullanılabileceğini göstermiştir. Ayrıca, sonuçlar GBLM'nin dalgalanmayı ve ana eğilimi izleme yeteneğine sahip olduğunu göstermiştir.	Aralık 2018

Forecasting financial short time series. Finansal kısa zaman serilerini tahmin etmek.	Alonso, Andrés M.; de Blas, Clara Simón; García, Ana Elizabeth; Ciprián, Mauricio; Correas, Teresa; Maestre, Roberto; Peinado, Luis	Electronic Journal of Applied Statistical Analysis	Bu makalede, zaman serisi tahmin yöntemlerinin kısa finansal zaman serilerinin büyük veri kümelerine uygulanması incelenmektedir. Örneklemde, zaman serileri kişisel finansal kayıtlardaki aylık gider ve gelirleri analiz etmekten kaynaklanmaktadır. Geleneksel zaman serisi tahmin uygulamalarından farklı olarak, klasik üstel yumuşatma yöntemlerinin kullanılmasını engelleyen çok kısa derinlik serileriyle (24 veri noktası kadar kısa) çalışılmıştır. Bununla birlikte, bu eksiklik veri kümesinin büyüklüğü ile telafi edilmektedir. İkincisi, örüntü tanıma perspektifinden zaman serileri tahmini sorununu çözmeye izin verir. Spesifik olarak, zaman serileri kümelemesine ve mesafeye dayalı regresyona dayalı kısa zaman serileri tahmini için bir yöntem önerilmektedir. Deneysel olarak, bu stratejinin üstel yumuşatma yöntemlerine kıyasla daha iyi doğruluğa yol açtığı gösterilmektedir.	2018
Forecasting oil prices: High-frequency financial data are indeed useful. Petrol fiyatlarının tahmini: Yüksek frekanslı finansal veriler gerçekten yararlıdır.	Degiannakis, Stavros; Filis, George	Energy Economics	Bu makale, petrol fiyatları için artan tahmin doğruluğu elde etmek amacıyla yüksek frekanslı finansal bilgilerin petrol piyasası temelleri ile birleştirilmesinin önemini incelemektedir. Sonuçlar, petrol piyasası temellerinin uzun vadeli tahmin ufukları için yararlı olmasına rağmen, yüksek frekanslı finansal verilerle kombinasyonunun, değişmeyen tahminin RMSE'sini yaklaşık %68 oranında azaltarak petrol fiyat tahminlerini önemli ölçüde iyileştirdiğini ikna edici bir şekilde göstermektedir. 2014-15 petrol fiyatlarındaki çöküş döneminde sonuçlar daha da etkileyicidir. Bu bulgular, petrol fiyatlarını tahmin ederken finansal piyasalardan elde edilen bilgilerin göz ardı edilemeyeceğini göstermektedir. Sonuçlar, çeşitli sağlamlık testlerinin önerdiği gibi hem istatistiksel hem de ekonomik olarak önemlidir.	Ekim 2018
Forecasting Uncertainty and Risk of Financial Development in Pakistan: Fan Chart Approach. Pakistan'da Belirsizlik ve Finansal Gelişme Riskini	Khan, Muhammad Nadeem	South Asian Journal of Management Sciences	Bu çalışma, Pakistan'ın 2016-2025 dönemi için finansal gelişiminin bileşenlerini tahmin etmek amacıyla yürütülmüştür. Başlangıçta, 1980'den 2015'e kadar 36 yıllık zaman serisi verileri alınmıştır. Bu çalışma, Fan grafiği olan yeni geliştirilmiş bir teknik kullanması bakımından farklıdır. Belirli bir belirsizlik seviyesi ile tahmin etmek için kullanılır. Yukarı ve aşağı yönlü risk bilgileri, fan grafiği yaklaşımının bir başka özelliğidir. Sonuçlar, aşağı yönlü riskin başlangıçta 2016 yılında tahmin başlangıcında olduğunu, ancak bundan sonra 2017 döneminde yukarı yönlü riskin 2025	2018

Tahmin Etme: Fan Grafiği Yaklaşımı.			yılında en yüksek değere çıkacağını göstermektedir. Politika yapıcılar tarafından daha iyi kararlar almak için ters risk de dikkate alınmalıdır.	
Fuzzy time series model based on weighted association rule for financial market forecasting. Finansal piyasa tahmini için ağırlıklı ilişkilendirme kuralına dayanan bulanık zaman serisi modeli.	Cheng, Ching-Hsue; Chen, Chung-Hsi	Expert Systems	Geçmiş verilere dayanarak gelecekteki problemleri tahmin etmek için bulanık zaman serileri kullanılmıştır. Bu çalışmada, bulanık zaman serisi modeli önerilmektedir. Tahmin problemlerini çözmek için ağırlıklı bulanık zaman serisi modelini oluşturmak için Apriori'nin büyük öğelerine dayanan yeni bir yöntem önermiştir. Önerilen modeli doğrulamak için altın fiyat veri setleri ve döviz kurları deneysel veri setleri olarak kullanılmaktadır. Bu çalışma, önerilen modeli tahmin doğruluğu için diğer yöntemlerle karşılaştırmış ve karşılaştırma sonuçları, önerilen yöntemin kök ortalama kare hatası ve ortalama mutlak yüzde hata ölçütlerinde diğer yöntemlerden daha iyi olduğunu göstermiştir.	Ağustos 2018
Special Issue of Quantitative Finance on the '23rd Forecasting Financial Markets Conference'. 23. Finansal Piyasaların Tahmini Konferansı'nda Nicel Finans Özel Sayısı	Laws, Jason; Sermpinis, Georgios	Quantitative Finance	Bu makale, biri Standard & Poor's 500 endeksi ve borsa yatırım fonları üzerindeki ultra yüksek frekanslı işlem fiyatları, diğeri hisse senedi getirilerinin kesitsel dağılımı ve faiz oranı paritesi koşulları üzerine bir makale de dahil olmak üzere, özel sayı içinde yayınlanan birkaç makaleyi tanıtmaktadır.	Mayıs 2018
Target financial forecasting as an instrument to improve company financial health. Şirketin finansal sağlığını iyileştirmek için bir araç olarak finansal tahmini hedefleyin.	Krylov, Sergey	Cogent Business & Management	Bu makale, mikro düzeyde, yani şirket düzeyinde hedef finansal tahminin kavramsal, metodik ve pratik yönlerini, bir şirketin finansal zorluklarının üstesinden gelmesi ve finansal durumunu iyileştirmesi için yeni bir kriz karşıtı finansal yönetim aracı olarak görmektedir. Araştırmanın metodolojisi, makalede sunulan sonuçlar, finansal oran analizi kavramına, şirket nakit akışları kavramına ve Dengeli Puan Kartı kavramına dayanmaktadır. Hedef finansal tahminin, şirketin finansal zorluklarının üstesinden gelmek ve finansal durumunu güçlendirmek için temel oluşturmayı sağlayan finansal tahminin etkili bir aracı olduğu belirtilmiştir.	Ocak 2018

The versatility of spectrum analysis for forecasting financial time series. Finansal zaman serilerini tahmin etmek için spektrum analizinin çok yönlülüğü.	Rostan, Pierre; Rostan, Alexandra	Journal of Forecasting	Bu makalede ayırt edici özelliklere sahip finansal zaman serilerini tahmin etmek için dalgacık ve Burg uzantılarıyla birleştirilmiş tek boyutlu ayrık dalgacık analizinin çok yönlülüğü piyasa verileriyle gösterilmiştir. Herhangi bir zaman serisi finansal varlık, tek boyutlu ayrık dalgacık analizi çerçevesinde yaklaşımlar ve detaylar olarak adlandırılan daha basit sinyallere ayrıştırılabilir. Nihai çıktı, gözlemlenen verilerle karşılaştırılan tahmin edilen zaman serisidir. Sonuçlar, ekonometrisyenler ve nicel analistler tarafından ekonomik veya finansal zaman serilerinin tahmini için kullanılan araçlara spektrum analizini de eklemenin uygunluğunu göstermektedir.	Nisan 2018
Adaptive modeling and forecasting economic and financial processes. Ekonomik ve finansal süreçlerin uyarlanabilir modellenmesi ve tahmini.	Bidyuk, P. I.; Gozhyj, O. P.; Kalinina, I. O.; Danilov, V. J.; Jirov, O. L.	Informatics & Mathematical Methods in Simulation	Bu çalışma, ekonomi, finans ve insan faaliyetlerinin diğer alanlarındaki doğrusal olmayan durağan olmayan süreçleri modellemek ve tahmin etmek için uyarlanabilir karar destek sisteminin geliştirilmesine yöneliktir. Regresyon ve olasılık modelleri için yapı ve parametre uyarlama prosedürleri önerildiği gibi, ilgili bilgi sistemi mimarisi ve fonksiyonel düzeni geliştirilmiştir. Geliştirilen tüm yöntem, model ve prosedürler, önerilen bilgi karar destek sistemi çerçevesinde işlemektedir. Sistemin işleyişi, tahminlere dayalı kararların yanı sıra model ve tahmin kalitesinin iyileştirilmesine yöneliktir. Sistemin işlevselliğini kanıtlayan geliştirilen sistemin pratik uygulamasının açıklayıcı örnekleri verilmiştir.	2019
Application of High-Speed Algorithms for Training Neural Networks for Forecasting Financial Markets. Finansal Piyasaları Tahmin Etmek için Sinir Ağlarını Eğitmek için Yüksek Hızlı Algoritmaların Uygulanması.	Kârlov, Dmitry N.; Zueva, Viktoria N.; Trukhan, Dmitry A.; Belykh, Alexey A.	BRAIN: Broad Research in Artificial Intelligence & Neuroscience	Bu makale, finansal piyasalarda yapay sinir ağlarının kullanımını tartışmaktadır. Sinir ağları, hem bilinen hem de bilinmeyen çok sayıda etkileyen faktörün bulunduğu görevler için çok uygundur. Finansal zaman serilerini gerçek zamanlı olarak tahmin etmede sinir ağlarının kullanımı, sinir ağının öğrenme sürecinin süresi ve sinir ağının önemli girdilerinin seçimi sorunu ile karşı karşıyadır. Bu problem, algıyı öğretmenin yüksek hızlı yöntemi kullanılarak çözülebilir. Yüksek hızlı eğitim yöntemi, hatanın geri yayılım yöntemine kıyasla belirli bir örnek kümesinde çok katmanlı bir algıyı eğitmek için çok daha az sayıda yinelemeye izin verir. Çok katmanlı bir algıyı eğitmenin yüksek hızlı yöntemi, sinir ağının belirli bir öğrenme hatasına ulaşmanın mümkün olup olmadığını değerlendirmeyi sağlar. Bu eğitim yönteminin, hatanın geri yayılım yöntemini uygulamadan önce kritik görevler durumunda bir değerlendirme olarak kullanılması	Eylül 2019

			önerilmektedir, kritik olmayan görevler durumunda, bu yöntemle eğitilen sinir ağının sonuçları doğrudan kullanılabilir.	
Bayesian realized-GARCH models for financial tail risk forecasting incorporating the two-sided Weibull distribution. İki taraflı Weibull dağılımını içeren finansal kuyruk riski tahmini için Bayesian GARCH modelleri.	Wang, Chao; Chen, Qian; Gerlach, Richard	Quantitative Finance	Gerçekleşen GARCH çerçevesi, finansal zaman serilerinde oynaklık ve kuyruk riski tahmini amacıyla iki taraflı Weibull dağılımını içerecek şekilde genişletilmiştir. Doğal mikro yapı gürültüsü ve verimsizliği ile başa çıkmaya yardımcı olmak için hem gerçekleşen aralığa hem de gerçekleşen varyansa alt örnekleme ve ölçeklendirme yöntemleri uygulanır. Bu çalışmada tahmin için bir Bayes Markov Zinciri Monte Carlo (MCMC) yöntemi uyarlanıp kullanılırken, yöntemin geçerliliğini değerlendirmek için çeşitli MCMC verimliliği ve yakınsama önlemleri kullanılmaktadır. MCMC tahmincisinin özellikleri bir simülasyon çalışması ile değerlendirilip maksimum olasılıkla kârşılaştırılmaktadır.	Haziran 2019
Crystal Balls and Cooling Ponds: An Insight into Financial Forecasting and Funding Problems of the Nuclear Legacy. Kristal Toplar ve Soğutma Havuzları: Nükleer Mirasın Finansal Tahmini ve Finansman Sorunlarına Bir Bakış.	Pemberton, Barry	Public Organization Review	Birleşik Krallık'ta, zehirli atıkların bulunması ve atılması için bir bitki, başlangıçta gelişen ancak nihayetinde başarısız olan embriyonik bir nükleer endüstriden ortaya çıkmıştır. Bu mirasın tahmini finansal tahminleri ve yükümlülükleri artarken, sürdürülebilir bir finansman çözümü mevcut değildir. Bu makale, tarihsel bir analitik yaklaşım kullanarak, ele alınmamış finansal konuları tanımlamayı ve bu endüstri bağlamında muhasebe sözleşmelerinin uygulanmasının uygun olup olmadığını belirlemeyi amaçlamaktadır. Diğer nükleer ülkelerle ilgili olabilecek olası çözümlerin, birincil katkı maddelerini oluşturması önerilmektedir.	Eylül 2019
Demand forecasting and financial estimation considering the interactive dynamics of semiconductor supply-chain companies. Yarı iletken tedarik zinciri şirketlerinin etkileşimli dinamiklerini göz önünde	Wang, Chih-Hsuan; Chen, Jen-Yu	Computers & Industrial Engineering	Talep tahmini ve finansal tahmin, tedarik zinciri yönetiminde kritik iki konudur. Geleneksel tahmin teknikleri ya geçmiş verilere (zaman serileri) ya da nedensel belirleyicilere (regresyon) dayanır. Çok sayıda şema önerilmiş olmasına rağmen, çoğu öngörücüler ile sonuç arasındaki zaman gecikmesi nedenselliklerini ve tedarik zinciri üyelerinin etkileşimli dinamiklerini barındıramaz. Bu araştırma, aşağıdaki konuları vurgulamak için yeni bir çerçeve sunmaktadır: (1) Ürün oynaklığına uyum sağlamak ve talep tahmini yapmak için zaman serisi modelleri oluşturulmuştur. (2) Vektör otoregresyonu, tedarik zinciri üyelerinin finansal tahmin yapmak	Aralık 2019

bulundurarak talep tahmini ve finansal tahmin.			için etkileşimli dinamiklerini yakalamak için kullanılır. (3) Regresyon yöntemleri, belirli bir belirleyiciyi artırarak veya azaltarak bir firmanın satış geliri üzerindeki etkisini ölçebilecek duyarlılık analizleri yapmak için uygulanır. Deneysel sonuçlar tüketici ürünleri için talep tahmininin yonga tasarım firmalarının satış gelirlerini başarılı bir şekilde tahmin edebildiği gösterilmiştir.	
Euro area real-time density forecasting with financial or labor market frictions. Finansal veya işgücü piyasası sürtüşmeleri ile Euro bölgesi gerçek zamanlı yoğunluk tahmini.	McAdam, Peter; Warne, Anders	International Journal of Forecasting	Bu makalede Euro bölgesi için gerçek zamanlı yoğunluk tahminleri üç DSGE modeli kullanarak kârşılaştırılmaktadır. Finansal sürtüşmelerin eklenmesinin, uzun vadeli enflasyon tahminleri ve Büyük Durgunluk dönemi hariç, tahminlerde bozulmaya yol açtığı görülmektedir. İşgücü piyasasının genişletilmesi, kıyaslama modeline kıyasla orta ve uzun vadeli reel GSYİH büyümesini ve kısa ve orta vadeli enflasyon tahminlerini zayıf bir şekilde iyileştirmektedir.	Nisan 2019
Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM. CEEMDAN ve LSTM'ye dayalı finansal zaman serisi tahmin modeli.	Cao, Jian; Li, Zhi; Li, Jian	Physica A	Borsa fiyatları tahmininin doğruluğunu artırmak amacıyla, bu çalışmada iki tür ampirik mod ayrışmasını (EMD) uzun kısa süreli bellekle (LSTM) birleştiren iki hibrit tahmin modeli önerilmiştir. Geçmiş verilerin tahmin sonucu üzerindeki etkisini sağlamak için, EMD ve CEEMDAN birikiminden kaynaklanan tüm karakteristik seriler için LSTM tahmin modelleri oluşturulmuştur. Nihai tahmin sonuçları, her tahmin serisinin yeniden yapılandırılmasıyla elde edilir. Önerilen modellerin tahmin performansı, büyük küresel borsa endekslerinin doğrusal regresyon analizi ile doğrulanmaktadır. Tek LSTM modeli, destek vektör makinesi (SVM), çok katmanlı perceptron (MLP) ve diğer hibrit modellerle karşılaştırıldığında deneysel sonuçlar, önerilen modellerin finansal zaman serilerinin bir adım önde tahmininde daha iyi bir performans gösterdiğini göstermektedir.	Nisan 2019
Financial time series forecasting using twin support vector regression.	Gupta, Deepak; Pratama, Mahardhika;	PLoS ONE	Finansal zaman serileri tahmini, dünya genelinde daha sağlam finansal kararların geliştirilmesi ve alınması için çok önemli bir önlemdir. Gürültülü veriler ve durağan olmayan bilgiler, finansal zaman serileri tahmininde iki temel faktördür. Bu makale, gürültülü veriler ve durağan olmayan bilgilerle başa çıkmak için finansal zaman serileri tahmini için ikiz destek vektör regresyonunu önermektedir. Sayısal deneyler için bilgi	13/3/2019

İkiz destek vektör regresyonunu kullanarak finansal zaman serileri tahmini.	Zhenyuan Ma; Jun Li; Prasad, Mukesh		teknolojisi, borsa, bankacılık sektörü ve petrol sektörü gibi çok çeşitli sektörlerde çeşitli ilginç finansal zaman serisi veri kümeleri kullanılmaktadır. Ayrıca, zaman serilerinin tahmininin doğruluğunu test etmek için, önerilen yöntemin kullanışlılığını ve uygulanabilirliğini açıkça gösteren kök ortalama kare hatası ve standart sapma hesaplanır. İkiz destek vektör regresyonu, verilen 44 veri kümesindeki diğer standart destek vektör regresyonundan hesaplama açısından daha hızlıdır.	
Firmaların iflas ve konkordato ilan etme risklerini tahmin etmeye yönelik finansal modellerin bir değerlendirmesi	Tolga Tuzcuoğlu	Legal Mali Hukuk Dergisi	Firmalar faaliyetleri sırasında başarılı ve başarısız zaman dilimleri yaşayabilirler. Şüphesiz, firma faaliyet gösterdiği sürece bu sıradan bir süreçtir. Olumsuz veya gerileme dönemleri, ciddiyetlerine bağlı olarak çeşitli şekillerde açıklanmaktadır. Başarısızlık, ödeme gücü, temerrüt ve iflas, ödenemez dönemleri sınıflandırmak için kullanılan terimlerdir. Öte yandan, elverişsiz dönemlerin mutlaka operasyonların durdurulması, iflas ve tasfiye ile sonuçlanmayacağını öngörmek çok önemlidir. Temerrüde düşmüş veya temerrüt riski yüksek şirketlerin borçlarının yeniden yapılandırılmasına olanak tanıyan konkordato kavramı, bu şirketlerin iflas ve tasfiyeye giden yoldan toparlanma yoluna girmeleri için bir araç olarak düşünülebilir. Bu doğrultuda şirketlerin konkordato ve iflas riskini öngörmeye yönelik finansal modeller, risk değerlendirmesi, olumsuz aşamaların belirlenmesi ve düzeltici önlemlerin alınması için pratik kılavuzlar olarak görev yapmaktadır.	2019
Forecasting Financial Vulnerability in Malaysia: A Nonparametric Indicator Approach. Malezya'da Finansal Kırılganlığın Tahmin Edilmesi: Parametrik Olmayan Bir Gösterge Yaklaşımı.	Arip, Mohammad Affendy; Tai Hock Kuek; Chin Hong Puah	Asian Journal of Business Research	Bu çalışma, finansal kırılganlık bölümlerini incelemeye ve Malezya finansal piyasası için bir finansal kırılganlık göstergesi geliştirmeye çalışmaktadır. 1997'den 2017'ye kadar olan dönemi kapsayan finansal kırılganlığı ölçmek amacıyla finansal piyasanın ve ekonominin bir bütün olarak farklı yönlerinden toplam 11 aylık sıklık değişkeni bir gösterge olarak toplanmıştır. Ampirik bulgular, inşa edilen finansal güvenlik açığı göstergesinin Malezya'daki finansal güvenlik açıklarının bölümlerini başarıyla izlediğini göstermektedir. Özellikle, tahmin kabiliyetini içeren gösterge, Malezya'daki finansal kırılganlıkları tahmin etmede öncü bir gösterge olarak hareket edebilir. Ayrıca, gösterge tarafından sağlanan bilgiler politika yanıtı formülasyonunda yararlı olacaktır.	2019

Forecasting the Dubai financial market with a combination of momentum effect with a deep belief network. Dubai finans piyasasını derin bir inanç ağı ile momentum etkisinin bir kombinasyonu ile tahmin etmek.	Kârathanasopoulos, Andreas; Osman, Mohammed	Journal of Forecasting	Bu makalede makine öğrenimi tekniklerindeki son gelişmeleri uygulayarak Dubai finans piyasası genel endeksini tahmin etmek için hibrit bir model önerilmektedir. Özellikle, sınırlı bir Boltzmann makinesini momentum etkileri ile birlikte ana bileşeni olarak uygulayan derin bir inanç ağları modelinden yararlanılmıştır. Ayrıca momentum efektlerini kullanarak girdileri seçmenin yenilikçi bir yolu sunulmuştur. Bu hibrit metodoloji ile üç farklı doğrusal modelin karşılaştırılmasıyla birlikte bir tahmin modeli oluşturulmuştur. Hibrit modelden elde edilen sonuçlar üç doğrusal modelden daha iyi ve daha kararlıdır. Bulgular, uygulanan hibrit modelin güvenilirlikleri ve iyi performansları nedeniyle finansmanın yolunu bulacağını desteklemektedir.	Temmuz 2019
Fuzzy GMDH and its application to forecasting financial processes. Bulanık GMDH ve finansal süreçleri tahmin etme uygulaması.	Zaychenko, Yuriy; Zaychenko, Helen	System Research & Information Technologies	Bu makale, Veri Madenciliği problemlerinde Grup Veri İşleme Yöntemi (GMDH) olarak bilinen bulanık modelleme yönteminin, özellikle finansal alandaki tahmin görevlerini çözme uygulamasında araştırılması ve uygulanmasına ayrılmıştır. GMDH'nin avantajı, doğrudan algoritma çalıştırma sürecinde yeterli bir model oluşturma olasılığıdır. Belirsizlik durumunda GMDH'nin genelleştirilmesi — bulanık modellerin neredeyse otomatik olarak oluşturulmasını sağlayan yeni bir yöntem bulanık GMDH tanımlanmıştır. Önerilen modelin deneysel araştırmaları yapılmıştır.	2019
How the Interplay between Financial and Nonfinancial Measures Affects Management Forecasting Behavior. Finansal ve Finansal Olmayan Önlemler Arasındaki Etkileşimin Yönetim Tahmin Davranışını Nasıl Etkilediği.	Brazel, Joseph F.; Lail, Bradley E.	Journal of Management Accounting Research	Bu çalışma, finansal ve finansal olmayan önlemler (NFMs) arasındaki etkileşimin yönetim tahmini davranışını nasıl etkilediğini incelemektedir. NFM'lerin tipik olarak gerçek kazançlarla uyumlu olduğu ve muhtemelen kazanç tahminlerine dahil edildiği bilgisine dayanarak, NFM'lerdeki değişiklikler ile kazançlardaki eş zamanlı değişiklikler arasındaki farklılığın yönetim tahmin davranışını etkileyip etkilemediği araştırılmıştır. Dış paydaşların gelecekteki yönetim tahmin davranışlarını tahmin etmek için sapma düzeyini kullanabileceklerine dair kanıtlar sunulmuştur.	Güz 2019

Incorporating price elasticity in financial forecasting models: From theory to practice and implementation. Fiyat esnekliğinin finansal tahmin modellerine dahil edilmesi: Teoriden pratiğe ve uygulamaya.	Kendall, Lynn K.; Arellano, Fernando	Journal of Education for Business	Bu makalede yazarlar, öğrencilere mikroekonomi dersinde öğrendiklerinin bir uygulaması olarak fiyat esnekliğinin finansal analize nasıl dahil edileceğini göstermek için bir sermaye bütçelemesi örneği kullanmaktadır. Basit ve daha gelişmiş fiyat-miktar ilişkileri sunulmuştur ve çeşitli " ne olursa olsun " senaryoları kullanılmıştır. Gelir projeksiyonlarını ve değerleme modellerini iyileştirmek için risk analizinin nasıl kullanılabileceği gösterilmektedir. Öğrenciler daha sonra Excel ve finansal modelleme becerilerini geliştirmelerine yardımcı olarak benzer modelleri çoğaltmaya ve oluşturmaya teşvik edilmiştir.	Mayıs - Haziran 2019
Modeling and forecasting financial and economic processes with a decision support system. Karar destek sistemi ile finansal ve ekonomik süreçlerin modellenmesi ve tahmin edilmesi.	Bidyuk, P. I.; Korshevnyuk, L. O.; Gozhyj, O. P.; Kalinina, I. O.; Prosyankina-Zharova, T. I.; Terentiev, O. M.	KPI Science News	Modern finansal ve ekonomik süreçler ve bunlara eşlik eden riskler genellikle karmaşık kalıplar sergiler, tanımlamaları ve tahminleri için özel modellerin geliştirilmesini gerektiren durağan olmayan ve doğrusal olmayan özellikler içerir. Bu makalenin amacı karar destek sistemi mimarisinin geliştirilmesi ve ekonomik ve finansal süreçler için işlevsel düzeni istatistiksel verilerin yanı sıra finansal risk tahmini ile model oluşturmaktır. Sistem olası belirsizliklerle baş etmeye yardımcı olmalı ve modern bilgi teknolojileri temelinde uygulanmalıdır. Ekonomi ve finans alanında doğrusal olmayan durağan olmayan süreçlerin modellenmesi ve finansal risk tahmini için pratik bir araç olarak bilgi teknolojisi ve karar destek sistemi geliştirilmiştir. İstatistiksel veri işlemenin deneysel sonuçları, önerilen yaklaşımların doğruluğunu kanıtlamaktadır.	2019
Sales forecasting in financial distribution: a comparison of quantitative forecasting methods. Finansal dağılımda satış tahmini: nicel tahmin yöntemlerinin karşılaştırılması.	Šindelář, Jiří	Journal of Financial Services Marketing	Bu makale, bağımsız finansal danışmanların satış faaliyetlerinin tahmin edilebilirliği konusunu ele almaktadır. Birden fazla danışmanlık şirketinden farklı bir zaman çizelgesi örneği üzerinde en yaygın nicel yöntemleri kullanarak, çoğu ortamda bu yöntemlerin göreceli hataları yüksek ve aralarında istatistiksel fark bulunmayan alt düzey performans sunduğu görülmüştür. Daha ayrıntılı bir yaklaşım uygulandığında (satış birimi büyüklüğünü yansıtan), ARIMA ve basit hareketli ortalama önemli ölçüde daha az doğru olarak ortaya çıkmaktadır. Bu sonuç, göreceli hata söz konusu olduğunda, büyüklüklerine bakılmaksızın tüm satış birimleri için geçerlidir. Bu nedenle, yapılan analiz finansal satışların zor tahmin edilebilirliğini doğrulamakta, daha basit ve daha az maliyetli muadillerine	Aralık 2019

			kıyasla çoğunlukla başarısız olan daha karmaşık tahmin yöntemlerinin kullanılmasına karşı çıkmaktadır.	
Teknoloji yoğunluğuna göre finansal başarısızlık tahmin modelleri değişir mi? İmalat sanayi sektörü üzerine bir uygulama	Selay Giray Yakut; N. Ece Bacaksiz	Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi	Verimli bir üretim süreci, sanayiye, ticarete ve enerjiye bağımlılığı azaltarak ülkelerin refahını artırır. Bir ülkenin üretim başarısı, imalat sektörünün ülke ekonomisine sağladığı destekle eş zamanlı olarak gelişir. Özellikle gelişmekte olan ülkelerde ekonomide önemli bir paya sahip olan tarım sektörü, ülkenin kalkınma süreci nedeniyle gelecekte üretim ekonomisine taşınmaya başlamaktadır. Hatta ülkeler artan teknoloji, bilgi birikimi ve vasıflı işgücünün yardımıyla üretim bileşenlerini daha hafif teknoloji gerektiren ürünlerle üreterek yüksek teknoloji ürünlerine kaydırmaktadır. Bu nedenle imalat sektöründe faaliyet gösteren firmaların başarısı, bir ülke için imalat sektörünün gücü ve başarısıdır. Finansal başarısızlık kavramı, işletmelerin yükümlülüklerini kısa ve uzun vadede yerine getirememeleri sonucu ortaya çıkmaktadır. Finansal başarısızlık hem yetersiz işletme sermayesi gibi finansal yapıdan hem de aşırı borçlanma ve ekonomik gelişmeler, kur dalgalanmaları, sektörde yaşanan rekabet durumu gibi dış nedenlerden kaynaklanabilir. Bu çalışmada 2012-2015 yıllarında BIST'te listelenen şirketlerin finansal başarısını / başarısızlığını etkileyen faktörler, firmaların teknoloji yoğunluğu ve finansal oranları bağlamında faktör analizi ve lojistik regresyon analizi ile araştırılmıştır. Araştırmanın bulguları yorumlanmıştır.	2019
The Effects of Geopolitical Uncertainty in Forecasting Financial Markets: A Machine Learning Approach. Jeopolitik Belirsizliğin Finansal Piyasaları Öngörmedeki Etkileri: Makine Öğrenimi Yaklaşımı.	Plakandaras, Vasilios; Gogas, Periklis; Papadimitriou, Theophilos	Algorithms	Hem kamu hem de özel sektörde ekonomik politika planlamasında önemli bir bileşen risk yönetimidir. Bu makalede, gelişmekte olan 14 ülkenin jeopolitik riskinin çeşitli varlıkları tahmin etme potansiyeli incelenmektedir. Bunu yaparken, makine öğrenimi tekniklerine dayanan tahmin modelleri oluşturulmuştur ve ilişkili örnek dışı tahmin hatası bir ila yirmi dört ay öncesinden çeşitli ufuklarda değerlendirilmiştir. Ampirik bulgular, gelişmekte olan ülkelerdeki jeopolitik olayların küresel ekonomi için çok az öneme sahip olduğunu göstermektedir, çünkü incelenen varlıklar üzerindeki etkileri esas olarak geçicidir ve yalnızca bölgesel öneme sahiptir. Buna karşılık, altın fiyatlarının jeopolitik riskteki dalgalanmalardan etkilendiği görülmektedir.	Ocak 2019

Time-varying predictive content of financial variables in forecasting GDP growth in the G-7 countries. G-7 ülkelerinde GSYİH büyümesini tahmin etmede finansal değişkenlerin zamana göre değişen öngörücü içeriği.	Kuosmanen, Petri; Vataja, Juuso	Quarterly Review of Economics & Finance	Bu çalışma, 2000'li yıllarda G-7 ülkelerinde değişen ekonomik koşullar ışığında GSYİH büyümesi için finansal değişkenlerin öngörücü içeriğine ilişkin ampirik kanıtları yeniden incelemektedir. GSYİH büyümesi için finansal değişkenlerin öngörücü gücündeki zaman değişimleri ele alınmıştır. Sonuçlar, tahmin yeteneğinin davranışının, genellikle G-7 ülkeleri arasında eşzamanlı olarak değişen önemli miktarda zamansal baskınlık ve zaman kalıcılığı içerdiğini göstermektedir. Tahmin içeriği açıkça huzursuz ekonomik koşullarla bağlantılıdır.	Şubat 2019
Türkiye'de Süt Sığırcılığı İşletmelerinde Mastitis Nedeniyle Oluşan Finansal Kayıpların Tahmin Edilmesi	Savaş SARIÖZKAN	Harran Üniversitesi Veteriner Fakültesi Dergisi	Bu çalışmanın amacı, Türkiye'deki süt çiftliklerinde mastitis vakalarına bağlı olarak meydana gelen mali kayıpları tahmin etmektir. Mastitis insidansı ile ilgili resmi veriler ve önceki çalışmalar dikkate alınarak 2019 yılı cari fiyat tahminleri için kullanılmıştır. Hastalığın maliyeti hafif / orta ve ağır vakalar için hesaplanmıştır. Bu çalışmadan elde edilen veriler, mastitis ile mücadelede kaynakların etkin bir şekilde kullanılması amacıyla Türkiye'deki hayvancılık politikası hakkında bilgi sağlamıştır.	2019
Yapay Zekâ Yöntemleri İle İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Tahmin Edilmesi: BIST İmalat Sektörü Uygulaması	Muhammed Fatih YÜRÜK; İbrahim Halil EKŞİ	Mukaddime	Finansal başarısızlık sadece şirketin sektördeki durumunu olumsuz etkilemekle kalmayacak, aynı zamanda artan sayıda başarısız şirketin de ülkenin ekonomik yapısı üzerinde olumsuz bir etkisi olacaktır. İşletmenin içinde ve dışında finansal başarısızlığı etkileyen birçok faktörü saymak mümkündür. İşletmelerin başarısızlığı öngörmeleri ve bunun sonucunda alınacak önlemleri almaları ve sıkıntılı durumdan kurtulmaları açısından önemli bir yere sahiptir. Finansal başarısızlığı tahmin etmek için birçok model geliştirilmiştir. Bu modeller çoğunlukla istatistiksel teknikler ve yapay zekâ tekniklerdir. Bu çalışmada yapay zekâ teknikleri olan yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri kullanılmaktadır. Bu çalışmada iki modelin performansları karşılaştırılmış ve sınıflandırmanın doğruluğu hesaplanmıştır.	2019
A Method of Preliminary Forecasting of Time Series of Financial Data.	Shatashvili, A. D.; Didmanidze, I. Sh.;	Cybernetics & Systems Analysis	Bu makalede, uzun vadeli bellek ile karakterize edilen önde gelen küresel şirketlerin hisse senedi fiyatlarının zaman serilerini tahmin etme sorunu ele alınmaktadır. Geleneksel analiz yöntemlerini kullanarak zaman serilerinde böyle bir korelasyon yapısının varlığını göz ardı etmenin, gerçek	Mart 2020

Finansal Verilerin Zaman Serilerini Önceden Tahmin Etme Yöntemi.	Kakhiani, G. A.; Fomina, T. A.		yokluğunda uzun süreli belleği hesaba katmaktan çok daha büyük bir hataya yol açtığı varsayılmaktadır. Finansal piyasa araçlarının fiyatlarındaki günlük dalgalanmaların uzun süreli hafızaya sahip oldukları varsayılmaktadır; bu, böyle bir zaman serisinin, bu gerçeği tamamen göz ardı eden geleneksel durağan modeller kullanılarak etkin bir şekilde analiz edilemeyeceği anlamına gelmektedir. Böylece, ilk zaman serilerinde uzun süreli belleğin varlığını belirlemek ve türünü belirlemek için R/S-analiz yöntemi kullanılmıştır.	
Adaptive forecasting and financial risk estimation. Uyarlanabilir tahmin ve finansal risk tahmini.	Danilov, V.; Gozhyj, O.; Kalinina, I.; Belas, A.; Bidyuk, P.; Jirov, O.	System Research & Information Technologies	Bu makale, ekonomi, finans ve insan faaliyetlerinin diğer alanlarındaki doğrusal olmayan durağan olmayan süreçleri modellemek ve tahmin etmek için uyarlanabilir bir karar destek sisteminin geliştirilmesine yöneliktir. Regresyon ve olasılıksal modeller için yapı ve parametre uyarlama prosedürlerinin yanı sıra ilgili bilgi sistemi mimarisi ve fonksiyonel düzeni geliştirilmiştir. Sistem geliştirme, uyarlanabilir model yapısı tahmini, model parametre tahmin prosedürlerinin optimizasyonu, veri işleme ve matematiksel model geliştirme sürecinde karşılaşılan olası belirsizliklerin belirlenmesi ve dikkate alınması gibi sistem analizi ilkelerine dayanmaktadır. Belirsizlikler, veri toplama, model oluşturma ve tahmin prosedürlerine özgüdür. Etkilerinin azaltılması, hesaplamaların ara ve nihai sonuçlarının kalitesinin artırılması için elverişlidir. Sistemin işlevselliğini kanıtlayan geliştirilen sistemin pratik uygulamasının açıklayıcı örnekleri verilmiştir.	2020
Analysis on the effects of quality of financial statements, over GDP forecasting models. An empirical cross-country approach. Finansal tabloların kalitesinin GSYİH tahmin modellerine etkileri üzerine analiz.	Valentin, Burca; Oana, Bogdan	Studies in Business & Economics	Artan makroekonomik belirsizlik altında hükümetler ekonomi politikalarını yüksek hassasiyetli GSYİH tahminlerine dayandırmaktadır. Hükümet bütçelerinin oluşturulmasına dayalı olarak ele alınan modeller, çoğunlukla ekonomik verimlilik, faktör birikimi, beşerî sermaye, inovasyon ve teknoloji transferi, yapısal değişiklikler veya kurumsal çerçeveye odaklanan çok çeşitli ampirik çalışmalar boyunca tanımlanan ekonomik büyümenin temel itici güçlerini içermektedir. Bununla birlikte, muhasebe ve güvence düzenlemesinin ekonomik büyüme üzerindeki etkisine ilişkin çok az kanıt bulunmaktadır. Bu makale, tahmin hatasının GSYİH büyümesi ile muhasebe standartlarının kalitesi, sırasıyla finansal tabloların kalitesi arasındaki nedensel ilişkinin önemini değerlendirmeye çalışmaktadır. Sonuçlar, finansal raporlama uygulamalarının çıktı	Dec2020

Ampirik bir ülkeler arası yaklaşım.			kalitesinin, açıklama kalitesi ve asimetrik güncellikle ilgili önemli bir etkisini doğrulamaktadır. Modelin sağlamlığını kontrol ederek, önümüzdeki bir yıllık GSYİH tahmin hatasının temel itici güçlerinin, yüksek kalite standartları çıkarmak ve bunları doğru bir şekilde uygulamak için kurumsal çerçeveyle ilgili olduğu gözlemlenmektedir. Sonuçlar, ekonomik kalkınmanın rolünü ve buna karşılık gelen ekonomik faaliyetlerin karmaşıklığını ve politik çerçevenin muhasebe düzenlemesi ve ardından makroekonomik önlemler üzerindeki etkisini bir kez daha vurgulamaktadır.	
Can deep learning predict risky retail investors? A case study in financial risk behavior forecasting. Derin öğrenme riskli perakende yatırımcıları öngörebilir mi? Finansal risk davranışı tahmininde bir vaka çalışması.	Kim, A.; Yang, Y.; Lessmann, S.; Ma, T.; Sung, M.-C.; Johnson, J.E.V.	European Journal of Operational Research	Bu makalede yapılandırılmış tablo verilerinden özellikler çıkarmak için derin öğrenme gösterilmiştir. Derin öğrenmenin finansal risk yönetimindeki kararları destekleme potansiyeli incelenmiştir. Geleneksel makine öğrenimi, özellik-hedef ilişkisini temsil eden ve el işi özelliklerinin genellikle maliyetli bir şekilde geliştirilmesi, bakımı ve revizyonuna dayanan veriler gerektirir. Sonuç olarak, tüccar davranışı gibi oldukça değişken, heterojen kalıpların modellenmesi zordur. Operasyonel risk tahmini için derin bir ağ kullanmanın sonuçları, derin öğrenmenin özellik öğrenme yeteneğini doğrular, uygun bir ağ mimarisi tasarlama konusunda rehberlik sağlar ve derin öğrenmenin makine öğrenimi ve kural temelli ölçütlere göre üstünlüğünü gösterir.	Mayıs 2020
Developing a deep learning framework with two-stage feature selection for multivariate financial time series forecasting. Çok değişkenli finansal zaman serileri tahmini için iki aşamalı özellik seçimi ile derin öğrenme çerçevesinin geliştirilmesi.	Niu, Tong; Wang, Jianzhou; Lu, Haiyan; Yang, Wendong; Du, Pei	Expert Systems with Applications	Akıllı finansal tahmin modellemesi, finansal piyasalarda yatırımla ilgili karar alma faaliyetlerinin kolaylaştırılmasında önemli bir rol oynamaktadır. Bununla birlikte, çok değişkenli finansal zaman serilerinin doğru tahmini, karmaşık doğrusal olmayan modeli nedeniyle zor bir görev olmaya devam etmektedir. Somut olarak, önerilen iki aşamalı özellik seçim modeli, önerilen derin öğrenme modelinin üç derin öğrenme birimine dayalı genellemesini daha da geliştirmek için en uygun özellik kümesini belirlemek için kullanılır. Bu arada, tahminleri düzeltmek ve doğruluğu daha da artırmak için hata düzeltme modeli kullanılır. Tahmin çerçevesinin performansını doğrulamak için, vaka çalışmaları ve buna karşılık gelen duyarlılık analizi gerçekleştirilir ve sonuç olarak, dikkate alınan 16 ölçütle karşılaştırıldığında üstünlüğünü göstermektedir.	Haziran 2020

Estimating and forecasting of financial security of enterprises. İşletmelerin finansal güvenliklerinin öngörülmesi ve tahmin edilmesi.	Azarenkova, G. M.; Golovko, O. G.; Oryekhova, K.; Salenko, O.; Maiboroda, A. V.	Financial & Credit Activity: Problems of Theory & Practice	Bu araştırmada, Ukrayna'daki Savunma Bakanlığı yönetim sistemi ile ilgili olan ticari kuruluşların finansal güvenliğini tahmin etmeye yönelik metodik yaklaşım önerilmiştir. Önerilen metodik yaklaşım, çok yönlülüğü ile doğrulanmış ve finansal güvenlik düzeyini, ekonomik faaliyetin güçlü ve zayıf yönlerini belirlemeyi mümkün kılmıştır. Ayrıca, ekipmanın yükseltilmesi, likiditenin yükseltilmesi, finansal bağımsızlık, ticari faaliyetin artırılması ve kârlılık ile ilgili yönetim kararları alma sürecinin iyileştirilmesine izin verilmiştir. Finansal güvenliği tahmin etmek için metodolojik yaklaşım geliştirilmiştir.	2020
Finansal Başarısızlık Tahmin Modellerinin Geçerliliğinin Analizi: Thomas Cook örneği	Erdinç Karadeniz; Cemile Öcek	Seyahat ve Otel İşletmeciliği Dergisi	Bu çalışmanın amacı, 23 Eylül 2019 tarihinde iflas ettiğini açıklayan Thomas Cook şirketi hakkında finans teorisinde en çok kabul gören finansal başarısızlık tahmin modellerinin geçerliliğini analiz etmektir. Bu amaçla şirketin 2009-2018 yılları arasındaki finansal başarısızlık riski olasılıkları Altman Z Puanı, Springate, Fulmer, Canada Puanı ve Ohlson OScore modelleri kullanılarak finansal durum tabloları, gelir tabloları ve nakit akış tabloları kullanılarak hesaplanmıştır. Yapılan analizler sonucunda Thomas Cook firmasının analiz döneminde finansal başarısızlık riski taşıdığı tespit edilmiştir. Bu nedenle analizde kullanılan tüm finansal başarısızlık tahmin modellerinin 2019'dan önceki yıllarda şirketin iflasını %100 olarak öngördüğü belirlenmiştir.	2020
Forecasting financial cycles: can big data help? Finansal döngüleri tahmin etme: büyük veri yardımcı olabilir mi?	Škâre, Marinko; Porada-Rochoń, Małgorzata	Technological & Economic Development of Economy	Bir finansal kriz kaynağı olarak finansal döngüler ve 2008 mali krizi sırasında ortaya çıkan iş döngüleri, bu nedenle gerçek doğalarını çözmek için bunları ölçmek ve tahmin etmek için uygun yöntemleri anlamak önemlidir. Araştırmaya karşılık gelen önemli verileri bulmak ve finansal döngü çalışmaları için önemini belirlemek amacıyla 2004 ile 2019 arasındaki bir dönemde İngiltere, ABD, Japonya ve Çin için finansal büyük verileri araştırılmıştır. Konut emlak fiyatlarındaki önemli deterministik döngüleri, özel finansal olmayan sektöre verilen kredileri ve GSYİH'daki kredi payını belirlemek için tekil spektral analiz (finansal büyük verisiz SSA) ve çok kanallı tekil spektral analiz (finansal büyük verili MSSA) kullanılmıştır. Tahmin testi sonuçları, İngiltere, ABD, Japonya ve Çin'e ilişkin veriler üzerinde finansal büyük verilerin önemli ölçüde (%30 ile	2020

			dört kat arasında) dahil edilmesinin finansal döngü bileşenleri için tahmin doğruluğunu artırdığını göstermektedir.	
Forecasting Chinese EPU based on financial uncertainty in emerging market economies (emes): evidence from six selected East Asian economies. Gelişmekte olan piyasa ekonomilerindeki (emes) finansal belirsizliğe dayalı Çin epu'sunu tahmin etmek: seçilen altı Doğu Asya ekonomisinden elde edilen kanıtlar.	Xu, Bing; Rahman, Mohib Ur; Yu, Haijing	Economic Research-Ekonomska Istrazivanja	Ekonomik Politika Belirsizliğinin (EPU) ekonomik faaliyet ve finansal piyasalar üzerindeki etkili rolü iyi belgelenmiş olsa da, özellikle gelişmekte olan bir piyasa ekonomisi (EME) çerçevesinde EPU'nun nasıl tahmin edileceği hakkında çok az şey bilinmektedir. Bu çalışmada, Çin'in yeni geliştirilen EPU endeksi, LR ve DT yöntemlerini kullanarak, Çin ile yakın ticari bağlantıları olan ASEAN5 ve Hong Kong da dahil olmak üzere seçilmiş Doğu Asya Ekonomilerinin finansal belirsizliğine dayanarak tahmin edilmektedir. Doğruluk sınıflandırma puanı testine dayanarak her iki modelin performansını karşılaştıran LR, DT'den daha iyi performans göstermiştir. Etkin yatırım politikaları elde etmek ve tüketici harcamalarının azaltılmasını önlemek için düşük düzeyde bir EPU tutmayı ve sürdürmeyi amaçlayan politika yapıcılar bu çalışmanın bulgularını dikkate almalıdır.	Ağustos 2020
Forecasting Extreme Returns in Financial Markets: A Discrete Duration Framework. Finansal Piyasalarda Aşırı Getiri Tahmini: Ayrı Bir Süre Çerçevesi.	Bieńbarkowska, K.	Acta Physica Polonica, A.	Bu makalede, finansal piyasalardaki aşırı kayıpların hem zamanlamasını hem de büyüklüğünü tahmin etmek için yeni bir dinamik eşik üstü zirveler (POT) modeli sunulmuştur. Aşırı kayıpların kümelenmesini göz önünde bulundurmak için, bu ayrık dağılımların ölçek parametreleri zamana göre değişir ve otoregresif koşullu süre (ACD) modellerinin işlevsel biçimine sahiptir. Buna göre, bir sonraki zaman birimi boyunca aşırı bir kayıp olasılığı, geçmişteki aşırı kayıp zamanlarına ve bu son olaydan bu yana geçen süreye bağlıdır. POT modelinden risk altındaki değerin (VaR) nasıl tahmin edileceği gösterilmektedir ve bu yeni yaklaşımın literatürde özetlenen ACD-POT modellerine iyi bir alternatif sağladığı ampirik olarak doğrulanmaktadır.	Temmuz 2020
Forecasting financial distress with machine learning - a review.	Lemos Duarte, Denize; de Moraes Barboza, Flávio Luiz	Future Studies Research Journal: Trends & Strategies	Bu makalede çeşitli akademik araştırmaları kredi riski ve yapay zekâ (AI) ve bunların evrimi üzerine çoklu görüşlerle değerlendirmek amaçlanmıştır. Hesaplama teknolojisinin kredi riski analizi kapsamında uygulanması benzersiz bir şekilde dikkat çekmiştir. Yeni değişkenlerin, sınıflandırıcıların ve daha iddialı yöntemlerin tanımlanması ve tanıtılması talebinin sabit olduğu bulunmuştur. Verilerin ve modellerin	Eylül - Aralık 2020

Makine öğrenimi ile finansal sıkıntıyı tahmin etmek-bir inceleme.			yorumlanmasını iyileştirme çabası yoğundur. Yapay Zekâ ve Makine Öğrenimi alanında yapılan araştırmalar son dönemde daha çok dikkat ve araştırma gerektirmektedir, bu nedenle bu çalışma, bu konudaki çalışmaları derinleştirmek için yeni görüşlerin açılmasına katkıda bulunmaktadır.	
Forecasting financial stress indices in Korea: a factor model approach. Kore'de finansal stres endekslerinin tahmin edilmesi: faktör modeli yaklaşımı.	Kim, Hyeongwoo; Shi, Wen; Kim, Hyun Hak	Empirical Economics	Bu çalışmada, Kore'nin finansal stres endeksi ve Kore Bankası tarafından geliştirilen 4 alt birimi için faktör bazlı örneklem dışı tahmin modelleri önerilmiştir. Aylık 198 sıklık makroekonomik veriden oluşan bir panel için ana bileşenlerin yöntemini kullanarak, bunları farklılaştırdıktan sonra gizli ortak faktörler çıkarılmıştır. Modeller genel olarak 12 aya varan tahmin ufukları için finansal stres endekslerini tahmin etmede hem durağan hem de durağan olmayan kıyaslama modellerinden daha iyi performans göstermektedir. Sadece finansal piyasayı değil, aynı zamanda gerçek faaliyet değişkenlerini temsil eden ilk ortak faktör, Kore'deki finansal piyasalardaki kırılganlığın öngörülmesinde baskın olarak önemli bir rol oynuyor gibi görünmektedir.	2020
Forecasting Financial Time Series through Causal and Dilated Convolutional Neural Networks. Nedensel ve Genişletilmiş Konvolüsyonel Sinir Ağları aracılığıyla Finansal Zaman Serilerini Tahmin etmek.	Börjesson L; Singull M	Entropy (Basel, Switzerland)	Bu makalede, büyük bir Amerikan hisse senedi endeksinin gelecekteki fiyat hareketlerine ilişkin tahminler, aynı ve diğer ilişkili endekslerin geçmiş hareketleri analiz edilerek yapılmıştır. Ses ve konuşma üretiminde çok iyi sonuçlar veren bir model, finansal verilerin analizine uyacak şekilde değiştirildi ve daha sonra verimli bir pazar için yapılan varsayımlarla sınırlandırılmış bir temel modelle karşılaştırıldı. Geçmiş gözlemlere bakarak eğitilen herhangi bir modelin performansı, verilerin trend, doğrulama ve test kümelerine bölünmesinin nasıl yapıldığından büyük ölçüde etkilenir. Bu, finansal verilerin zamansal yapısıyla daha da abartılmıştır; bu, öngörücüler ile yanıt arasındaki nedensel ilişkinin zamana bağlı olduğu anlamına gelir. Finansal sistemin karmaşıklığı, doğru tahminler yapma mücadelesini daha da artırıyor, ancak burada önerilen model, ertesi günün kapanış fiyatını ve ertesi günün trendini tahmin ederken, naif temel modelden sırasıyla %20 ve %37'den daha iyi performans gösterebilmiştir.	29 Eylül 2020

Forecasting inflation gap persistence: Do financial sector professionals differ from nonfinancial sector ones? Enflasyon açığının kalıcılığını tahmin etme: Finansal sektör profesyonelleri finansal olmayan sektör profesyonellerinden farklı mıdır?	Dixon, Huw; Easaw, Joshy; Heravi, Saeed	International Journal of Finance & Economics	Bu makalenin amacı, finansal ve finansal olmayan sektör profesyonelleri arasında ayrım yaparak, profesyonellerin ankete dayalı verilerini kullanarak tahmin edilen enflasyon farkı kalıcılığını araştırmaktır. Tahmin edilen enflasyon farkı kalıcılığı türetilmiştir ve devlete bağlı bir model kullanarak enflasyon farkının doğrusal olmayan kalıcılık katsayısı tahmin edilmiştir Başlıca sonuçlar, gayri safi yurtiçi hasıla enflasyonuna yönelik kalıcılık tahminlerinin doğrusal bir model kullanılarak elde edilen sonuçları büyük ölçüde doğrulamasına rağmen, tüketici fiyat endeksi enflasyonu için, devlete bağımlılık ve zaman değişimi için güçlü kanıtlar olduğunu göstermektedir.	Temmuz 2020
Forecasting recessions: the importance of the financial cycle. Durgunlukların tahmini: finansal döngünün önemi.	Borio, Claudio; Drehmann, Mathias; Xia, Fan Dora	Journal of Macroeconomics	Finansal çevrimler gerçek faaliyetin önemli itici güçleri olabilir, ancak durgunluk risklerini ne kadar iyi işaret ettikleri konusunda yetersiz kanıtlar vardır. Çoğu makalenin aksine, bu makale sadece Amerika Birleşik Devletleri için değil, aynı zamanda gelişmiş ve gelişmekte olan piyasa ekonomilerinden oluşan bir panel için de tahmin performansını değerlendirmektedir. Finansal döngü önlemlerinin, üç yıllık bir ufuk için bile örneklem içinde ve dışında önemli bir tahmin gücüne sahip olduğu görülmektedir. Neredeyse tüm spesifikasyonlarda literatürde en yaygın kullanılan gösterge olan yayılma teriminden daha iyi performans göstermektedirler.	Aralık 2020
Improving Deep Learning for Forecasting Accuracy in Financial Data. Finansal Verilerin Doğruluğunu Tahmin Etmek için Derin Öğrenmeyi Geliştirmek.	Lin, Shih-Lin; Huang, Hua-Wei	Discrete Dynamics in Nature & Society	Finansal veriler, geniş bant frekans özelliklerine sahip, hem doğrusal hem de durağan değildir. Başka bir deyişle, geniş bir dalgalanma aralığı vardır; bu, yalnızca uzun kısa süreli bellek (LSTM) kullanılarak yapılan tahminlerin doğruluğu sağlamak için yeterli olmadığı anlamına gelir. Bu çalışma, finansal verilerin analizi için bir LSTM modeli ve ardından hangisinin daha büyük bir kök ortalama kare hatasına (RMSE) sahip olduğunu görmek için analitik sonuçların gerçek verilerle karşılaştırılmasını kullanmaktadır. Önerilen yöntem, finansal verilerden finansal eğilimleri anlamak ve tahmin etmek için derin öğrenmeyi ampirik mod ayrıştırma (EMD) ile birleştirir. Bu çalışmanın finansal verileri Tayvan kurumsal sosyal sorumluluk (KSS) Endeksi'nden alınmıştır. İlk olarak, EMD yöntemi CSR dizin verilerini sınırlı sayıda iç mod işlevine	4/9/2020

			(IMF) dönüştürmek için kullanılır. LSTM, döngüsel veya mevsimsel verileri tahmin etmenin iyi bir yoludur. Tahmin sonucu, tüm IMF'lerin bir araya getirilmesiyle elde edilir. Geçmişte yapılan çalışmalarda LSTM'nin kullanılabileceği doğrulanmıştır. Analitik sonuçlar, gerçek verilere kıyasla EMD ile birleştirilmiş LSTM kullanılarak daha küçük RMSE'lerin elde edilebileceğini göstermektedir.	
Modeling and Forecasting the Multivariate Realized Volatility of Financial Markets with Time-Varying Sparsity. Finansal Piyasaların Çok Değişkenli Gerçekleşen Oynaklığını Zamana Göre Değişen Seyreklikle Modelleme ve Tahmin Etme.	Luo, Jiawen; Chen, Langnan	Emerging Markets Finance & Trade	Bu makalede Çin'in finansal piyasalarından elde edilen verileri kullanarak gerçekleşen kovaryans matrislerini modellemek ve tahmin etmek için zamana göre değişen seyrekliğe (TVS) veya TVS-MHAR-X modeline sahip Çok Değişkenli Heterojen Otoregresif (MHAR) bir model geliştirilmiştir. Tahmin edilen kovaryans matrisinin pozitifliğini sağlamak için matris ayrıştırma yöntemi kullanılmıştır. Önerilen model, katsayıların seyrekliğinin, belirleyicilerin önemine bağlı olarak zaman içinde değişmesine izin verir. Önerilen modellerin tahmin performansları, istatistiksel değerlendirme ve ekonomik değerlendirmeye dayalı olarak rakip modellerle karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, önerilen MHAR-TVS-X modelinin istatistiksel değerlendirme açısından kısa vadeli tahminler için rakip modellerden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Sonuçlar ayrıca MHAR-TVS-X modelinin ekonomik değerlendirme açısından kısa ve uzun vadeli tahminler için etkin sınır ve ekonomik değerleri önemli ölçüde artırdığını göstermektedir.	2020
On the forecasting of high-frequency financial time series based on the ARIMA model improved by deep learning. Derin öğrenme ile geliştirilmiş ARIMA modeline dayanan yüksek frekanslı finansal zaman serilerinin tahmini üzerine.	Li, Zhenwei; Han, Jing; Song, Yuping	Journal of Forecasting	Ampirik araştırmalar sayesinde, geleneksel otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) modelinin, yüksek frekanslı finansal zaman serilerinin tahmini için büyük bir sapmaya sahip olduğu bulunmuştur. Yüksek frekanslı finansal zaman serilerinin depolama kapasitesi ve hesaplama gücündeki iyileşme ile bu makale, yüksek frekanslı finansal zaman serilerini tahmin etmek için geleneksel ARIMA modelini derin öğrenme modeliyle birleştirmektedir. Derin öğrenmeye dayalı geliştirilmiş ARIMA modeli, yalnızca zaman serilerinin tahmin modellerini zenginleştirmekle kalmaz, aynı zamanda hisse senedi endeksinin yatırım risklerini azaltmak için yüksek frekanslı strateji tasarımı için etkili araçlar da sağlamaktadır.	Kasım 2020

PMKT: Privacy-preserving Multi-party Knowledge Transfer for financial market forecasting. PMKT: Finansal piyasa tahmini için Gizliliği Koruyan Çok Partili Bilgi Aktarımı.	Ma, Zhuoran; Ma, Jianfeng; Miao, Yinbin; Choo, Kim-Kwang Raymond; Liu, Ximeng; Wang, Xiangyu; Yang, Tengfei	Future Generation Computer Systems	Karar verme görevi, özellikle çok kaynaklı alanlardan bilgi aktarımında kritik öneme sahip olsa da, mevcut bilgi aktarımı yaklaşımları genellikle gizliliği koruyacak şekilde tasarlanmamıştır. Bunun, özellikle finansal piyasa tahmini gibi hassas uygulamalarda potansiyel yasal ve finansal etkileri vardır. Bu nedenle, bu makalede, finansal piyasa tahmini için karar ağaçlarına dayalı Gizliliği koruyan Çok partili Bilgi Aktarım sistemi (PMKT) önerilmektedir. Birden fazla tarafın karar ağaçlarına yansıyan bilgiyi güvenli bir şekilde dış kaynak olarak kullanmak için kriptografik tabanlı bir model paylaşım tekniğinden yararlanarak gizliliği koruyan bilgi aktarımını kolaylaştırmak için güvenli bir hesaplama mekanizması tasarlanmıştır. Karar ağaçlarının kullanılması, tahminlerin yorumlana bilirliğini sağlamaya olanak tanımaktadır. Sistemin doğruluktan ödün vermeden gizlilik garantilerine ulaşabileceği kanıtlanmıştır.	Mayıs 2020
Research on the use of financial statement information for forecasting profitability. Kârlılığı tahmin etmek için finansal tablo bilgilerinin kullanımı üzerine araştırmalar.	Yohn, Teri Lombardi	Accounting & Finance	Kârlılığı tahmin etmek için finansal tablo bilgilerinin kullanımına ilişkin bu araştırmanın iki amacı vardır: (i) geliştirilmiş kârlılık tahminleri ve firma değerinin doğru tahminlerini oluşturmak; ve (ii) finansal tablo bilgileriyle ilgili piyasa verimsizliklerini belirlemek. Makale, finansal tablo analizi araştırmalarının yavaş yavaş geliştiğini ve akademisyenlerden sınırlı ilgi gördüğünü vurgulamaktadır. Temel analiz ve piyasa verimsizlikleri üzerine etkili araştırmalar için geniş fırsatlar olduğunu savunmaktadır.	Eylül 2020
Taş Ve Toprağa Dayalı Sektörde Faaliyet Gösteren Şirketlerin Finansal Başarısızlık Risklerinin Tahmin Edilmesi	Fatma Akyüz	Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi	İşletmeler faaliyetlerini yürütürken birçok masrafa katkıda bulundukça, bunlardan daha fazla gelir elde etmek ve büyütmek istemektedirler. Bu noktada finansal risk seviyeleri en aza indirilmeli ve piyasa koşulları dikkate alınmalıdır. Günümüzde işletmeler zaman zaman maddi sıkıntılarla karşı karşıya kalabilmektedir. Bazı işletmeler bu dönemleri kayıplarla atlatabilirken, bazı işletmeler iflas gibi olumsuz durumlarla karşı karşıya kalmakta ve piyasadan kaybolmaktadır. Bu çalışmanın amacı, BIST'te işlem gören taş ve toprak alanında faaliyeti olan şirketlerin 2014-2018 yılları arasında Altman ZScore-Springate ve Fulmer yöntemleriyle finansal başarısızlık riskini değerlendirmektir. Çalışma sonucunda riskli durumlarda işletmelere çözümler sunulmaya çalışılmıştır.	2020

Temporal logistic neural Bag-of-Features for financial time series forecasting leveraging limit order book data. Limit sipariş defteri verilerinden yararlanarak finansal zaman serilerini tahmin etmek için zamansal lojistik nöral Özellik Paketi.	Passalis, Nikolaos; Tefas, Anastasios; Kanniainen, Juho; Gabbouj, Moncef; Iosifidis, Alexandros	Pattern Recognition Letters	Zaman serisi tahmini, borsa tahmininden enerji yükü tahminine kadar birçok önemli uygulamanın önemli bir bileşenidir. Bu uygulamaların çoğunda toplanan verilerin yüksek boyutluluğu, hızı ve çeşitliliği, her biri için dikkatle ele alınması gereken önemli ve benzersiz zorluklar ortaya koymaktadır. Bu çalışmada, bu zorlukların üstesinden gelmek için finansal zaman serileri analizi için Zamansal Lojistik Sinirsel Özellik Paketi önerilmektedir. Önerilen yöntem derin öğrenme mimarilerinde verimli bir şekilde kullanılabilir. Düzgün bilgi akışını sağlamak için uyarlanabilir bir ölçeklendirme yöntemi önerilmektedir. Özellik vektör yoğunluklarını tahmin etmek için bir lojistik çekirdek kullanılır. Önerilen yöntem, büyük ölçekli bir veri kümesindeki rekabet yöntemlerinden daha iyi performans göstermektedir. Önerilen yaklaşımın etkinliği, 4 milyondan fazla limit siparişinden oluşan büyük ölçekli bir limit sipariş defteri veri kümesi üzerinde kapsamlı deneyler kullanılarak gösterilmiştir.	Ağustos 2020
A hybrid model for financial time-series forecasting based on mixed methodologies. Karma metodolojilere dayalı finansal zaman serisi tahmini için hibrit bir model.	Luo, Zhidan; Guo, Wei; Liu, Qingfu; Zhang, Zhengjun	Expert Systems	Bu makale, finansal zaman serilerini tahmin etmek için bir izleme farklılaştırıcısı kullanarak topluluk ampirik mod ayrışmasını (EEMD), otoregresif entegre hareketli ortalamayı (ARIMA) ve Taylor genişlemesini birleştiren hibrit bir model önermektedir. Özellikle, finansal zaman serileri EEMD tarafından bazı alt serilere ayrıştırılır. Daha sonra, her bir alt dizinin doğrusal kısmı doğrusal ARIMA modeli tarafından tahmin edilirken, doğrusal olmayan kısım doğrusal olmayan Taylor genişleme modeli tarafından tahmin edilir. Doğrusal ve doğrusal olmayan modellerin tahmin sonuçları, her bir alt dizinin tahmin edilen sonucuna birleştirilir. Nihai tahmin sonucu, tüm alt serilerin tahmin değerleri birleştirilerek elde edilir. Gerçek finansal zaman serisi verileriyle elde edilen ampirik sonuçlar, bu yeni hibrit yaklaşımın bu makalede ele alınan kıyaslama hibrit modellerinden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	Mart 2021
A new financial data forecasting model using genetic algorithm and long short-term memory network. Genetik algoritma ve uzun kısa süreli bellek ağı kullanan	Huang, Yusheng; Gao, Yelin; Gan, Yan; Ye, Mao	Neurocomputing	Finansal veri tahmini, gelecekteki ekonomik durumun daha iyi anlaşılması için elverişlidir. Son zamanlarda, finansal veri tahmini alanına varyasyonel mod ayrışımı (VMD) getirilmiştir. Bununla birlikte, mevcut yöntemlerin tahmin doğruluğu düşüktür. Bu makalede, yeni bir VMD tabanlı finansal veri tahmin modeli önerilmektedir. Bu modelde, VMD'nin parametrelerini optimize etmek için genetik algoritma kullanılmaktadır. Ardından VMD, veri dizisini uzun vadeli ve kısa vadeli eğilimlere ayırır. Son olarak, VMD	Şubat 2021

yeni bir finansal veri tahmin modeli.			tarafından üretilen girdilerle gelecekteki verileri tahmin etmek için uzun kısa süreli bellek (LSTM) ağı kullanılmaktadır. VMD'nin dalgalanmaya duyarsızlığının neden olduğu doğal hatayı azaltan bir tahmin hatası azaltma yöntemi önerilmektedir. Deneysel sonuçlar, modelimizin finansal zaman serilerinin bir adım önde olduğunu ve tahmininde doğruluk vaat ederek temel modellerden üstün olduğunu göstermektedir.	
Air pollution, affect, and forecasting bias: Evidence from Chinese financial analysts. Hava kirliliği, etki ve tahmin yanlılığı: Çinli finansal analistlerin kanıtları.	Dong, Rui; Fisman, Raymond; Wang, Yongxiang; Xu, Nianhang	Journal of Financial Economics	Bu çalışmada yatırım analistlerinin kurumsal saha ziyaretleri sırasında hava kirliliği ile müteakip kazanç tahminleri arasında negatif bir ilişki olduğunu belgelemektedir. Analist, hava durumu ve firma özelliklerini hesaba kattıktan sonra, hava kalitesinin "iyi/mükemmel" den "ağır kirli" ye aşırı derecede kötüleşmesi, gerçekleşen kârlara göre yüzde 1 puandan daha düşük bir kâr tahmini ile ilişkilidir. Altta yatan mekanizmayı daha iyi anlamak için kirlilik tahmini ilişkisindeki heterojenlik araştırılmıştır. Kirlilik, yalnızca ziyaretten hemen sonraki haftalarda açıklanan tahminleri etkileyerek, ruh halinin büyük olasılıkla bir rol oynadığını ve farklı aracı kurumlardan analistler aynı tarihte ziyaret ettiğinde kirliliğin etkisinin daha az belirgin olduğunu ve birden fazla bakış açısının zayıflatıcı bir etkisi olduğunu gösteriyor. Son olarak, çevresel koşullara uyarlanabilirliğe dair düşündürücü kanıtlar vardır – yüksek kirliliğe sahip şehirlerde bulunan analistlerin tahminleri, saha ziyareti kirliliğinden nispeten etkilenmemektedir.	Mart 2021
Analysis and economic-mathematical modeling in the process of forecasting the financial capacity of milk processing enterprises of the agriculture sector: a case study of Volyn region, Ukraine. Tarım sektörünün süt işleme işletmelerinin finansal kapasitesini tahmin etme sürecinde analiz ve	Dziamulych, Mykola; Moskovchuk, Alla; Vavdiiuk, Nataliia; Kovalchuk, Nadiia; Kulynych, Myroslava; Naumenko, Nataliya	Scientific Papers: Management, Economic Engineering in Agriculture & Rural Development	Bu makalede, Ukrayna'nın Volyn bölgesinin tarım sektöründeki süt işletmelerinin finansal potansiyelinin analiz sürecinin, süt işletmelerinin finansal durumunun ve finansal yeteneklerinin analizi de dahil olmak üzere bu işletmelerin derinlemesine bir finansal analizinden önce gelmesi gerektiği kanıtlanmaktadır. Süt işletmelerinin finansal potansiyel göstergesinin tahmini değerinin, sonucun onu etkileyen faktörlerle ilişkisini yansıtan bir faktör modelinin geliştirilmesinin uygulanmasını içerdiği doğrulanmaktadır. Dinamikleri regresyon bağımlılığı ile tanımlanan süt işletmelerinin finansal potansiyelinin tahmin değerleri, elektronik yazılım ürünü Excel'in işlevsel hizmet yetenekleri kullanılarak hesaplanmıştır. Ukrayna'nın Volyn bölgesinin tarımsal sanayi sektörünün süt endüstrisinin finansal potansiyelinin analizine dayanarak, özerklik katsayısı, cari varlıkların oranı, kendi likidite oranı, kârlılık, toplam varlık	2021

ekonomik-matematiksel modelleme: Volyn bölgesi, Ukrayna örneği.			getirisi gibi göstergelere olan bağımlılığı belirlenmiştir. Makalede, karşılıklı bağımlılık ve inşa edilen tahmin değerleri temelinde tanımlanan Ukrayna'nın Volyn bölgesinin tarım sektöründeki süt işletmelerinin finansal potansiyelinin ekonomik ve matematiksel modellemesinin sonuçlarının yatırımcılar tarafından yönetim yatırım kararları vermede kullanılabileceği kanıtlanmaktadır.	
Artificial intelligence methods applied to financial assets price forecasting in trading contexts with low (intraday) and very low (high-frequency) time frames. Düşük (gün içi) ve çok düşük (yüksek frekanslı) zaman dilimlerine sahip ticari bağlamlarda finansal varlıkların fiyat tahminine uygulanan yapay zekâ yöntemleri.	Petrelli, Donata; Cesarini, Fabrizio	Strategic Change	Finansal fiyat yüksek frekanslı algoritmik ticaret için hızlı tahmin, basitleştirilmiş yapay zekâ modelleri kullanılarak kârlı bir şekilde geliştirilebilir. Algoritmik ticarette çalışmak için her biri bağlama özgü birkaç farklı metodoloji vardır. Bu makalede önerilen yöntem, daha iyi performansa öncelik vermek için tasarlanmıştır. Metodoloji, performansı en üst düzeye çıkarmak için bazıları gözden geçirilmiş ve basitleştirilmiş farklı yapay zekâ tekniklerinin bir kombinasyonunu kullanır. Tahmin kısmı, hesaplamayı hızlandırmak için özel olarak tasarlanmış Petrelli-Cesarini endeksine dayalı, düşük zaman dilimli ve yüksek frekanslı işlemlere sahip çalışma ortamlarında kullanılmasına izin veren bir formüle atanmıştır.	Mayıs 2021
Basic Time Series Models in Financial Forecasting. Finansal Tahminde Temel Zaman Serisi Modelleri.	Gruevski, Ilija; Gaber, Stevan	Journal of Economics (1857-9973)	Tahmin, günümüz yaşamının kaçınılmaz sürecidir. Bir dizi tarihsel veya mevcut bilgiye dayanan ve en yaygın olarak eğilimlerin analizinin eşlik ettiği geleceğe dair tahminlerle ilgilidir. Tahmin, bilginin kaynağına ve tahminin amacına bağlı olarak farklı tahmin teknikleri kullanır. Bu makalenin temel ilgi alanı, finansal tahminde kullanılan temel zaman serisi yöntemleri, özellikle basit hareketli ortalama yöntemi, ağırlıklı hareketli ortalama yöntemi ve üstel hareketli ortalama yöntemidir. Basit hareketli ortalamanın bir versiyonu, kısa vadede de sunulan kümülatif hareketli ortalamadır. Bunlar genellikle eğilim tezahürü veya mevsimsel bileşen olmadan zaman serilerini tahmin etmek için kullanılır. Tahmin yöntemlerinin analizi, temel tahmin kavramlarının gözden geçirilmesini, olası uygulama önerilerini ve özellik sınırlamalarının karşılaştırılmasını içerir.	2021

BIST sürdürülebilirlik endeksine alternatif bir yaklaşım: finansal göstergeler ile bir tahmin	Eda Köse; Ömer Serkan Gülal; Gökhan Seçme	Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi	Bu çalışmada sürdürülebilirlik endeksi, BIST Sürdürülebilirlik Endeksi'nde yer alan şirketlerin finansal göstergeleri üzerinden tahmin edilmekte ve mevcut sürdürülebilirlik endeksi ile önerilen yöntem sonucunda elde edilen endeks değerleri karşılaştırılarak daha objektif ve kolay hesaplanabilir bir endekse ulaşılıp ulaşılamayacağı araştırılmaktadır. Araştırma örneği 2014-2019 dönemi Sürdürülebilirlik Endeksi'nde yer alan 48 şirketten oluşmaktadır. Alternatif sürdürülebilirlik endeksi yapay sinir ağları kullanılarak tahmin edilmektedir. Yapılan sürdürülebilirlik endeksi tahminleri karşılaştırılarak etkin bir yöntem belirlenir. Yapay sinir ağı yönetimi, doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesinde başarılı olduğu tespit edilen bir tahmin aracı olarak sürdürülebilirlik endeksi tahmininde etkin olarak kullanılmaktadır. Çalışmanın sonuçlarına göre yapay sinir ağındaki eğitim, doğrulama ve test aşamalarının her biri için kullanılan verilerin regresyon çizgisinin üstünde veya çok yakınında olduğu ortaya çıkarılmış ve ANN modelinin BIST Sürdürülebilirlik Endeksinin hesaplanmasında etkili bir tahmin aracı olarak kullanılabileceği görülmüştür.	2021
Covıd-19 salgını döneminde Türkiye finansal piyasalarındaki değişimlerin tahmin edilmesinde volatilite endeksinin rolünün analizi	Esra N Kilci	Mali Çözüm	Volatilite endeksi, finansal piyasalarda artan strese işaret eden ve yatırımcılar tarafından takip edilen en önemli göstergelerden biridir. Bu çalışmanın amacı, 16.03.2011-16.12.2020 döneminde CBOE Volatilite Endeksi ve CBOE Gelişmekte Olan Piyasalar ETF Volatilite Endeksinin BIST100 borsa endeksi ve USD/TRY paritesi üzerindeki etkisini incelemektir. Analizde, geleneksel ADF birim kök testi ve RALS (Artık Artırılmış En Küçük Kâreler) birim kök testi kullanılmıştır. Sonraki aşamada Fourier nedensellik testi volatilite endekslerinden borsa endeksine ve döviz kuruna nedensellik ilişkisini test etmek için kullanılmaktadır. Bulgular volatilite endekslerinin BİST100 borsa endeksi ve USD / TRY kuru üzerindeki kısa vadeli etkisinin kanıtlarını desteklemektedir.	2021
Development of a doctrinal model for state financial security management and forecasting its level.	Poltorak, Anastasiia; Potryvaieva, Natalia; Kuzoma, Vitalii; Volosyuk,	Eastern-European Journal of Enterprise Technologies	Bu çalışmada, küreselleşme değişiklikleri bağlamında devlet finansal güvenlik yönetiminin doktriner bir modeli geliştirilmiştir. Model beş düzeyde (doktriner, kavramsal, stratejik, programatik, planlı) oluşturulmuştur, mantıksal bir misyon sürekliliği, finansal sektördeki öncelikler ve teknolojik yenilik düzeyi, etkileyen faktörler ve hedeflere	2021

Devlet finansal güvenlik yönetimi için doktrin modelinin geliştirilmesi ve seviyesinin tahmin edilmesi.	Yuriy; Bobrovska, Nadia		ulaşmayı amaçlayan bir eylem sistemi içermektedir. Bu model, devletlerin yeni ihtiyaçları, dünya finansal alanındaki küreselleşme süreçleri, teknoloji geliştirme, yeni zorluklar ve tehditlerle ilişkili ekonomideki dönüşümsel süreçlere uyum sağlamayı amaçlayan bir dizi çözüm biriktirmektedir. Çalışma sonucunda tahmin gerçekleştirilmekte ve stokastik sistemlerin parametrelerini tahmin etmek için bir polinom algoritması kullanılarak devletin finansal güvenliğini yönetme yaklaşımlarını değiştirme sonuçlarının etkinliği kanıtlanmaktadır. Ortalama hata seviyesi %0.005'tir, bu da bu göstergelerin toplamının devletin finansal güvenlik durumunu karakterize edebileceği anlamına gelir. Buna göre, bu model, devletin finansal güvenliğinin oluşumuna yönelik yaklaşımların değiştirilmesinin sonuçlarını tahmin etme sürecinde faydalıdır.	
Dynamic evolution of ride-hailing platforms from a systemic perspective: Forecasting financial sustainability. Binicilik platformlarının sistemik bir perspektiften dinamik evrimi: Finansal sürdürülebilirliği tahmin etmek.	Sun, Shouheng; Ertz, Myriam	Transportation Research: Part C	Ulaşım platformlarının genellikle parlak bir gelecek için hazır olduğuna inanılıyor, ancak bu endüstrinin kârlılığı ile ilgili sorunlar sık sık ortaya çıkmaktadır. Bu çalışma, kâr ve çeşitli mikro ve makro, iç ve dış faktörlerin büyüme üzerindeki etkisi de dahil olmak üzere bir dizi temel performans göstergesi ile sürüş platformlarının büyümesini tahmin etmek için sistem dinamiği modelleme çerçevesini kullanmaktadır. Daha spesifik olarak, binicilik platformlarını odak noktası olarak ele alan bu çalışma, simüle edilmiş bir ulaşım platformunun iç yapısını ve büyüme mekanizmasını sistematik bir bakış açısıyla araştırmaktadır. Sonuçlar, gelişmekte olan platform iş modelinin işletilmesi ve yönetimi için analitik bir araç oluştururken, binicilik platformlarıyla ilgili sürdürülebilir büyüme yollarının ve mekanizmalarının daha iyi anlaşılmasını sağlar. Böylece makale, dijital ulaşım ekonomisinin teorik ve pratik anlayışını daha da ilerlettiği için araştırmacılar, yöneticiler ve politika yapıcılar için yararlı sonuçlar sunmaktadır.	Nisan 2021
Employing Google Trends and Deep Learning in Forecasting Financial Market Turbulence. Finansal Piyasa Türbülansını Tahmin Etmede Google	Petropoulos, Anastasios; Siakoulis, Vasileios; Stavroulakis, Evangelos; Lazaris, Panagiotis;	Journal of Behavioral Finance	Bu makalede, insanların finansal haberlere olan ilgisini ölçmek için Google Trend endekslerinin kullanıldığı bir finansal sözlük oluşturmak üzere 10.000 Merkez Bankası konuşmasına metin madenciliği metodolojileri uygulanmaktadır. Özellikle, bu endeksler ile finansal piyasa türbülansı arasındaki ilişki, çeşitli Makine Öğrenimi algoritmaları ve geleneksel istatistiksel tekniklerle kıyaslanan Derin Öğrenme tekniklerinden yararlanarak araştırılmıştır. Temel bulgu, Google sorgularının gelecekteki	Mayıs 2021

Trendleri ve Derin Öğrenmeyi Kullanmak.	Vlachogiannakis, Nikolaos		piyasa türbülansını kısa sürede (bir ay) tahmin edebilecek bilgileri iletmesi ve Derin Öğrenme algoritmalarının kıyaslama tekniklerinden açıkça daha iyi performans göstermesidir. Sosyal veriler, genellikle birkaç hafta veya ay gecikmeyle kullanılabilen resmi finansal göstergelere kıyasla daha duyarlı olduğundan, Google Trends kriz Erken Uyarı Sistemlerinin oluşturulmasında yararlı girdiler sağlayabilir. Bu nedenle, mevcut sosyal verilerle sürekli güncellenen böyle bir Erken Uyarı Sistemi (EWS) politika yapıcılar için değerli bir araç olabilir, çünkü bir krizin yakın olup olmadığına dair işaretleri hemen belirleyebilir.	
Examining Statistical Methods in Forecasting Financial Energy of Households in Poland and Taiwan. Polonya ve Tayvan'daki Hanelerin Finansal Enerjisini Tahmin Etmede İstatistiksel Yöntemlerin İncelenmesi.	Korol, Tomasz; Melnychenko, Oleksandr; Yamada, Yuji	Energies (19961073)	Bu makale, hane halklarının finansal enerjisini tahmin etmede istatistiksel yöntemlerin yararlılığını incelemektedir. Çalışmanın amacı, hane halklarının hem finansal hem de demografik bilgilerini birleştiren yenilikçi oranları oluşturmak ve bunları tahmin modellerinde uygulamaktır. Bu amacı gerçekleştirmek için Polonya ve Tayvan'daki haneler için ayrı ayrı diskriminant analizi, logit analizi ve karar ağaçları olmak üzere üç farklı yöntem kullanılarak altı tahmin modeli geliştirilmiştir. Böyle bir araştırma yaklaşımı, inşa edilen oranların uygulanmasının tahmin modelinin etkinliğini ve farklı ekonomik bölgeler arasındaki çok yönlülüğünü arttırıp arttırmayacağı sorusuna cevap verecektir. Araştırma, her iki ülkeden 2400 haneden oluşan iki öğrenme örneği ve iki test örneği (her ülke için bir tane) olmak üzere dört hane örneğine dayanmaktadır. Bu çalışma, küresel olarak literatürde, biri finansal diğeri demografik değişken olmak üzere iki farklı değişken türünün bir araya getirilmesiyle oluşturulan oranlara dayalı tahmin modelleri geliştirmeye yönelik ilk girişimlerden biridir. Bulgular, tüketicilerin finansal gücünü temsil eden çok çeşitli tanı değişkenlerini dikkate alarak, hane halklarının finansal enerjisini tahmin etmek için önerilen yenilikçi yaklaşımın yüksek kullanılabilirliğini doğrulamaktadır.	Nisan 2021
Financial forecasting for self-sufficiency and food security in poultry meat.	Alnafissa M; Ghanem A; Alamri Y; Alhashim J; Alagsam F	Environment, development and sustainability	Bu çalışma, Suudi Arabistan'daki kanatlı eti endüstrisinde kendi kendine yeterlilik ve gıda güvenliği sağlamak için finansman ve suya olan ihtiyacı tahmin etmektedir. Bu çalışma ikincil verilere ve ekonomik ve istatistiksel denklemlere dayandırılmıştır. Uygulanan gıda güvenliği ile kanatlı eti için finansman ve su ihtiyacına ilişkin endeksler hesaplanmıştır. Bu çalışma, endüstri liderlerinin kanatlı eti için kendi kendine yeterlilik ve gıda	5 Nisan 2021

Kanatlı etlerinde kendi kendine yeterlilik ve gıda güvenliği için finansal tahmin.			güvenliği sağlamak için özel sektöre yatırımlarını artırmalarını önermektedir.	
Financial time series analysis and forecasting with Hilbert–Huang transform feature generation and machine learning. Hilbert–Huang özellik üretimi ve makine öğrenimi dönüşümü ile finansal zaman serisi analizi ve tahmini.	Leung, Tim; Zhao, Theodore	Applied Stochastic Models in Business & Industry	Bu makalede, durağan olmayan finansal zaman serilerini analiz etmek için tamamlayıcı topluluk ampirik mod ayrıştırma ve Hilbert–Huang dönüşümü (HHT) yöntemi sunulmaktadır. Bu gürültü destekli yaklaşım, herhangi bir zaman serisini, karşılık gelen anlık frekanslarla birlikte bir dizi içsel mod fonksiyonuna ayrıştırır. Farklı mod kombinasyonları, farklı zaman ölçeklerinin bileşenlerini kullanarak zaman serilerini yeniden oluşturmayı sağlar. HHT'yi kullanarak yeni özelliklerden oluşan bir koleksiyon oluşturulup regresyon ağacı topluluğu, destek vektör makinesi ve uzun kısa süreli bellek sinir ağı gibi makine öğrenme modellerine entegre edilmiştir. Ampirik finansal veriler kullanarak, HHT ile geliştirilmiş birkaç makine öğrenimi modeli tahmin performansı açısından karşılaştırılmıştır.	Mayıs 2021
Financial Times Series Forecasting of Clustered Stocks. Kümelenmiş Hisse Senetlerinin Finansal Zaman Serisi Tahmini.	Affonso, Felipe; Dias, Thiago Magela Rodrigues; Pinto, Adilson Luiz	Mobile Networks & Applications	Borsayı tahmin etmek, finansal varlıkların davranışları veya finansal amaçlar için bir açıklama bulma merakından dolayı yaygın olarak çalışılan bir alandır. Bu çalışmalar arasında en iyi teknikler sinir ağlarını bir tahmin tekniği olarak kullanmaktadır. Daha spesifik olarak, bu amaç için en iyi ağlara tekrarlayan sinir ağları (RNN) denir ve bir değerler dizisi ile uğraşırken ekstra bir seçenek sunar. Bununla birlikte, çalışmaların büyük bir kısmı az sayıda hisse senedinin sonucunu tahmin etmeyi amaçlamaktadır, bu nedenle bu çalışma çok sayıda hisse senedinin davranışını tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Bunun için benzer stoklar korelasyonlarına göre gruplandırıldı ve daha sonra benzer grupların kümelenmesi için K-means algoritması uygulandı. Bu işlemden sonra, belirli bir varlık grubunun fiyatını tahmin etmek için bir tür RNN olan Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) kullanılmıştır. Daha sonra, fiyat eğilimini analiz etmek için öngörülen fiyatlar doğru fiyatlarla karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, eğilimin zamanın ortalama %48'i için doğru olduğu tahmin edildikten sonra kümelenme stoklarının ağın etkinliğini etkilemediğini gösterdi. Yatırımcılar ve portföy yöneticileri önerilen teknikleri sadece günlük görevleri için kullanabilirler.	Şubat 2021

Forecasting and financial statement adjustment; The case of retail stores in ,Kwazulu-Natal, South Africa. Tahmin ve finansal tablo ayarlaması; Kwazulu-Natal, Güney Afrika'daki perakende satış mağazaları örneği.	Mbambo, Mzwandile Atkins; Olarewaju, Odunayo Magret; Ngiba, Brian Thulane	African Journal of Business & Economic Research	Bu araştırma makalesi, tahminin Güney Afrika'nın KwaZulu-Natal kentindeki perakende satış mağazaları için finansal tablo ayarlaması üzerindeki etkilerini incelemektedir. Çalışmada kantitatif tasarım yöntemi kullanılmıştır. Bu çalışma için bir anket tasarlandı ve Johannesburg Borsası'nda işlem gören KwaZulu-Natal'daki 20 mağazanın iki farklı şubesinin her birinde perakende mağaza başına beş katılımcıya 200 kopya verildi. Bu çalışmada Keşif Faktör Analizi kullanılmıştır. Ayrıca, bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisini tahmin etmek için bir regresyon testi hazırlanmıştır. Bulgular, fiyatlandırma ve stok tahmininin perakende mağazalarında finansal tabloların düzeltilmesine neden olduğunu göstermiştir. Bu nedenle, perakende mağaza tahminlerinin yanlış yönetilmesi durumunda iş akışı döngüsünü etkileyeceği sonucuna varılmıştır.	Mart 2021
Forecasting corporate financial distress in the Southeast Asian countries: A market-based approach. Güneydoğu Asya ülkelerinde kurumsal mali sıkıntıyı tahmin etmek: Pazara dayalı bir yaklaşım.	Dinh, Dung V.; Powell, Robert J.; Vo, Duc H.	Journal of Asian Economics	Bu çalışma, Asya Finansal Krizi (AFC) ve Küresel Finansal Kriz (GFC) dahil olmak üzere bir dizi ekonomik finansal durumu kapsayan 1997'den 2016'ya kadar olan dönemde Merton piyasaya dayalı Temerrüde Uzaklık (DD) modeline dayanan kurumsal finansal sıkıntı tahminini araştırmak amacıyla yürütülmüştür. Çalışma, Endonezya, Malezya, Filipinler, Singapur, Tayland ve Vietnam'dan oluşan ASEAN Ekonomik Topluluğundaki (AEC) en büyük altı ülkeye odaklanmaktadır. Esas olarak iflasa odaklanan önceki çalışmaların aksine, bu makale iflastan çok önce sıkıntıya işaret eden erken uyarı tehlike göstergelerine odaklanmaktadır. Bu, firmaların firma düzeyinde Bu makaleden elde edilen temel ampirik bulgular, piyasaya dayalı temerrüde uzaklık (DD) modelinin, gelecek yıldaki mali sıkıntıların genellikle iyi bir erken uyarı göstergesi olduğunu, ancak tahmin doğruluğunun Güneydoğu Asya bölgesindeki tek tek ülkeler arasında değiştiğini göstermektedir.	Haziran 2021
Forecasting financial vulnerability in the USA: A factor model approach.	Hyeongwoo Kim; Wen Shi	Journal of Forecasting	Bu makale, Cleveland Finansal Stres Endeksindeki (CFSI) değişikliklerle ölçülen finansal piyasa kırılganlığı için faktöre dayalı bir tahmin modeli sunmaktadır. Örneklem dışı CFSI tahminini yapabilmek için 170 aylık sıklık makroekonomik veriden temel bileşenler yöntemi ile gizli ortak faktörleri tahmin edilmektedir. Faktör modelleri, en azından kısa vadeli tahmin ufukları için örneklem dışı öngörülebilirlikte hem rastgele yürüyüş hem de otoregresif kriter modellerinden daha iyi performans	Nisan 2021

ABD'de finansal kırılganlığın tahmin edilmesi: Faktör modeli yaklaşımı.			göstermektedir; bu, finansal krizlerin çoğu zaman sürpriz bir gerçekleşmeye gelmesi nedeniyle arzu edilen bir özelliktir. İlginçtir ki, finansal kırılganlık endeksinin öngörülmesinde kilit rol oynayan ilk ortak faktör, nominal değişkenlerden ziyade faaliyet değişkenleriyle daha yakından ilişkili görünmektedir.	
Forecasting price of financial market crash via a new nonlinear potential GARCH model. Yeni bir doğrusal olmayan potansiyel GARCH modeli ile finansal piyasa çöküşünün fiyatını tahmin etmek.	Xing, Dun-Zhong; Li, Hai-Feng; Li, Jiang-Cheng; Long, Chao	Physica A	Finansal piyasa çöküşü, finansal piyasa istikrarsızlığının en uç belirtilerinden biridir. Temel yapısını ve tahmin yöntemlerini incelemek büyük önem taşımaktadır. Bu makalede, doğrusal olmayan potansiyel fonksiyonu tanıtarak ve GARCH modeliyle birleştirerek yeni bir doğrusal olmayan potansiyel GARCH modeli önerilmektedir. Sadece potansiyel fonksiyonların etkilerini analiz etmek ve dalgalanmaların fiyatlar üzerindeki etkilerini ortadan kaldırmak için, gerçekleşen oynaklığı birleştirip önerilen modelin olasılık fonksiyon tahminlerini ve GARCH ve ARCH modellerinin kıyaslaması önerilmektedir. Örnek içi ve örnek dışı için üç modelin uyumunun iyi olup olmadığını test etmek için Akaike bilgi kriteri ve Bayes bilgi kriteri kullanılmaktadır. Önerilen yeni doğrusal olmayan potansiyel GARCH modelinin dinamik tahmin performansı, kıyaslama GARCH ve ARCH modellerininkiyle karşılaştırılmıştır. Temel ampirik sonuçlar, önerilen yeni doğrusal olmayan potansiyel GARCH modelinin, verilen veriler için finansal fiyat çöküşündeki getirileri ve fiyatları tahmin etmek için kıyaslama GARCH ve ARCH modellerinden daha iyi olduğunu göstermektedir.	Mart 2021
Forecasting surgical costs: Towards informed financial consent and financial risk reduction. Cerrahi maliyetlerin öngörülmesi: Bilgilendirilmiş finansal rıza ve finansal riskin azaltılmasına doğru.	Barreto SG; Bulamu N; Chaudhary A; Chen G; Kawakami K; Maggino L; Malleo G; Pendharkâr S; Trudeau MT; Salvia R; Vollmer CM Jr; Windsor JA	Pancreatology : official journal of the International Association of Pancreatology (IAP) ... [et al.]	Dünya genelinde sağlık harcamaları artmaktadır ve bu, cerrahi hastalar ve aileleri için önemli bir mali sıkıntı nedenidir. Örnek olarak en karmaşık, morbid ve maliyetli operasyonlardan biri olan pankreatoduodenektomiyi (PD) kullanan bu çalışma, ameliyatın maliyet faktörlerini tanımlamayı, bu sürücülerin nispi katkısını tahmin etmeyi ve kohortlara özgü bir maliyet tahmin aracı türetmeyi ve doğrulamayı amaçlamıştır. Hindistan, İtalya ve Amerika Birleşik Devletleri'ndeki üç üçüncül hastanede PD uygulanan 1406 hastanın maliyetlerine ilişkin veriler analiz edildi. Maliyet sürücüleri belirlendi ve 4 aşamalı bir süreç kullanılarak maliyet modelleri geliştirildi. Bir maliyet tahmin aracı geliştirilmiştir. Bu yaklaşım, hastalara (bilgilendirilmiş mali onay sırasında) ve finansman kuruluşlarına belirli bir	Ocak 2021

			operasyon için daha gerçekçi bir maliyet tahmini sağlayacak içeriğe özgü veriler geliştirmek için kullanılabilir.	
Forecasting volatility by integrating financial risk with environmental, social, and governance risk. Finansal riski çevresel, sosyal ve yönetişim riskiyle bütünleştirerek oynaklığı tahmin etmek.	Capelli, Paolo; Ielasi, Federica; Russo, Angeloantonio	Corporate Social Responsibility & Environmental Management	Bu çalışma, çevresel, sosyal ve yönetişim (ESG) faktörlerine dayalı bir risk önleminin değerlendirilmesinin, finansal varlıkların finansal riski ile oynaklığı arasındaki farkı azaltıp azaltamayacağını doğrulamayı amaçlamaktadır. İstatistiksel modeller 2007-2015 yılları arasında 17.996 firma yılı gözlemi (55 ülke ve 10 sektörden 3332 aktif firma, ECPI Küresel Etik Özkaynak Endeksinde listelenmiştir) üzerinden yürütülmektedir. Temel sonuçlara göre, geleneksel finansal risk önlemlerinin tahmin etkinliği, finansal riski ESG entropisini dikkate alan bir ESG risk önlemi ile bütünleştirerek geliştirilebilir. Orta vadede beklenmeyen oynaklığı azaltarak, ESG risk ölçüsü yatırımcılara ve fon yöneticilerine karar vermede yararlı bir ölçüm sağlamaktadır.	Eylül 2021
Forecasting wavelet neural hybrid network with financial ensemble empirical mode decomposition and MCID evaluation. Finansal topluluk ampirik mod ayrışması ve MCID değerlendirmesi ile dalgacık nöral hibrit ağının tahmin edilmesi.	Yang, Yu; Wang, Jun	Expert Systems with Applications	Bu çalışmada, doğrusal olmayan veri ve geçmiş verilerin etkisi özelliklerini göz önüne alarak, enerji fiyatlarının tahmin doğruluğunu geliştirmek için hibrid Yapay Sinir Ağı tahmin modeli kurmak için (WNNRT) etkili rasgele zaman dalgacık sinir ağı veri analiz yöntemi uygulanmıştır. Geleneksel modellerden farklı olarak, WNNRT modelini oluşturmak için dalgacık sinir ağına geçmiş verilerin güncelliğini ve piyasa ortamının rastgele değişimini dikkate alan rastgele zaman etkin işlevi uygulanmıştır. Ampirik sonuçlar, önerilen modelin üstünlük tahmin kapasitesini göstermektedir.	Mart 2021
Lojistik regresyon analizi ile işletmelerde finansal başarısızlığın tahmin edilmesi: BİST sınai endeksinde bir uygulama	Kadir Tutkavul; Ferit Karahan	Mali Çözüm	Finansal açıdan başarısızlık, önlem alınmazsa işletmeleri iflas edebilme noktasına kadar getirebilmektedir. Bu nedenle işletmelerin finansal performanslarının değerlendirilmesi ve finansal durumlarının ortaya koyulması gerekmektedir. Bu değerlendirme işletmelerin karşı karşıya kalabilecekleri riskleri görebilmesine ve bu risklere karşı önlem alabilmesine olanak sağlamaktadır. Bu çalışmanın temel amacı işletmelerin finansal başarısızlıklarının tahmin edilebilmesini sağlayacak bir tahmin modeli geliştirmektir. Bu amacı gerçekleştirmek için çalışmada Lojistik Regresyon Analizinden yararlanılmıştır. Çalışma kapsamında ilk	2021

			olarak analize tabi işletmeler; finansal olarak başarılı işletmeler ve finansal olarak başarısız işletmeler olmak üzere ikili olarak sınıflandırılmıştır. Bu sınıflandırmanın yapılmasında beş farklı kriter göz önüne alınmıştır. Bağımsız değişken olarak 14 farklı finansal oran kullanılarak başarılı ve başarısız olan işletmeler tahmin edilmeye çalışılmıştır. Analiz sonucunda işletmelerin başarılı olup olmadıkları 2016 yılında %90,8, 2017 yılında %93.5 ve 2018 yılında %88.9 oranında tahmin edilmiştir.	
Multidimensional KNN algorithm based on EEMD and complexity measures in financial time series forecasting. Finansal zaman serileri tahmininde EEMD ve karmaşıklık ölçümlerine dayanan çok boyutlu KNN algoritması.	Lin, Guancen; Lin, Aijing; Cao, Jianing	Expert Systems with Applications	Hisse senedi zaman serisi tahmini, akademik araştırmacıların evrensel bir amacıdır. Uygun bir tahmin yöntemi, yatırımcıların makul bir portföy elde etmelerine, bir dereceye kadar potansiyel finansal risklerden kaçınmalarına yardımcı olacaktır. Borsa katılımcılarına ve araştırmacılara daha iyi tahmin sonuçları sağlamak için, bu yazıda, finansal zaman serileri tahmininde k-en yakın komşular (KNN) yönteminin işlevini arttırmayı amaçlayan değiştirilmiş bir modelleme prosedürü önerilmiştir. Deneysel sonuçlar önerilen modelin EEMD–MKNN modeli ve MKNN–TSPI modelinden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir.	Nisan 2021
Narrative expectations in financial forecasting. Finansal tahminde anlatı beklentileri.	Johnson, Samuel G. B.; Tuckett, David	Journal of Behavioral Decision Making	İnsanlar gelecekle ilgili beklentileri nasıl oluşturur? Bu soruyu incelemek için amatör ve uzman yatırımcıların finansal varlık fiyatları ile ilgili beklentileri kullanılmıştır. Ekonomik davranış hakkında yeni mikro temel bilgiler sağlayan bir anlatı seçim teorisi için umutları tartışarak sonuçlandırılmıştır.	Mart 2021
Point and density forecasting of macroeconomic and financial uncertainties of the USA. ABD'nin makroekonomik ve finansal belirsizliklerinin nokta ve yoğunluk tahmini.	Salisu, Afees A.; Gupta, Rangan; Ogbonna, Ahamuefula E.	Journal of Forecasting	Bu çalışmada, ABD'nin 1960:3. çeyrek ile 2018:4. çeyrek arasındaki makroekonomik ve finansal belirsizlikleri, çok çeşitli sabit parametreli ve zamana göre değişen modeller kullanan 303 yordayıcıdan oluşan geniş bir veri kümesine dayanarak tahmin edilmektedir. Sonuçlar, belirsizliğin tahmin edilebilir olduğunu göstermektedir	Temmuz 2021

Targeting Predictors Via Partial Distance Correlation With Applications to Financial Forecasting. Finansal Tahmin Uygulamaları İle Kısmi Mesafe Korelasyonu Yoluyla Öngörücüleri Hedefleme.	Yousuf, Kashif; Feng, Yang	Journal of Business & Economic Statistics	Yüksek boyutlu zaman serisi veri kümeleri, ekonomi ve finansın çeşitli alanlarında giderek yaygınlaşmaktadır. Zaman serisi verilerinin yaygınlığı göz önüne alındığında, zaman serilerinin benzersiz özelliklerini kullanan verimli değişken tarama yöntemleri geliştirmek çok önemlidir. Bu makalede, kısmi mesafe korelasyonuna dayanan ve zamana bağlı verilerle başa çıkmak için özel olarak geliştirilen çeşitli modelsiz tarama yöntemleri tanıtılmaktadır. Yöntemlerin etkinliği kapsamlı simülasyon çalışmaları ve ABD piyasa getirilerini tahmin etmeye yönelik bir uygulama ile gösterilmektedir.	Nisan 2021
The long memory heavy process: modeling and forecasting financial volatility. Uzun hafızalı ağır süreç: finansal oynaklığın modellenmesi ve tahmin edilmesi.	Kâranasos, M.; Yfanti, S.; Christopoulos, A.	Annals of Operations Research	Bu makale, döviz ve emtia ticareti, tahvil ve borsalara yatırım, piyasa riskinden korunma ve sermaye bütçelemesi gibi günlük iş hazine işlemlerine doğrudan uygulanabilen iki değişkenli ağır volatilite regresyon denklemleri sistemini ve çeşitli uzantılarını incelemektedir. Hiperbolik bellek gerçekleşen ölçüye daha iyi uyarken, kesirli entegrasyon güç geri dönüşleri için daha uygundur. İki değişkenli sisteme uygulanan yapısal kopmalar, özellikle 2007/2008 küresel mali krizi sırasında ve sonrasında parametrelerin zamana göre değişen davranışlarını yakalamaktadır.	Kasım 2021
Turizm gelirlerinin cari işlemler dengesine etkileri: Türkiye örneği üzerinde yapay sinir ağları ile öngörü.	Cinel, Emek Aslı; Yolcu, Ufuk	International Journal of Economic & Administrative Studies	Turizm sektörü, hizmet sektörü özelliklerine sahip olması nedeniyle emek yoğun bir sektördür ve ulusal ekonomiler üzerinde önemli bir etkiye sahiptir. Bu çalışmada, Türkiye'de turizm gelirlerinin 2013-2020 dönemi cari işlemler dengesi üzerindeki etkilerinin ortaya konulması amaçlanmış ve bu amaç doğrultusunda yapay sinir ağı yöntemi kullanılarak turizm gelirleri ile cari işlemler dengesi arasındaki ilişki öngörülmüştür. Elde edilen bulgular, turizm gelirlerine ilişkin gecikmiş değişkenleri cari işlemler dengesi tahmini için girdi olarak kullanan 4 farklı ANN (Yapay Sinir Ağı) modelinin oldukça başarılı bir tahmin performansına sahip olduğunu göstermiştir.	2021

4. YAPAY ZEKÂ MODELLERİYLE FİNANSAL PERFORMANS TAHMİNİ: BIST UYGULAMASI

Şirketlerin gelecekteki finans durumunun en iyi tahminini yapmak yüksek riskli durumlardan kaçınmak ve faydaları artırmak için geçmiş ve şimdiki finansal bilgilerin kullanımına dayanmaktadır. Bu tür tahminler yatırımcılar ve karar vericiler de dahil olmak üzere gelecekte olası finansman durumunu bilmek isteyen herkesin ilgisini çekmektedir. Bununla birlikte finansal verilerin karmaşık yapısı doğru tahminler yapmayı zorlaştırmaktadır. Çok karmaşık problemleri analiz etmeye uygun olduğu gösterilen yapay zekâ bu tez çalışmasının literatür bölümünde de görüleceği üzere son yıllarda giderek daha da artan bir şekilde finansal tahminlerde uygulanmaktadır. Greenman'ın (2017) araştırmasına göre muhasebe ve denetim profesyonellerinin kariyerlerinin geleceği yapay zekâya bağlıdır çünkü yapay zekâ bu profesyonellerin etkinliğini ve üretkenliğini artırmak için ihtiyaç duydukları kaynakları sağlamada önemli bir araçtır.

Bu bölümde gerçekleştirilen araştırmanın amacı, araştırma sorusu, araştırmanın sınırlılıkları, yöntemi, veriler ve işlenmesi, oluşturulan modeller ve bulguları ile modellerin performans karşılaştırmasına yer verilerek en iyi performans sergileyen modelin ileri tahmin bulgularına yer verilmiştir.

4.1. Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın amacı, Borsa İstanbul'da işlem gören şirketlerde finansal performans tahmini için oluşturulan yapay zekâ modelleri denenerek en uygun model ile şirketlerin gelecek yıllardaki finansal performanslarının tahmin edilmesidir. En önemli katkı ise muhasebe ve finans alanındaki uygulayıcı ve araştırmacılara yapay zekâ teknolojilerinden faydalanabilecekleri bir bakış açısı kazandırılması olacaktır.

4.2. Araştırma Sorusu

Bu uygulama kapsamında yanıt aranan araştırma sorusu "BIST şirketlerinin finansal verilerinden oluşan iki ayrı veri seti için oluşturulan yapay zekâ modellerinden

(PROPHET, LSTM, ANFIS) hangisi daha iyi tahminleyici modeldir?" olarak belirlenmiştir.

4.3. Araştırma Yöntemi

Finansal tahmin üzerine yapılan çalışmalar literatür üzerinden incelendikten sonra yapay zekâ modelleriyle çalışmak üzere Kamuyu Aydınlatma Platformu üzerinden BIST'te yer alan şirketlerin 2009-2020 yılları arasındaki finansal verileri Matriks Gold programı ile alınmıştır. Yapılan literatür taraması göz önünde bulundurularak finansal performans tahmininde kullanılacak oranlar ile 8 bağımsız değişken ve 1 bağımlı değişken belirlenmiştir.

Çalışmada kullanılan değişkenler Tablo 8'de gösterilmiştir.

Tablo 8. Araştırmada Kullanılan Değişkenler

Bağımsız Değişkenler	**Bağımlı Değişken**
Cari Oran $= \frac{Dönen\ Varlıklar}{Kısa\ Vadeli\ Yabancı\ Kaynaklar}$	Net Dönem Kârı/Zararı
Asit Test Oranı $= \frac{Dönen\ Varlıklar - Stoklar}{Kısa\ Vadeli\ Yabancı\ Kaynaklar}$	
Net Kâr Marjı $= \frac{Dönem\ Net\ Karı}{\text{Net Satışlar}}$	
Aktif Kârlılık Oranı $= \frac{Dönem\ Net\ Karı}{Aktif\ toplamı}$	
Öz Sermaye Kârlılık Oranı $= \frac{Dönem\ Net\ Karı}{Öz\ Sermaye}$	
Hasılat	
Brüt Kâr/Zarar	
Vergi Öncesi Kâr/Zarar	

Tablo 8'de görüldüğü üzere bağımlı değişken olarak net dönem kârı/zararı, bağımsız değişkenler olarak ise hasılat, net kâr marjı, aktif kârlılık (ROA), özkaynak kârlılığı (ROE), cari oran, asit test oranı, brüt kâr/zarar ve vergi öncesi kâr/zarar değişkenleri alınmıştır. Açık kaynaklı programlama dili olması ve zaman serisi hesaplamalarını çok hızlı yapmayı sağlayan kütüphanelere sahip olması nedeniyle Python ile modellere hazırlık amacıyla 4 aşamalı ön işleme süreçleri gerçekleştirilmiştir. Son işlenen verinin korelasyon kontrolleri yapıldıktan sonra zaman serisi problemlerinde kullanılan Facebook PROPHET, LSTM ve ANFIS yöntemleri ile modeller eğitilerek

tahmin performansı ölçülmüştür. Tahmin performans matrislerinden MSE, RMSE ve MAPE ölçütleri kullanılarak tahmin performansları değerlendirilmiştir. En iyi tahmin performansı sergileyen ANFIS modeli ile MATLAB programı üzerinde ileri tahminleme yapılmıştır.

4.4. Araştırmanın Sınırlılıkları

Kullanılan mali tablo verilerinde enflasyon etkisi, döviz kurlarındaki dalgalanmaların etkisi ve tüm dünyayı etkileyen Covid-19 pandemisinin etkileri araştırmanın sınırlılıklarını oluşturmaktadır.

4.5. Verilerin İşlenmesi

Python programlama dili ile modellere hazırlık amacıyla 4 aşamalı ön işleme süreçleri gerçekleştirilmiştir. Son işlenen verinin korelasyon kontrolleri yapıldıktan sonra zaman serisi problemlerinde kullanılan PROPHET, LSTM ve ANFIS teknikleri olmak üzere 3 model ile 2009-2019 yılları arsındaki 11 yılın yıllık tüm verilerine sahip olan ADEL şirketi üzerinde deneme çalışması yapılmıştır.

Daha sonra 2020 yılı verilerinin açıklanması ile bu yıl verileri de araştırmaya dahil edilmiştir. Veriler üçer aylık dönemler olarak alındı ve yıllık olarak 11 dönemlik veri, 48 döneme yükseltilmiştir. Borsa İstanbul'da işlem gören 520 şirketten verilerinin %40'ı boş olanları çıkartılmıştır. Ayrıca şirket verilerinden 2009/03 döneminde çok az firmanın verisi olduğu için bu dönem veri setinden çıkarılmıştır, veri aralığı 2009/06 ile 2020/12 arası olarak güncellenmiştir. Bu verilerden de art arda 4 dönemden fazla verisi olmayan firmalar veri setinden çıkarılmıştır. 4 dönem ve daha az verisi olmayan her bir dönem için, kendisinden önceki 4 dönemin ortalaması alınarak atama şeklinde işlenmiş ve tüm verileri dolu olan Tablo 9'da sektörleri ile birlikte gösterilen 133 şirkete ait veri seti oluşturulmuştur.

Tablo 9. Araştırmada Kullanılan Şirketler ve Sektörleri

	Şirket Kodu	Sektör
1	ADEL	İMALAT
2	AFYON	İMALAT
3	AKCNS	İMALAT
4	AKENR	ELEKTRİK GAZ VE SU

5	AKMGY	MALİ KURULUŞLAR
6	AKSA	İMALAT
7	AKSUE	ELEKTRİK GAZ VE SU
8	ALARK	MALİ KURULUŞLAR
9	ALCAR	İMALAT
10	ALCTL	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
11	ALGYO	MALİ KURULUŞLAR
12	ARENA	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
13	ARMDA	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
14	ASELS	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
15	ASUZU	İMALAT
16	AYCES	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTALAR, OTELLER
17	AYEN	ELEKTRİK GAZ VE SU
18	AYGAZ	İMALAT
19	BAGFS	İMALAT
20	BANVT	İMALAT
21	BIMAS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTALAR, OTELLER
22	BOSSA	İMALAT
23	BRISA	İMALAT
24	BRKO	İMALAT
25	BRSAN	İMALAT
26	BRYAT	MALİ KURULUŞLAR
27	BTCIM	İMALAT
28	BUCIM	İMALAT
29	CCOLA	İMALAT
30	CELHA	İMALAT
31	CEMTS	İMALAT
32	CIMSA	İMALAT
33	CLEBI	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME
34	CMBTN	İMALAT
35	DERIM	İMALAT
36	DESA	İMALAT
37	DEVA	İMALAT
38	DGATE	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
39	DITAS	İMALAT
40	DMSAS	İMALAT
41	DOAS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTALAR, OTELLER

42	DOBUR	İMALAT
43	DOGUB	İMALAT
44	DOHOL	MALİ KURULUŞLAR
45	DURDO	İMALAT
46	DYOBY	İMALAT
47	ECILC	MALİ KURULUŞLAR
48	ECZYT	MALİ KURULUŞLAR
49	EDIP	İNŞAAT VE BAYINDIRLIK
50	EGEEN	İMALAT
51	EGGUB	İMALAT
52	EGPRO	İMALAT
53	EGSER	İMALAT
54	EMKEL	İMALAT
55	ENKAI	İNŞAAT VE BAYINDIRLIK
56	EPLAS	İMALAT
57	ERBOS	İMALAT
58	ETYAT	MALİ KURULUŞLAR
59	EUYO	MALİ KURULUŞLAR
60	FMIZP	İMALAT
61	FRIGO	İMALAT
62	GENTS	İMALAT
63	GEREL	İMALAT
64	GLYHO	MALİ KURULUŞLAR
65	GOLTS	İMALAT
66	GOODY	İMALAT
67	GRNYO	MALİ KURULUŞLAR
68	GUBRF	İMALAT
69	HEKTS	İMALAT
70	HURGZ	İMALAT
71	IHLAS	MALİ KURULUŞLAR
72	INTEM	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTALAR, OTELLER
73	IPEKE	MADENCİLİK VE TAŞ OCAKÇILIĞI
74	ISGSY	MALİ KURULUŞLAR
75	ISGYO	MALİ KURULUŞLAR
76	ISMEN	MALİ KURULUŞLAR
77	ISYAT	MALİ KURULUŞLAR
78	IZMDC	İMALAT

79	KÂREL	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
80	KÂRSN	İMALAT
81	KÂRTN	İMALAT
82	KCHOL	MALİ KURULUŞLAR
83	KENT	İMALAT
84	KERVT	İMALAT
85	KLMSN	İMALAT
86	KNFRT	İMALAT
87	KONYA	İMALAT
88	KORDS	İMALAT
89	KRDMA	İMALAT
90	KRSTL	İMALAT
91	KUTPO	İMALAT
92	LINK	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
93	LOGO	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
94	LUKSK	İMALAT
95	MAKTK	İMALAT
96	MGROS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTALAR, OTELLER
97	MNDRS	İMALAT
98	NETAS	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
99	NUGYO	MALİ KURULUŞLAR
100	OYAYO	MALİ KURULUŞLAR
101	PARSN	İMALAT
102	PEGYO	MALİ KURULUŞLAR
103	PETKM	İMALAT
104	PETUN	İMALAT
105	PINSU	İMALAT
106	PKÂRT	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA
107	PKENT	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTALAR, OTELLER
108	RYSAS	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME
109	SAHOL	MALİ KURULUŞLAR
110	SANKO	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTALAR, OTELLER
111	SARKY	İMALAT
112	SASA	İMALAT
113	SELEC	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTALAR, OTELLER
114	SELGD	İMALAT
115	SILVR	İMALAT

116	SISE	MALİ KURULUŞLAR
117	SONME	GAYRİMENKUL FAALİYETLERİ
118	TAVHL	MALİ KURULUŞLAR
119	TBORG	İMALAT
120	TCELL	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME
121	TIRE	İMALAT
122	TKFEN	MALİ KURULUŞLAR
123	TOASO	İMALAT
124	TRCAS	MALİ KURULUŞLAR
125	TTRAK	İMALAT
126	TUKAS	İMALAT
127	TUPRS	İMALAT
128	USAK	İMALAT
129	VAKKO	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTALAR, OTELLER
130	VESBE	İMALAT
131	VESTL	İMALAT
132	YATAS	İMALAT
133	YKGYO	MALİ KURULUŞLAR

Bu veri setinden hareketle üçer aylık dönem verileri birbirinden bağımsız olarak ikinci bir veri seti daha oluşturulmuştur. Her iki veri seti ile LSTM, Prophet ve ANFIS yöntemleri ile Python programında çalışılmıştır. Araştırma sınırlılıklarından Covid-19 pandemi döneminin etkisini modele öğretebilmek için eğitim setine 2020 yılının ilk 6 ay verisi de dahil edilerek daha geniş tutulmuştur. 47 dönemden oluşan Veri Seti-1 (V1) 45 dönemi ve 44 dönemden oluşan Veri Seti-2 (V2) 42 dönemi eğitildikten sonra her iki veri setinin de son 2 dönem tahminine ait MSE, RMSE ve MAPE değerleri ölçülmüştür.

4.6. Oluşturulan Modeller ve Bulguları

Çalışmada yapay zekâ yöntemlerinden Prophet, LSTM ve ANFIS ile modeller oluşturulmuştur. Modeller hakkında bilgiler ve elde edilen bulgular her model için ayrı ayrı incelenmiştir.

4.6.1. Prophet Modeli ve Bulgular

Yapay zekâ ile zaman serisi tahmini yapılan yöntemlerden biri olan Facebook Prophet, temel modelin ayrıntılarını bilmeden dengeli içgüdüsel parametrelere sahip olmayı amaçlayan Facebook'un Veri Bilimi Ekibi tarafından oluşturulmuştur (Taylor ve Letham, 2017). Trend, mevsimsellik ve tatillerden oluşan üç ana model bileşenine sahip ayrıştırılabilir bir zaman serisi modeli kullanılmıştır (Taylor ve Letham 2018).

Formülü: $y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon(t)$

g (t) periyodik olmayan değişiklikleri modelleyen trend fonksiyonu, s (t) periyodik değişiklikleri (haftalık ve yıllık) temsil eden mevsimselliktir, h (t) potansiyel olarak düzensiz programlarda meydana gelen tatilin etkileridir ve €t, sırasıyla model tarafından yer almayan bir hata terimidir. Zamanı bir regresör olarak kullanan Prophet, zamanın lineer ve lineer olmayan birçok fonksiyonunu bileşen olarak uydurmaya çalışmaktadır (Taylor ve Letham, 2018). Prophet yönteminin analist yaklaşımı, analistin verilerle ilgili istatistiksel bilgisi olmadan tahmin algoritması oluşturabilmesi nedeniyle diğer istatistiksel yöntemlerden farklı yönüdür (Mata, 2020).

Bu çalışmada kullanılan diğer yapay zekâ yöntemlerine nispeten yeni bir yöntem olan Prophet, nakit akış tahmini (Weytjens vd., 2019), yeraltı su seviyesi tahmini (Aguilera vd., 2019), sağlıkta acil durum tahmini (Duarte ve Faerman, 2019), hava kirliliği tahmini (Samal vd., 2019), web sitesi trafik tahmini (Subashini vd., 2019), borsa kapanış fiyatı tahmini (Chan, 2020), Covid-19 durağanlık tahmini (Phutela vd., 2020), Covid-19 vaka tahmini (Sevli ve Gülsoy, 2020), hisse senedi piyasası tahmini (Madhuri vd., 2020), ham petrol trend tahmini (Güleryüz ve Özden, 2020), süpermarket satış tahmini (Jha ve Pande, 2021), bitcoin tahmini (Akdağ ve Bozma, 2021), imalat sektöründe finansal performans tahmini (Yurttabir ve Kıymetli Şen, 2021) ve suç oranı tahmini (De, Kaur ve Behera, 2022) gibi farklı alanlarda zaman serisi tahminleri için uygulanmıştır.

Bu çalışmada V1 ve V2 veri setlerinde yer alan 133 şirkete ait MSE, RMSE ve MAPE değerleri Prophet modeli ile ölçülmüştür. Ölçüm yapılan 133 şirketten 78 tanesi İmalat sektöründe, 26 tanesi Mali Kuruluşlar içinde, 29 tanesi diğer sektörlerde

faaliyet göstermektedir. 7 farklı sektörde faaliyet gösteren 29 şirkete ait diğer sektör dağılımı Tablo 10'da gösterilmiştir:

Tablo 10. Diğer Sektör Dağılımı

SEKTÖR	ŞİRKET SAYISI
TEKNOLOJİ,BİLİŞİM, SAVUNMA	10
TOPTAN PERAKENDE TİC,LOKANTLAR, OTELLER	9
ELEKTRİK GAZ VE SU	3
ULAŞTIRMA,DEPOLAMA VE HABERLEŞME	3
İNŞAAT VE BAYINDIRLIK	2
MADENCİLİK VE TAŞ OCAKÇILIĞI	1
GAYRİMENKUL FAALİYETLERİ	1

V1 için MSE değerleri 0,0011 ile 25,4762, RMSE değerleri 0,0341 ile 5,04740 ve MAPE değerleri 0,0337 ile 4,6164 aralığında ölçülmüştür. Sıfıra yakın değerler başarılı tahminleri gösterirken sıfırdan uzaklaşan değerler başarısız tahminleri göstermektedir. V1 için en başarılı 20 ve en başarısız 20 MSE değerine sahip şirketlerin 2020/12 dönemi gerçekleşen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri ile tahmin edilen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri Tablo11 ve Tablo 12'de gösterilmiştir:

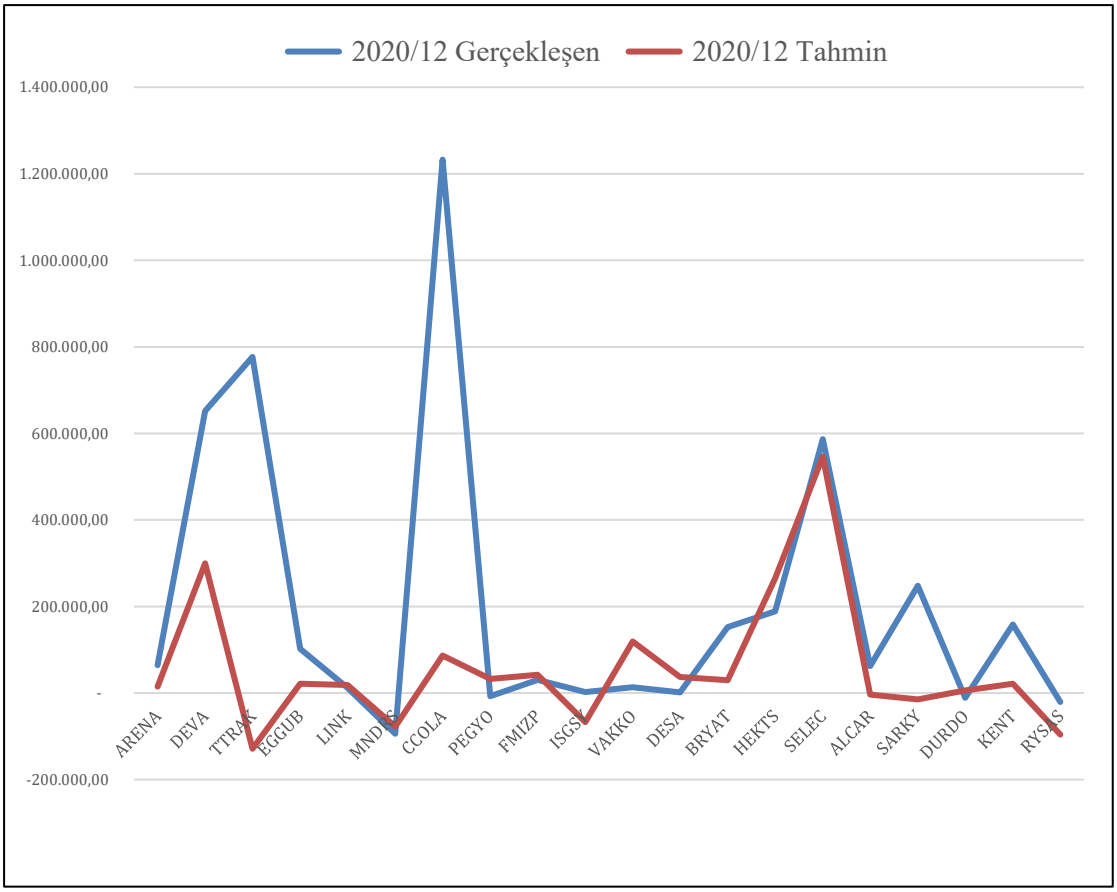
Tablo 11. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi Prophet Tahmini V1

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
0,00116792	ARENA	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	64.640,65	14.671,09
0,02630653	DEVA	İMALAT	651.448,68	299.383,22
0,034138456	TTRAK	İMALAT	776.443,04	- 128.843,72
0,050194718	EGGUB	İMALAT	102.202,00	21.803,33
0,078526083	LINK	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	12.101,60	18.616,37
0,081684025	MNDRS	İMALAT	- 94.124,33	- 77.986,22
0,09934936	CCOLA	İMALAT	1.232.671,00	86.904,78
0,104862019	PEGYO	MALİ KURULUŞLAR	- 7.505,35	32.493,74
0,105982792	FMIZP	İMALAT	30.530,05	41.832,81
0,108907308	ISGSY	MALİ KURULUŞLAR	2.050,31	- 66.948,47
0,125235859	VAKKO	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	13.414,46	119.007,28
0,128979705	DESA	İMALAT	1.646,93	36.659,83
0,134539907	BRYAT	MALİ KURULUŞLAR	152.571,69	29.513,44
0,193551559	HEKTS	İMALAT	188.330,97	264.996,23

0,226770141	SELEC	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	586.795,63	546.383,85
0,266222604	ALCAR	İMALAT	61.871,47	- 3.350,44
0,315648767	SARKY	İMALAT	247.975,40	- 14.698,45
0,353269314	DURDO	İMALAT	- 11.031,56	6.288,07
0,37402504	KENT	İMALAT	158.569,65	21.686,23
0,386655091	RYSAS	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME	- 20.702,37	- 96.074,34

Tablo 11'de görüldüğü üzere en başarılı MSE değerine sahip şirketlerin 12 tanesi İmalat, 3 tanesi Mali Kuruluşlar, 2 tanesi Teknoloji, Bilişim Savunma, 2 tanesi Toptan Perakende Ticaret Lokantalar, Oteller ve bir tanesi de Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme sektöründedir.

Şekil 9'da V1 veri setine ait Prophet Modelinde 2020/12 dönemi en başarılı tahmine sahip 20 şirketin gerçekleşen değerleri ile tahminlerinin karşılaştırılması gösterilmiştir:



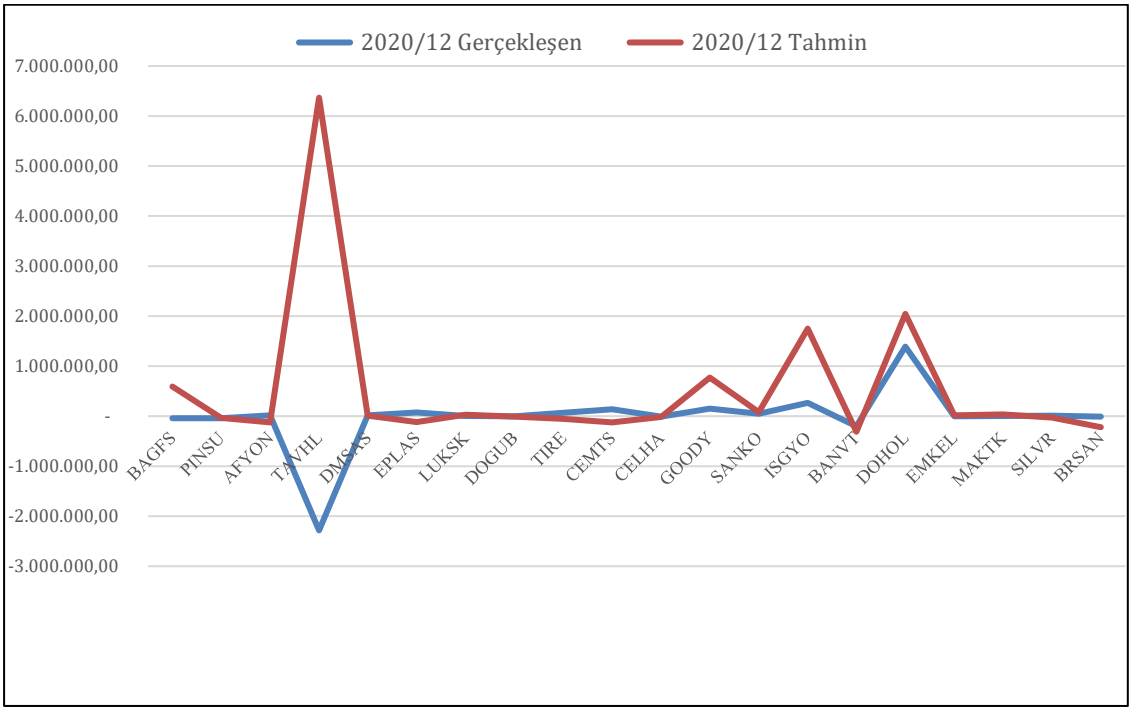
Şekil 9. Prophet V1 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

Tablo 12. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi Prophet Tahmini V1

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
25,47629582	BAGFS	İMALAT	- 41.208,26	591.972,16
20,00593302	PINSU	İMALAT	- 39.857,31	- 33.731,18
16,51921104	AFYON	İMALAT	17.064,07	- 124.525,26
15,30798281	TAVHL	MALİ KURULUŞLAR	- 2.283.284,00	6.367.287,03
14,497114	DMSAS	İMALAT	15.758,94	12.192,73
14,48385936	EPLAS	İMALAT	72.974,49	- 119.520,65
12,66040486	LUKSK	İMALAT	6.301,64	29.491,25
11,42272575	DOGUB	İMALAT	- 1.793,76	- 7.449,58
10,4776514	TIRE	İMALAT	64.144,57	- 52.384,73
9,768658842	CEMTS	İMALAT	138.822,11	- 127.000,63
9,462217646	CELHA	İMALAT	- 8.131,16	- 18.331,18
9,039145366	GOODY	İMALAT	151.247,31	770.597,32
8,223528166	SANKO	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	45.316,40	81.982,30
7,193965051	ISGYO	MALİ KURULUŞLAR	266.502,00	1.748.137,23
7,092024819	BANVT	İMALAT	- 199.747,81	- 311.746,53
6,987233751	DOHOL	MALİ KURULUŞLAR	1.390.240,00	2.046.639,39
6,922847939	EMKEL	İMALAT	- 414,58	15.052,21
6,757847177	MAKTK	İMALAT	6.497,06	36.900,54
6,408112862	SILVR	İMALAT	10.929,36	- 27.817,87
6,288498992	BRSAN	İMALAT	- 10.503,17	- 218.486,62

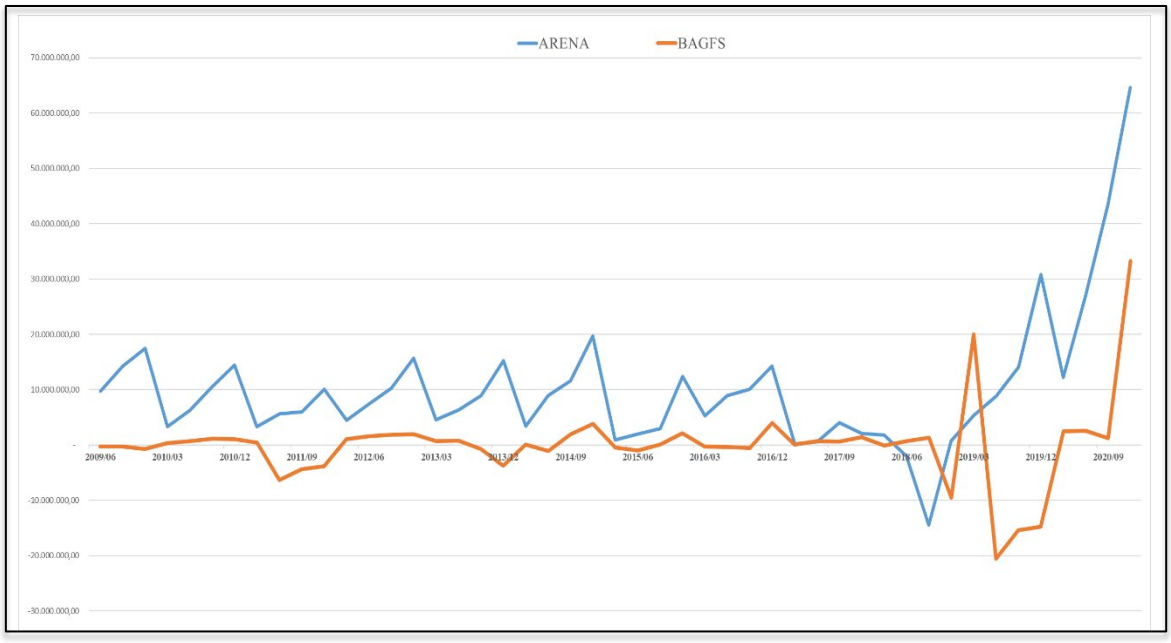
Tablo 12'ye baktığımızda en başarısız MSE değerine sahip şirketlerin 16 tanesi İmalat, 3 tanesi Mali Kuruluşlar ve 1 tanesi Toptan Perakende Ticaret Lokantalar, Oteller sektöründe oldukları görülmektedir.

V1 veri setine ait Prophet Modelinde 2020/12 dönemi en başarısız tahmine sahip 20 şirketin gerçekleşen değerleri ile tahminlerinin karşılaştırılması Şekil 10'da gösterilmiştir:



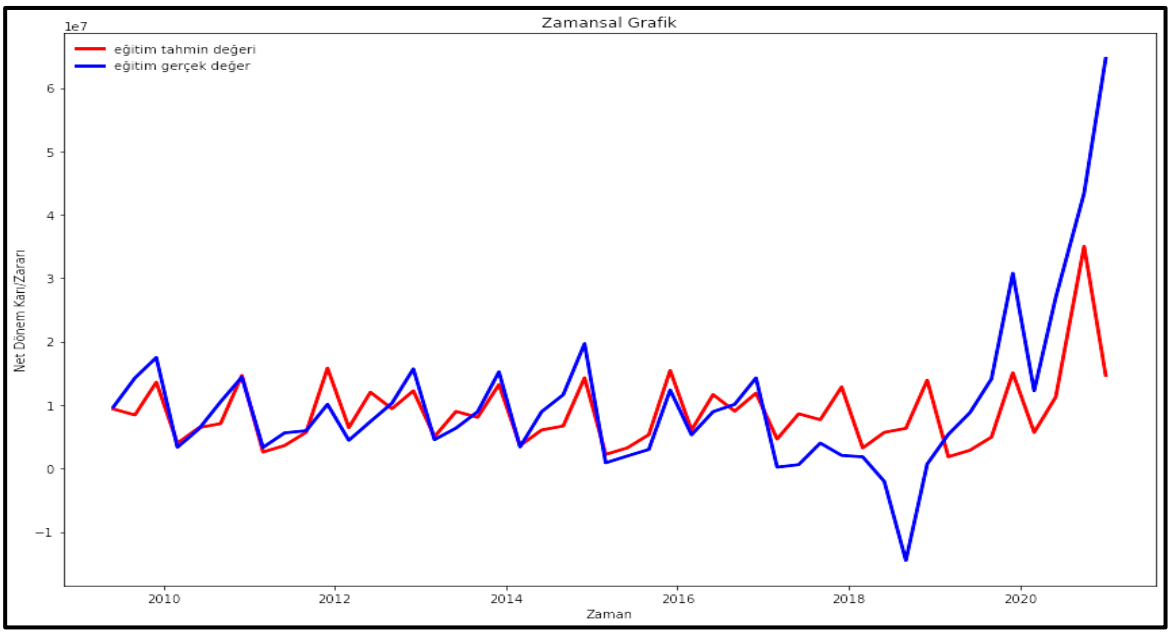
Şekil 10. Prophet V1 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

Prophet V1 için en başarılı tahmin MSE değerine sahip şirket Teknoloji, Bilişim, Savunma sektöründeki ARENA iken en başarısız tahmin MSE değerine sahip şirket BAGFS İmalat sektöründedir. Şekil 11'de bu iki şirketin 47 dönemlik gerçek Net Dönem Kârı/Zararı değerlerine baktığımızda ARENA verilerinin daha düzenli bir trende sahipken, BAGFS şirketinin verilerinin daha inişli çıkışlı olduğu görülmektedir.

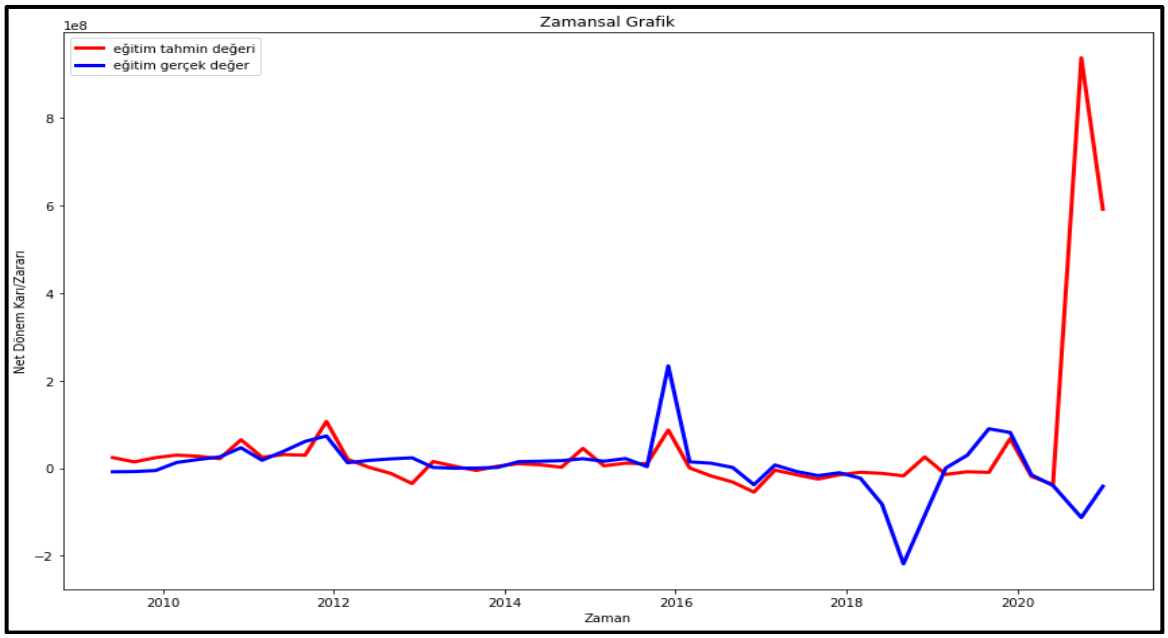


Şekil 11. Prophet V1 ARENA-BAGFS Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı Karşılaştırması

Şekil 12'de Prophet modeli V1 setinde en başarılı MSE değerine sahip ARENA şirketinin eğitim tahmin değerlerinin genel olarak gerçekleşen değerlere yakın olduğu, bazı dönemlerde ise uzak tahminler gerçekleştirdiği görülmekte. Şekil 13'te Prophet modeli V1 setinde en başarısız MSE değerine sahip BAGFS şirketinin eğitim tahmin değerlerinin gerçekleşen değerlerle karşılaştırmasına baktığımızda eğitim tahminlerinin gerçekleşen değerlere ARENA şirketine göre daha uzak olduğu görülmektedir.



Şekil 12. ARENA Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması



Şekil 13. BAGFS Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması

V2 için MSE değerleri 0,0736 ile 17,0735, RMSE değerleri 0,2712 ile 4,1320 ve MAPE değerleri 0,2565 ile 3,4509 aralığında ölçülmüştür. V2 için en başarılı 20 ve en başarısız 20 MSE değerine sahip şirketlerin 2020/12 dönemi gerçekleşen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri ile tahmin edilen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri Tablo13 ve Tablo 14'te gösterilmiştir:

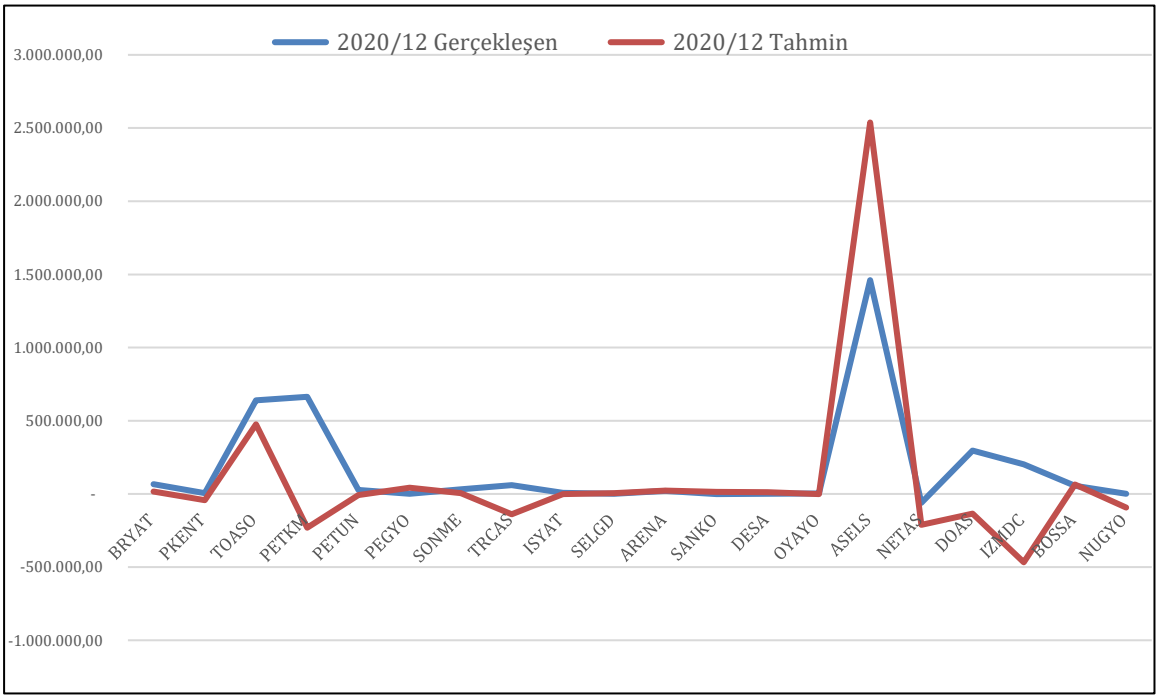
Tablo 13. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi Prophet Tahmini V2

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
0,07360000	BRYAT	MALİ KURULUŞLAR	66.391,52	15.858,58
0,09110000	PKENT	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	4.730,22	- 43.675,30
0,09390000	TOASO	İMALAT	639.204,00	475.915,36
0,17440000	PETKM	İMALAT	662.993,00	- 230.163,72
0,19480000	PETUN	İMALAT	27.359,21	- 7.288,13
0,20530000	PEGYO	MALİ KURULUŞLAR	337,95	42.581,02
0,22100000	SONME	GAYRİMENKUL FAALİYETLERİ	31.331,33	6.270,04
0,30330000	TRCAS	MALİ KURULUŞLAR	59.672,32	- 140.095,07
0,32630000	ISYAT	MALİ KURULUŞLAR	7.573,63	- 1.906,41
0,39110000	SELGD	İMALAT	310,72	4.434,42
0,39810000	ARENA	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	21.231,09	22.358,59
0,42820000	SANKO	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	- 1.231,33	13.712,27
0,53160000	DESA	İMALAT	1.554,90	11.946,04
0,61010000	OYAYO	MALİ KURULUŞLAR	2.508,63	- 1.568,75
0,68280000	ASELS	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	1.460.668,00	2.537.933,03
0,69980000	NETAS	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	- 60.690,59	- 210.095,82
0,70990000	DOAS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	296.156,00	- 134.087,24

0,82650000	IZMDC	İMALAT	201.527,18	- 467.096,76
0,86230000	BOSSA	İMALAT	55.947,23	64.425,98
1,01860000	NUGYO	MALİ KURULUŞLAR	946,81	- 93.534,77

En başarılı MSE değerine sahip şirketlerin 7 tanesi İmalat, 6 tanesi Mali Kuruluşlar, 3 tanesi Teknoloji, Bilişim Savunma, 3 tanesi Toptan Perakende Ticaret Lokantalar, Oteller ve bir tanesi de Gayrimenkul Faaliyetleri sektöründe olduğu Tablo 13'te görülmektedir.

Şekil 14'te V2 veri seti Prophet Modeli 2020/12 döneminde en başarılı tahmine sahip 20 şirketin gerçekleşen değerleri ile tahminlerinin karşılaştırılması gösterilmiştir:



Şekil 14. Prophet V2 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

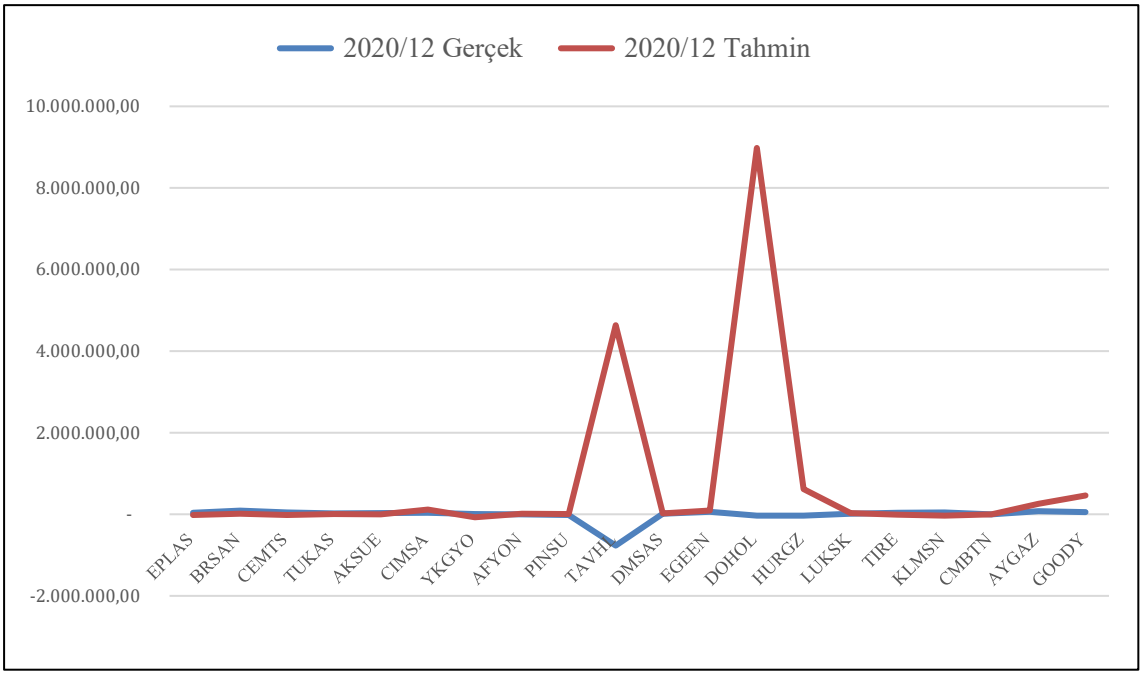
Tablo 14. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi Prophet Tahmini V2

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçek	2020/12 Tahmin
17,07350000	EPLAS	İMALAT	34.652,48	- 21.158,00
16,33040000	BRSAN	İMALAT	90.064,53	10.594,60
15,92700000	CEMTS	İMALAT	48.637,26	- 15.616,87

14,09540000	TUKAS	İMALAT	24.409,66	3.653,94
13,33330000	AKSUE	ELEKTRİK GAZ VE SU	28.716,00	- 953,26
13,19130000	CIMSA	İMALAT	40.214,23	119.045,05
12,33110000	YKGYO	MALİ KURULUŞLAR	1.926,51	- 73.578,40
11,81320000	AFYON	İMALAT	- 2.562,44	12.081,29
11,39260000	PINSU	İMALAT	- 16.805,92	5.977,30
11,19660000	TAVHL	MALİ KURULUŞLAR	- 767.606,00	4.633.976,45
10,13460000	DMSAS	İMALAT	16.513,40	24.239,43
9,90210000	EGEEN	İMALAT	58.485,86	91.784,58
9,89600000	DOHOL	MALİ KURULUŞLAR	- 34.172,00	8.979.954,66
8,71590000	HURGZ	İMALAT	- 29.505,02	619.791,58
8,03910000	LUKSK	İMALAT	12.714,76	27.770,40
8,03150000	TIRE	İMALAT	35.720,88	- 7.680,80
7,90170000	KLMSN	İMALAT	42.292,77	- 32.713,18
7,69930000	CMBTN	İMALAT	1.442,08	87,81
7,46500000	AYGAZ	İMALAT	78.161,00	255.934,51
7,31940000	GOODY	İMALAT	53.416,54	459.044,64

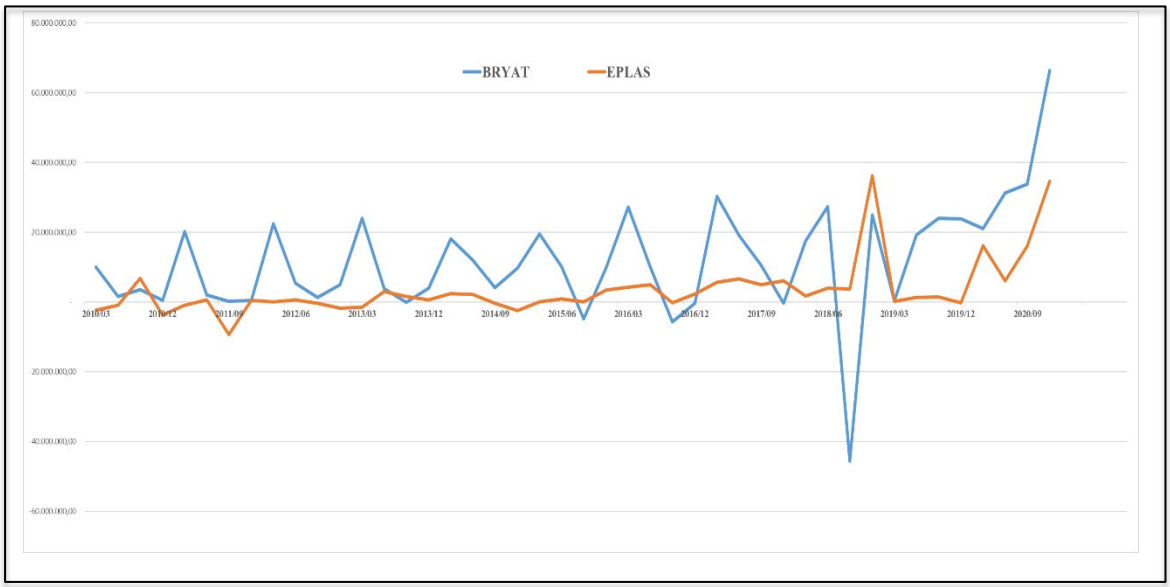
Tablo 14'te en başarısız MSE değerine sahip şirketlerin 16 tanesi İmalat, 3 tanesi Mali Kuruluşlar ve 1 tanesi Elektrik, Gaz ve Su sektöründe oldukları görülmektedir.

Şekil 15'te V2 veri seti Prophet Modeli 2020/12 döneminde en başarısız tahmine sahip 20 şirketin gerçekleşen değerleri ile tahminlerinin karşılaştırılması gösterilmiştir:



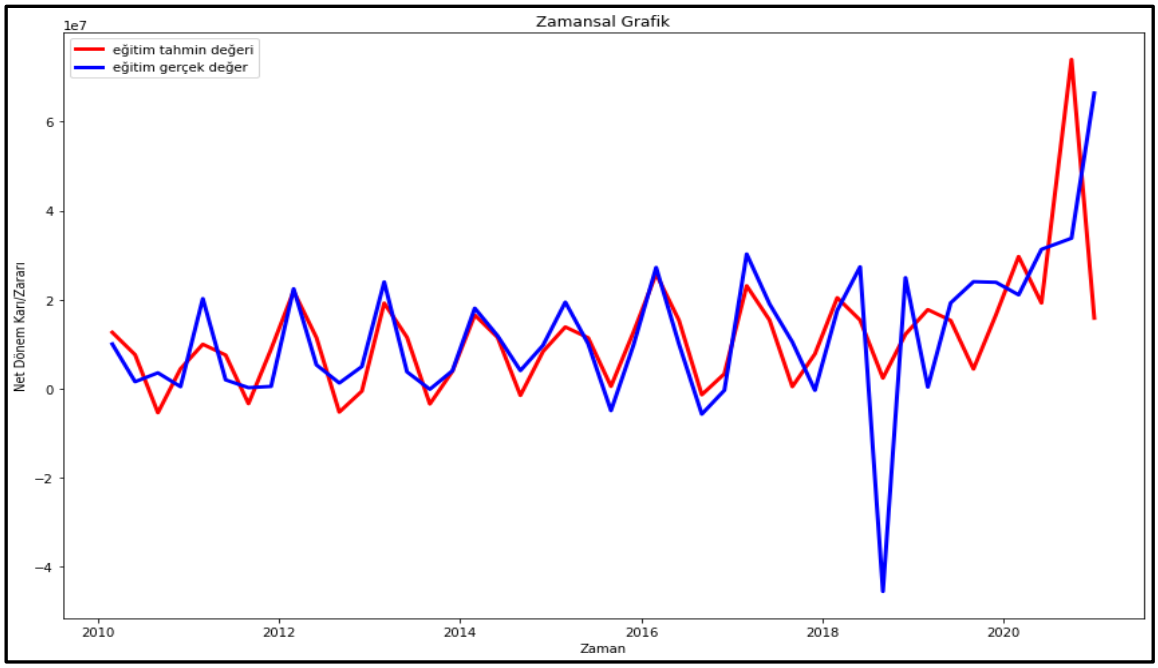
Şekil 15. Prophet V2 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

Prophet V2 için en başarılı MSE değerine sahip şirket Mali Kuruluşlar sektöründeki BRYAT iken, en başarısız MSE değerine sahip şirket EPLAS İmalat sektöründedir. Şekil 16'da bu iki şirketin 44 dönemlik Net Dönem Kârı/Zararı değerleri incelendiğinde BRYAT verilerinin daha düzenli bir trende sahipken EPLAS şirketinin verilerinin daha inişli çıkışlı olduğu görülmektedir.

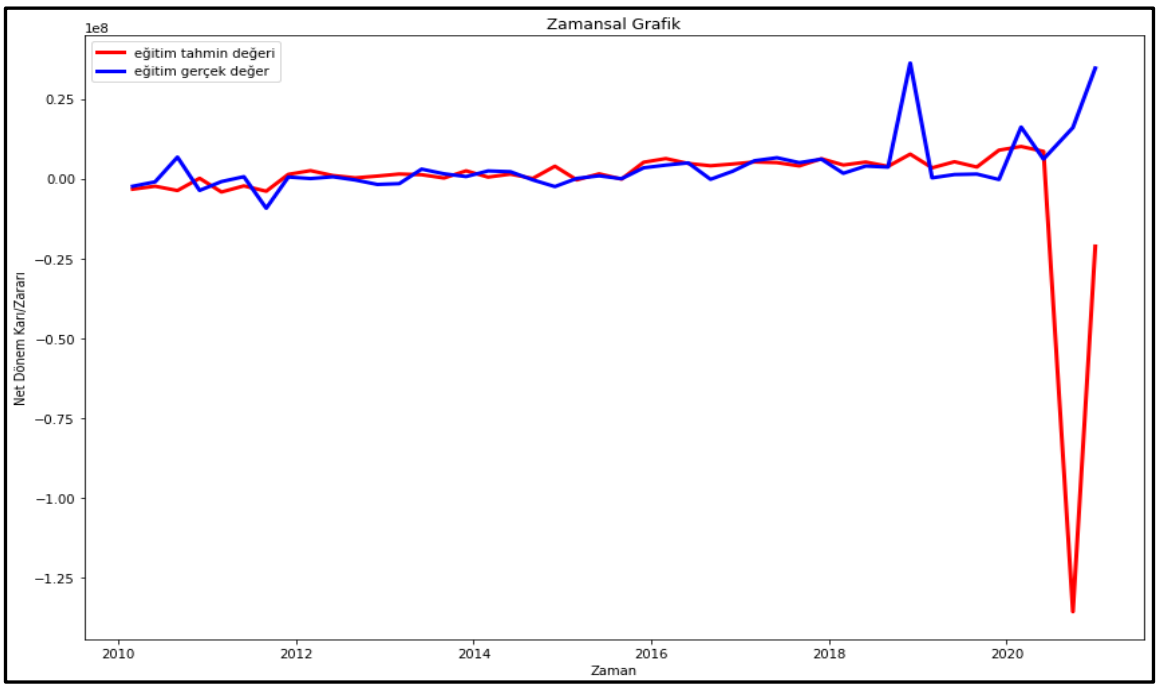


Şekil 16. Prophet V2 BRYAT-EPLAS Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı Karşılaştırması

Şekil 17'de Prophet V2 veri setinde en başarılı MSE değerine sahip BRYAT şirketinin eğitim tahmin değerleri ile gerçek değerlerinin karşılaştırılması, Şekil 18'de ise Prophet V2 veri setinde en başarısız MSE değerine sahip EPLAS şirketinin eğitim tahmin değerleri ile gerçek değerlerinin karşılaştırılması gösterilmiştir:



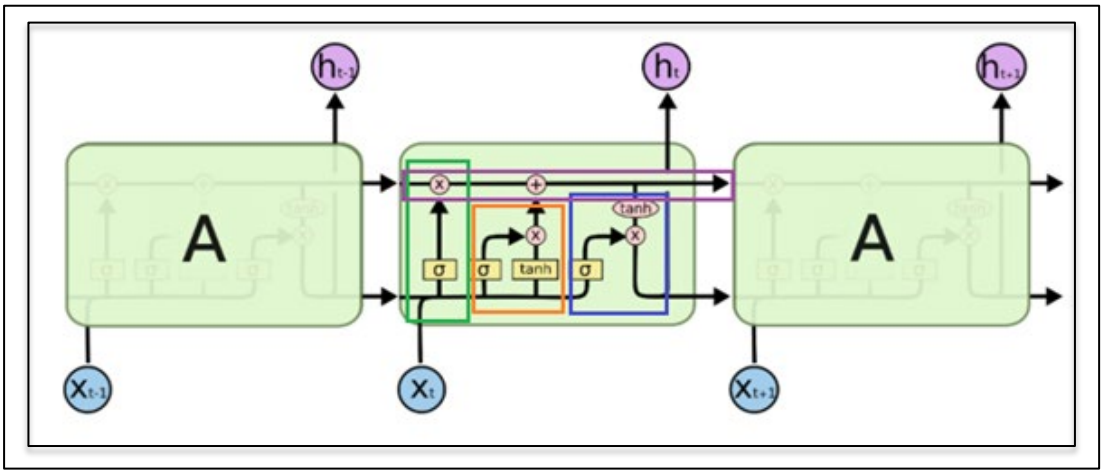
Şekil 17. BRYAT Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması



Şekil 18. EPLAS Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması

4.6.2. LSTM Modeli ve Bulgular

Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) (Patterson, 2017), gelecekte kullanma amacıyla önceki aşamalardaki değerleri hatırlama yeteneğine sahip Tekrarlayan Sinir Ağı (RNN) türüdür. RNN'lerin uygulamaları, sıralı verilerden zamansal kalıpları öğrenmeyi mümkün kılar. RNN'lerin bellek özellikleri, önceki derin ileri beslemeli ağlarda mevcut değildir. Bununla birlikte, kaybolan gradyan sorunu, standart RNN'leri pratik olarak eğitirken ortaya çıkar, bu da ağların uzun bir süre boyunca bilgileri muhafaza etmede zorluklar yaşadığı anlamına gelir (Hochreiter, 1998). LSTM ünitesi, sıralı kalıpları öğrenmek için alternatif bir yöntem olarak Hochreiter ve Schmidhuber (1997) tarafından tanıtılmıştır. LSTM, hafıza geçişli mekanizması sayesinde uzun vadeli bağımlılıkları öğrenebildiğinden zaman serisi problemlerinde oldukça fazla kullanılmaktadır (Ahmadi, 2019). Genel olarak, bir LSTM modeli Şekil 19'da görüldüğü gibi üç kapıdan oluşmaktadır: Yeşil alan unutma kapısı, turuncu alan giriş kapısı ve mavi alan da çıkış kapısıdır. Mor renkli işaretli bölüm ise hafıza hücreleridir. Tahmin yapmak için anlamlı bilgileri hücreler boyunca taşıyan bir iletişim hattı olarak açıklanabilir. Unutma kapısında (x_t) mevcut bilgidir ve (h_t) önceki hücreden gelen bilgi ile birlikte sigmoid aktivasyonuna sokulur ve 0 olan bilgiler unutularak 1 olan bilgiler hafıza hücreleri ile taşınmaya devam eder. Giriş kapısında ağı düzenleme işlemi için veriyi -1 ve 1 aralığına sıkıştıran tanh aktivasyon fonksiyonu kullanılır. Burada sigmoid ve tanh fonksiyonu çıkışları çarpılarak hangi bilginin güncelleneceği kararına varılır. Çıkış kapısında bir sonraki hücrenin girişi (h_{t+1}) belirlenir ve tahmin için kullanılır. Mevcut hücre için kapı işlemleri tamamlandığında bir sonraki hücreye gidecek olan hafıza hücreleri ile (h_t) bilgilerine karar verilmiş olur.



Şekil 19. LSTM Yapısı

Kaynak: Hochreiter ve Schmidhuber, 1997.

Son zamanlarda yapılan çalışmalarda, zamansal kalıpları öğrenmek için uygun şekilde yapılandırılmış LSTM ağı, zaman serisi analizlerinin çeşitli görevleri için yaygın olarak kullanılmaktadır (Gers vd., 2000; Yim, 2002; Chen ve Zhang, 2005; Sundermeyer vd., 2012; Sak vd., 2014; Lipton, Kale, Elkan ve Wetzel, 2015; Schmidhuber, 2015; Brownlee, 2016; Gamboa, 2017; Roondiwala vd.2017). Ayrıca, doğal dil işleme (Tarwani ve Edem, 2017), el yazısı tanıma (Graves vd. 2009), konuşma tanıma (Robinson vd. 2002; Eyben vd. 2009; Graves vd. 2013; Sak vd., 2014), S&P 500'ün oynaklığının tahmin edilmesi gibi ekonomi ve finans verilerindeki uygulamalar (Huck, 2009; Xiong vd. 2015), seçilen şirketler için haberlerin dahil edilmesinin etkisinin ölçülmesi (Joshi vd., 2013; Ding vd., 2015), döviz kuru fiyat tahmini (Alpay, 2020), üniversite sınavında matematik soru sayılarının konularına göre tahmini (Süzen, 2019), diyabet hastalığı tahmini (Er ve İbrahim, 2021) gibi bir çok farklı uygulama alanında kullanılmıştır.

Bu çalışmada V1 ve V2 veri setlerinde yer alan 133 şirkete ait MSE, RMSE ve MAPE değerleri LSTM modeli ile ölçülmüştür.

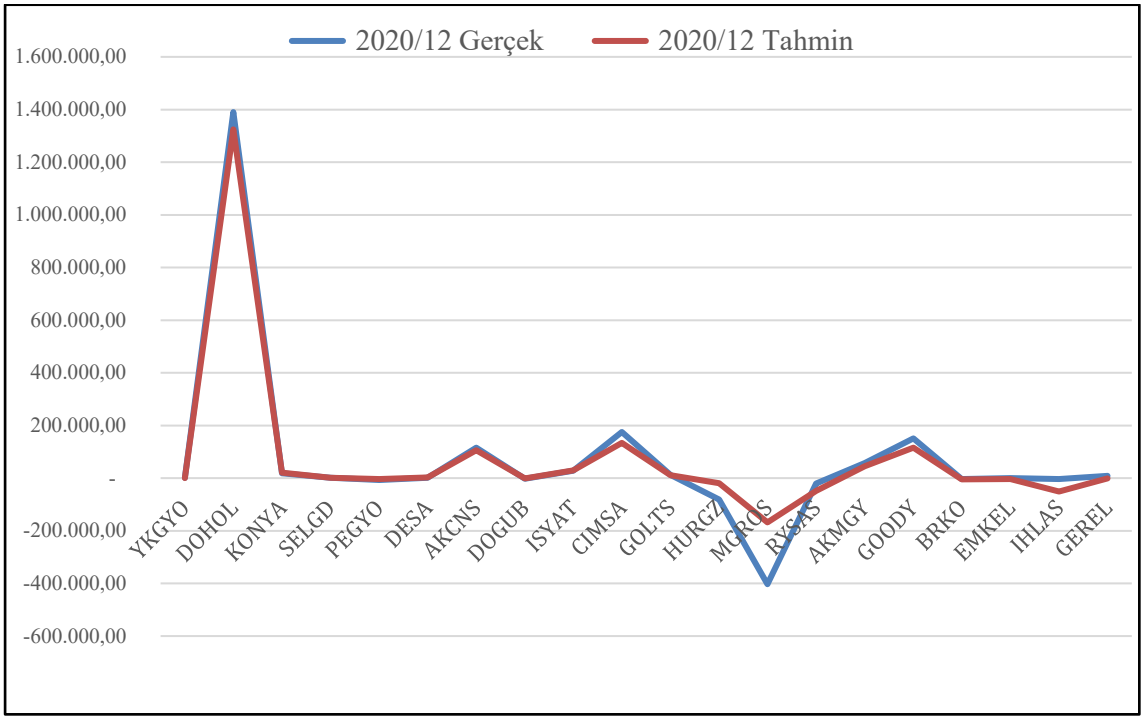
V1 için MSE değerleri 0,0336 ile 1,1064, RMSE değerleri 0,0422 ile 1,1065 ve MAPE değerleri 0,0336 ile 1,1064 aralığında ölçülmüştür. V1 için en başarılı 20 ve en başarısız 20 MSE değerine sahip şirketlerin 2020/12 dönemi gerçekleşen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri ile tahmin edilen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri Tablo15 ve Tablo 16'de gösterilmiştir.

Tablo 15. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi LSTM Tahmini V1

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
0,033678929	YKGYO	MALİ KURULUŞLAR	1.540,40	- 141,71
0,051177552	DOHOL	MALİ KURULUŞLAR	1.390.240,00	1.324.630,18
0,068981099	KONYA	İMALAT	18.241,98	20.707,46
0,069499776	SELGD	İMALAT	826,51	814,48
0,089260323	PEGYO	MALİ KURULUŞLAR	- 7.505,35	- 3.420,70
0,098034827	DESA	İMALAT	1.646,93	2.527,54
0,105213914	AKCNS	İMALAT	115.043,39	106.327,55
0,110998989	DOGUB	İMALAT	- 1.793,76	- 1.601,00
0,132933275	ISYAT	MALİ KURULUŞLAR	27.974,55	28.740,88
0,134693437	CIMSA	İMALAT	175.746,24	134.374,66
0,139909206	GOLTS	İMALAT	12.040,32	11.047,39
0,153244994	HURGZ	İMALAT	- 80.862,68	- 18.797,97
0,165649109	MGROS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	- 402.984,00	- 168.213,70
0,168780368	RYSAS	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME	- 20.702,37	- 48.238,07
0,170330458	AKMGY	MALİ KURULUŞLAR	56.870,01	45.405,05
0,183334445	GOODY	İMALAT	151.247,31	115.399,89
0,190599464	BRKO	İMALAT	- 3.481,92	- 4.559,20
0,196994255	EMKEL	İMALAT	- 414,58	- 3.454,79
0,197770371	IHLAS	MALİ KURULUŞLAR	- 3.967,24	- 51.228,42
0,216846358	GEREL	İMALAT	8.484,45	- 984,60

En başarılı MSE değerine sahip şirketlerin 12 tanesi İmalat, 6 tanesi Mali Kuruluşlar, 1 tanesi Toptan Perakende Ticaret Lokantalar, Oteller ve bir tanesi de Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme sektöründe olduğu Tablo 15'te görülmektedir.

Şekil 20'de LSTM modeline göre V1 veri setinde 2020/12 dönemi en başarılı tahmine sahip 20 şirketin gerçek değerleri ile tahmin edilen değerler karşılaştırılmıştır:



Şekil 20. LSTM V1 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

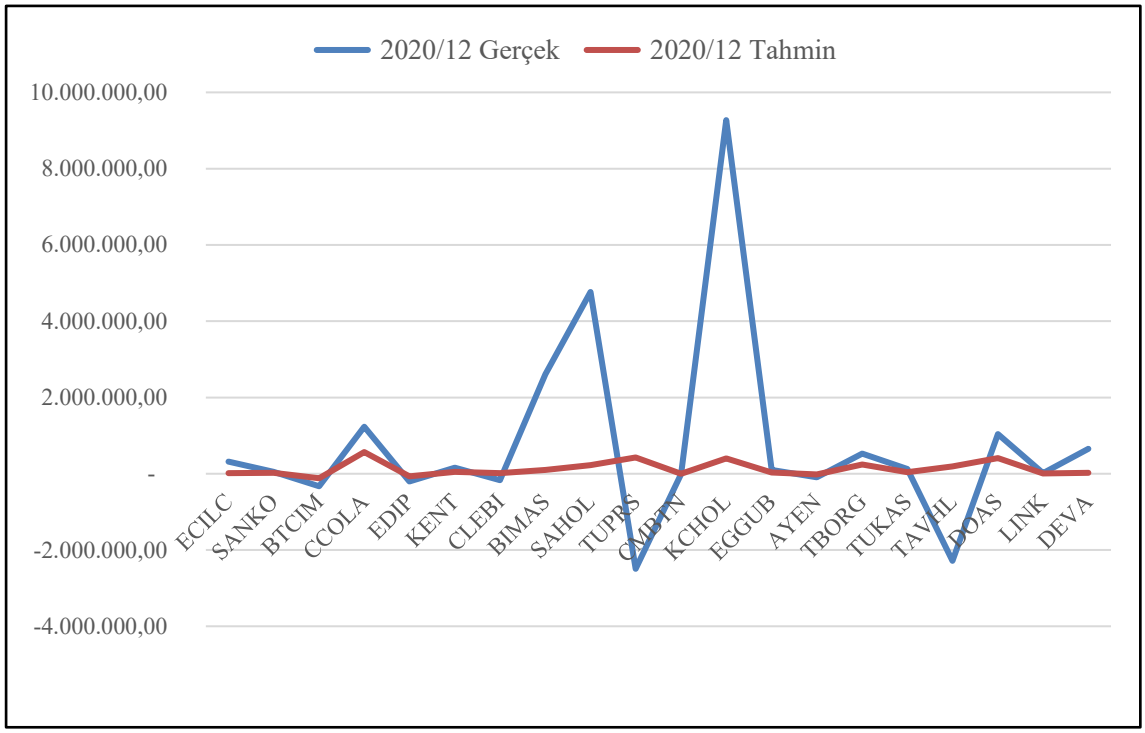
Tablo 16. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi LSTM Tahmini V1

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
1,106420026	ECILC	MALİ KURULUŞLAR	322.089,00	11.895,22
1,066261933	SANKO	TOPTAN PERAKENDE TİC,LOKANTLAR, OTELLER	45.316,40	20.783,36
1,029182075	BTCIM	İMALAT	- 327.011,52	- 118.485,24
1,004009282	CCOLA	İMALAT	1.232.671,00	568.633,57
0,979852742	EDIP	İNŞAAT VE BAYINDIRLIK	- 201.796,24	- 66.002,90
0,967757650	KENT	İMALAT	158.569,65	47.715,13
0,954395038	CLEBI	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME	- 169.179,61	12.536,97
0,947641691	BIMAS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	2.606.815,00	103.665,88
0,945124700	SAHOL	MALİ KURULUŞLAR	4.767.573,00	223.075,43
0,928351276	TUPRS	İMALAT	- 2.493.511,00	428.025,99
0,920082466	CMBTN	İMALAT	- 11.527,92	- 708,01
0,906587223	KCHOL	MALİ KURULUŞLAR	9.272.570,00	398.650,74
0,897620222	EGGUB	İMALAT	102.202,00	33.821,36
0,895910100	AYEN	ELEKTRİK GAZ VE SU	- 91.523,97	- 21.834,90
0,891695080	TBORG	İMALAT	525.324,00	239.251,65

0,890390400	TUKAS	İMALAT	127.897,71	39.395,70
0,890229457	TAVHL	MALİ KURULUŞLAR	- 2.283.284,00	193.117,56
0,889327914	DOAS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	1.037.334,00	406.479,75
0,876601097	LINK	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	12.101,60	4.228,75
0,870055888	DEVA	İMALAT	651.448,68	27.808,14

Tablo 16'da 9 İmalat, 4 Mali Kuruluşlar, 3 Toptan Perakende Ticaret Lokantalar-Oteller, 1 Teknoloji, Bilişim, Savunma, 1 İnşaat ve Bayındırlık, 1 Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme ve 1 Elektrik, Gaz ve Su sektöründe yer alan en başarısız MSE değerine sahip şirketler görülmektedir.

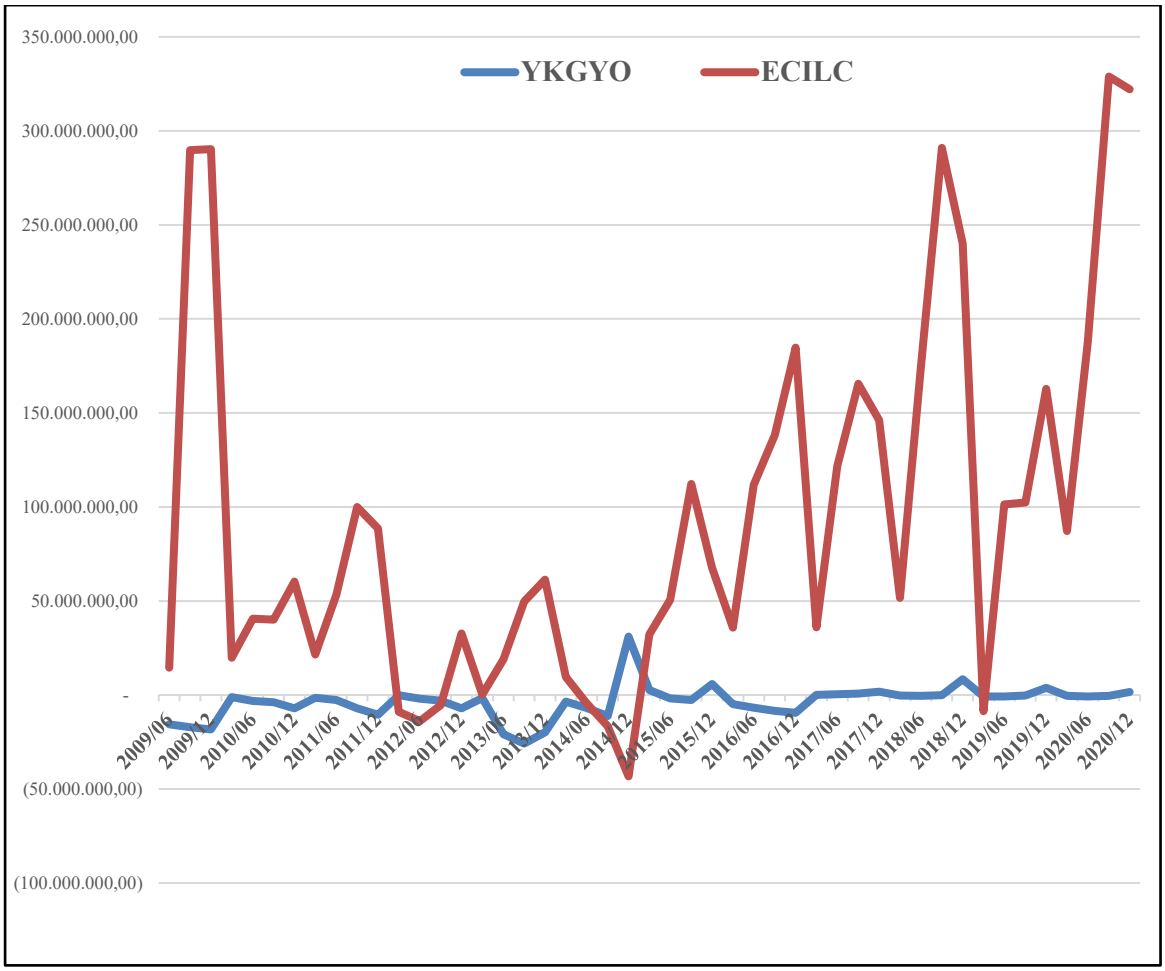
Şekil 21'de LSTM modeline göre V1 veri setinde 2020/12 dönemi en başarısız tahmine sahip 20 şirketin gerçek değerleri ile tahmin edilen değerleri karşılaştırılmıştır:



Şekil 21. LSTM V1 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

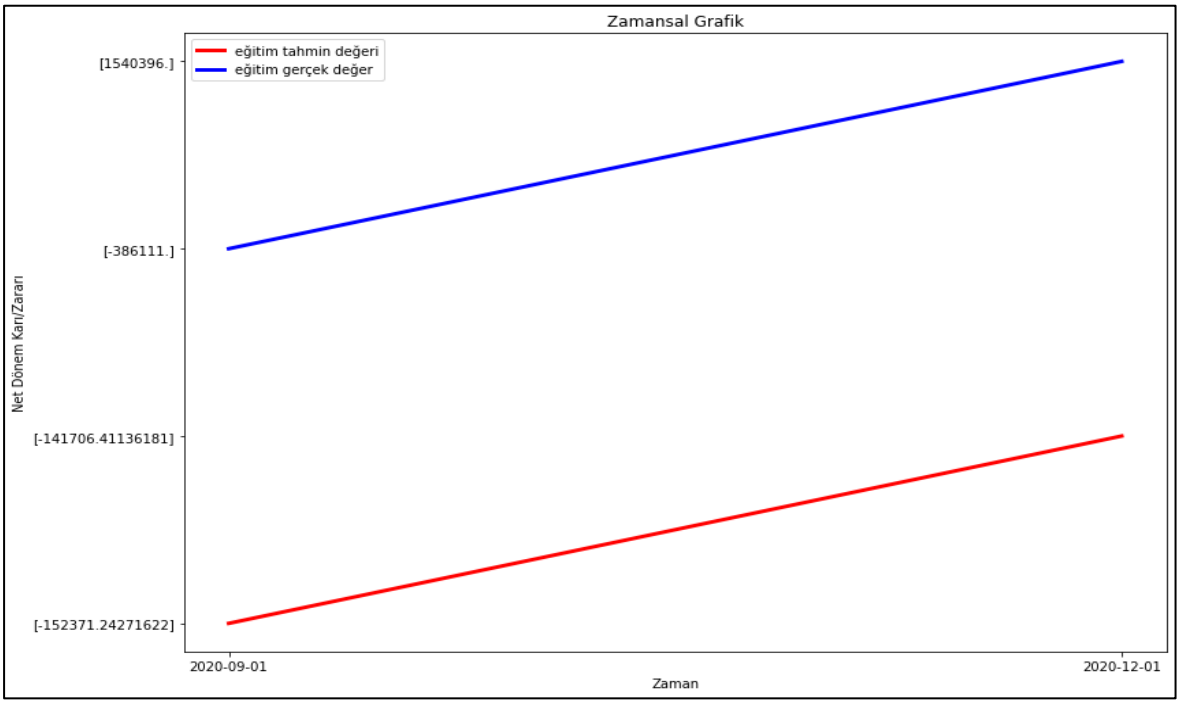
LSTM V1 için en başarılı MSE değerine sahip şirket YKGYO Mali Kuruluşlar sektöründe ve yine en başarısız MSE değerine sahip şirket ECILC şirketi de Mali Kuruluşlar sektöründedir. Şekil 22'de bu iki şirketin 47 dönemlik Net Dönem Kârı/Zararı değerleri incelendiğinde YKGYO verilerinin daha düzenli bir trende

sahipken ECILC şirketinin verilerinin daha inişli çıkışlı olduğu görülmektedir. Bu fark Prophet modeline göre daha belirgindir.

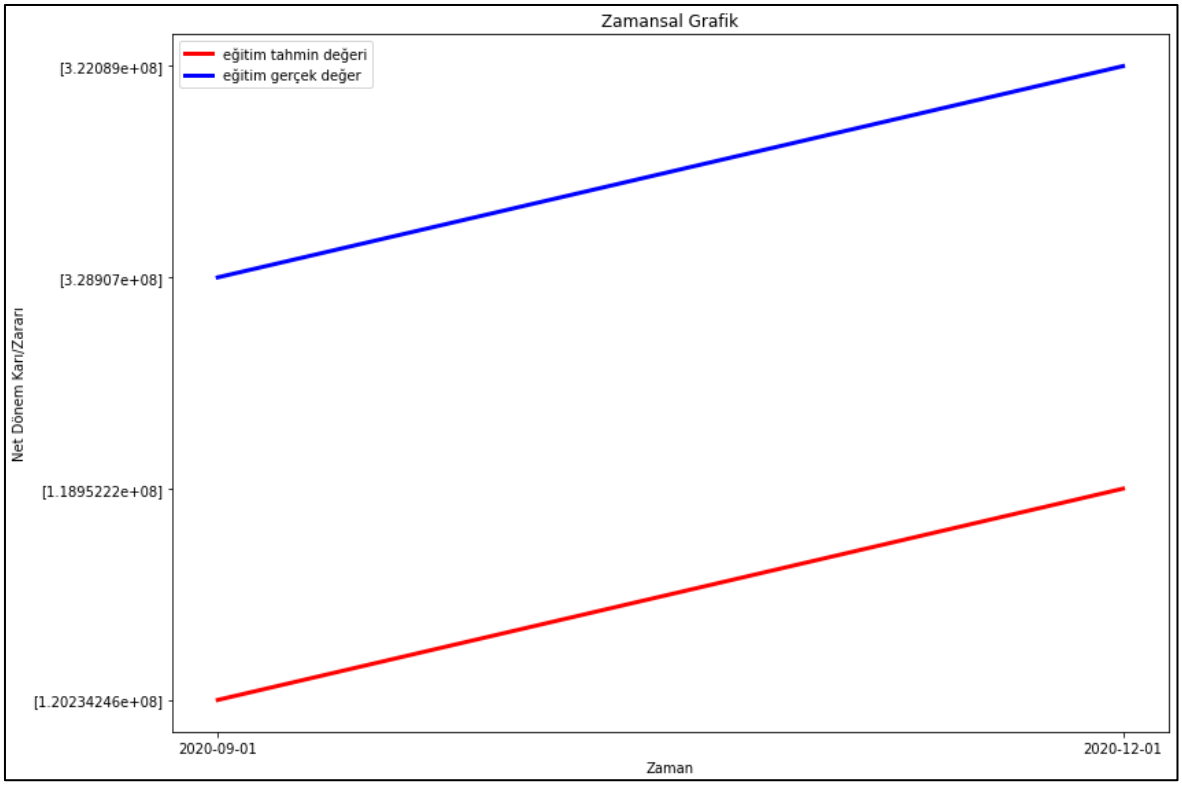


Şekil 22. LSTM V1 YKGYO-ECILC Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı Karşılaştırması

YKGYO şirketine ait eğitim tahmin değerlerinin gerçek değerlerle karşılaştırılması Şekil 23'te, ECILC şirketine ait eğitim tahmin değerlerinin gerçek değerlerle karşılaştırılması ise Şekil 24'te gösterilmiştir:



Şekil 23. YKGYO Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması



Şekil 24. ECILC Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması

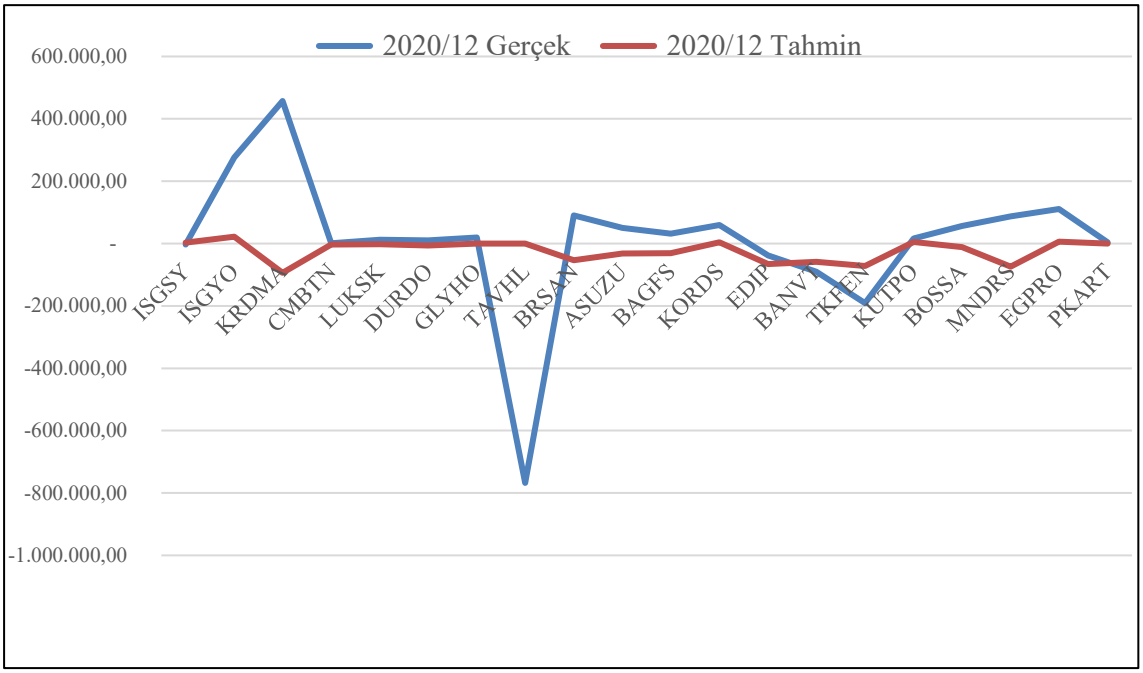
LSTM V2 için MSE değerleri 0,0276 ile 0,7592, RMSE değerleri 0,0320 ile 0,7594 ve MAPE değerleri 0,0276 ile 0,7592 aralığında ölçülmüştür. V2 için en başarılı 20 ve en başarısız 20 MSE değerine sahip şirketlerin 2020/12 dönemi gerçekleşen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri ile tahmin edilen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri Tablo17 ve Tablo 18'de gösterilmiştir.

Tablo 17. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi LSTM Tahmini V2

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
0,027679767	ISGSY	MALİ KURULUŞLAR	- 2.849,42	3.124,47
0,028231192	ISGYO	MALİ KURULUŞLAR	275.567,07	22.015,44
0,036134496	KRDMA	İMALAT	457.150,17	- 93.885,24
0,041466594	CMBTN	İMALAT	1.442,08	- 3.142,12
0,044319436	LUKSK	İMALAT	12.714,76	- 1.991,32
0,054886054	DURDO	İMALAT	10.513,55	- 6.689,49
0,059560999	GLYHO	MALİ KURULUŞLAR	19.896,05	- 0,00
0,064033151	TAVHL	MALİ KURULUŞLAR	- 767.606,00	- 0,01
0,08363685	BRSAN	İMALAT	90.064,53	- 53.199,82
0,084483705	ASUZU	İMALAT	49.948,36	- 31.707,51
0,087909333	BAGFS	İMALAT	31.975,50	- 30.859,58
0,092889875	KORDS	İMALAT	59.087,27	3.588,18
0,101807594	EDIP	İNŞAAT VE BAYINDIRLIK	- 38.453,05	- 65.738,48
0,105031811	BANVT	İMALAT	- 90.498,15	- 58.805,86
0,112435497	TKFEN	MALİ KURULUŞLAR	- 190.786,00	- 71.613,16
0,124600455	KUTPO	İMALAT	16.226,86	4.860,98
0,126929909	BOSSA	İMALAT	55.947,23	- 11.614,87
0,132368132	MNDRS	İMALAT	86.922,30	- 74.426,87
0,138980538	EGPRO	İMALAT	110.672,04	5.726,29
0,152946815	PKÂRT	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	4.112,00	9,53

LSTM V2 veri setinde en başarılı MSE değerin sahip 20 şirketin sektörel dağılımı şu şekildedir; İmalat 13, Mali Kuruluşlar 5, Teknoloji, Bilişim, Savunma 1, İnşaat ve Bayındırlık 1.

LSTM V2 için en başarılı tahmin edilen 20 şirketin 2020/12 dönemi tahminlerinin karşılaştırılması Şekil 25'te gösterilmiştir:



Şekil 25. LSTM V2 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

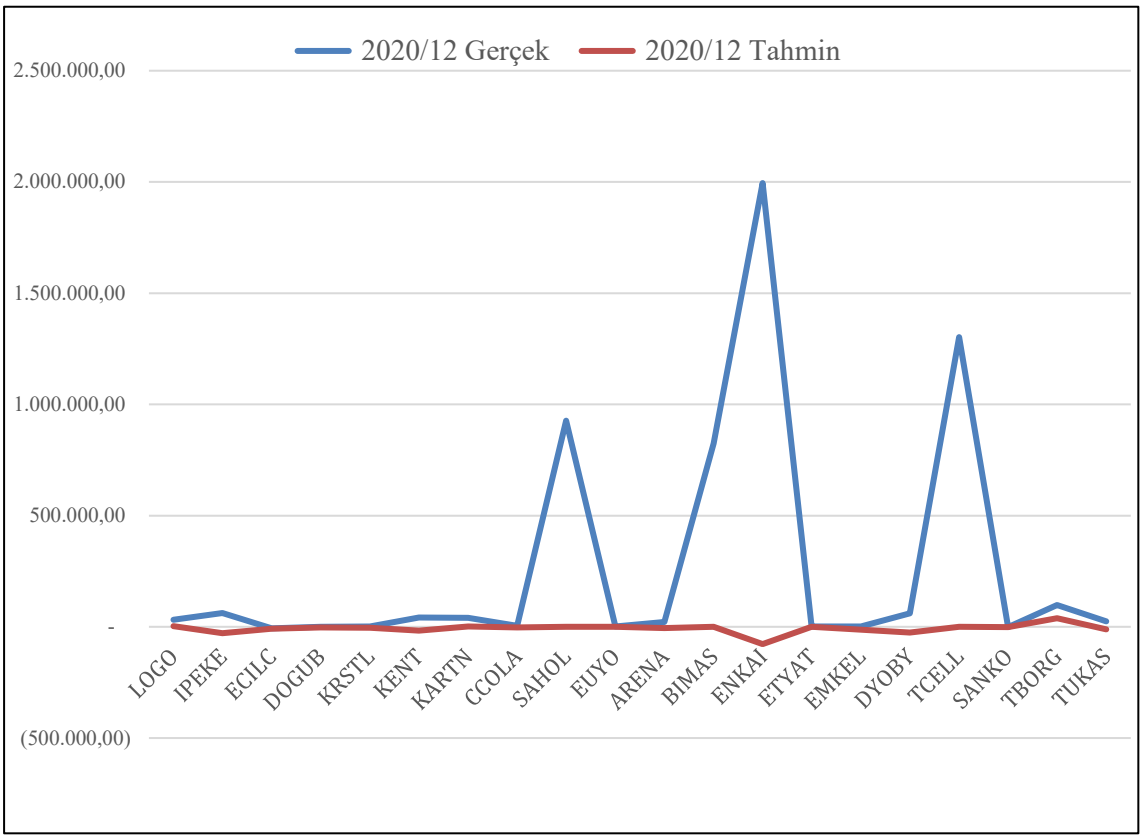
Tablo 18. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi LSTM Tahmini V2

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçek	2020/12 Tahmin
0,759272695	LOGO	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	31.586,55	3.306,91
0,720600963	IPEKE	MADENCİLİK VE TAŞ OCAKÇILIĞI	62.127,00	- 28.168,32
0,718775153	ECILC	MALİ KURULUŞLAR	- 6.818,00	- 8.847,91
0,708330393	DOGUB	İMALAT	- 60,16	- 2.168,73
0,693373859	KRSTL	İMALAT	969,13	- 4.267,21
0,666513681	KENT	İMALAT	42.503,67	- 16.814,61
0,660890937	KÂRTN	İMALAT	40.808,69	1.778,42
0,657151103	CCOLA	İMALAT	4.976,35	- 3.418,56
0,651601911	SAHOL	MALİ KURULUŞLAR	926.687,00	0,00
0,632543206	EUYO	MALİ KURULUŞLAR	1.012,00	- 146,82
0,621676207	ARENA	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	21.231,09	- 5.886,32
0,615408599	BIMAS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	825.219,00	0,00

0,601308465	ENKAI	İNŞAAT VE BAYINDIRLIK	1.994.920,00	- 77.694,49
0,597017825	ETYAT	MALİ KURULUŞLAR	877,25	250,40
0,593163669	EMKEL	İMALAT	950,27	- 12.142,81
0,592285395	DYOBY	İMALAT	60.281,85	- 25.798,47
0,590264976	TCELL	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME	1.302.046,00	0,00
0,584127069	SANKO	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	- 1.231,33	- 1.000,27
0,582991242	TBORG	İMALAT	98.295,00	38.623,46
0,579605281	TUKAS	İMALAT	24.409,66	- 11.806,29

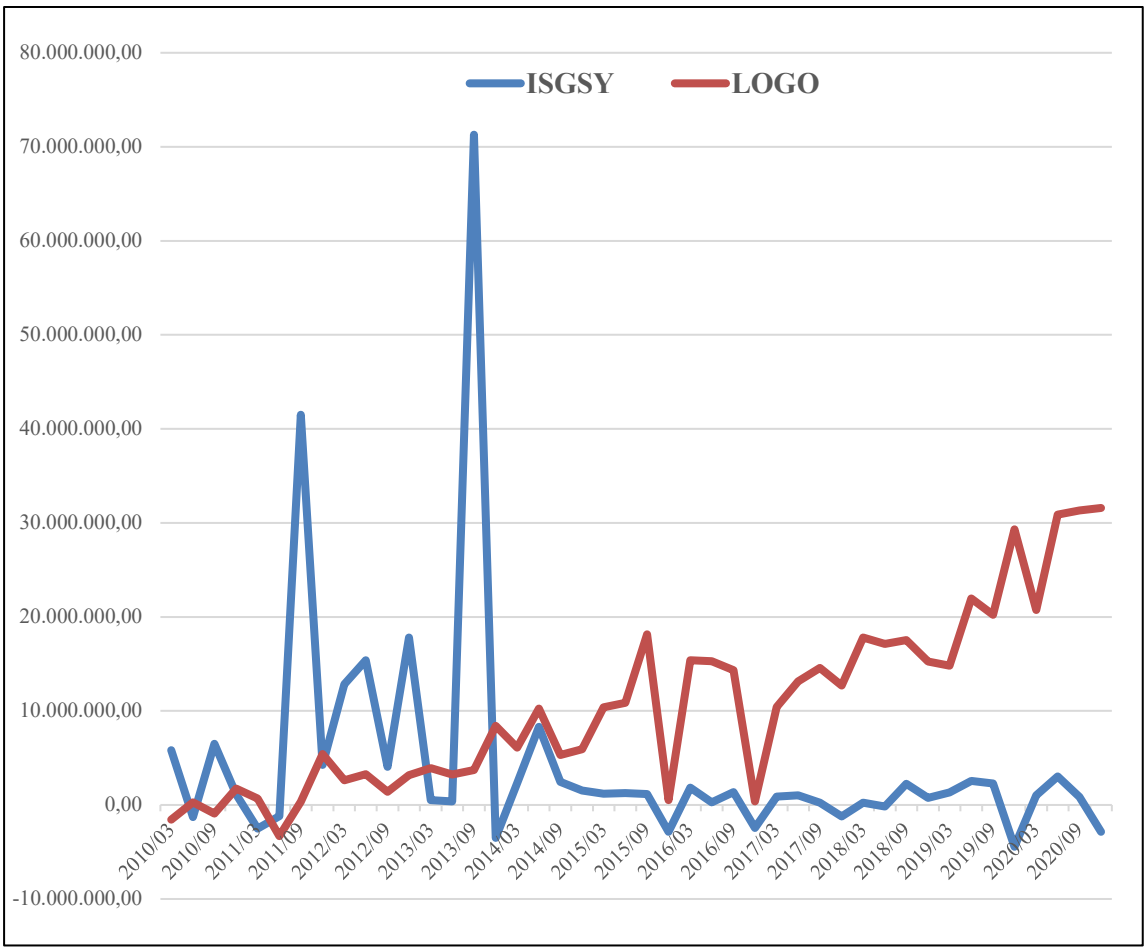
LSTM V2 veri setinde en başarısız MSE değerine sahip 20 şirketin sektörel dağılımı şu şekildedir; İmalat 9, Mali Kuruluşlar 4, Teknoloji, Bilişim, Savunma 2, Toptan Perakende Ticaret Lokantalar, Oteller 2, İnşaat ve Bayındırlık 1, Madencilik ve Taş Ocakçılığı 1, Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme 1.

Şekil 26'da LSTM V2 için en başarısız tahmin edilen 20 şirketin 2020/12 dönemi tahminlerinin karşılaştırılması gösterilmiştir:



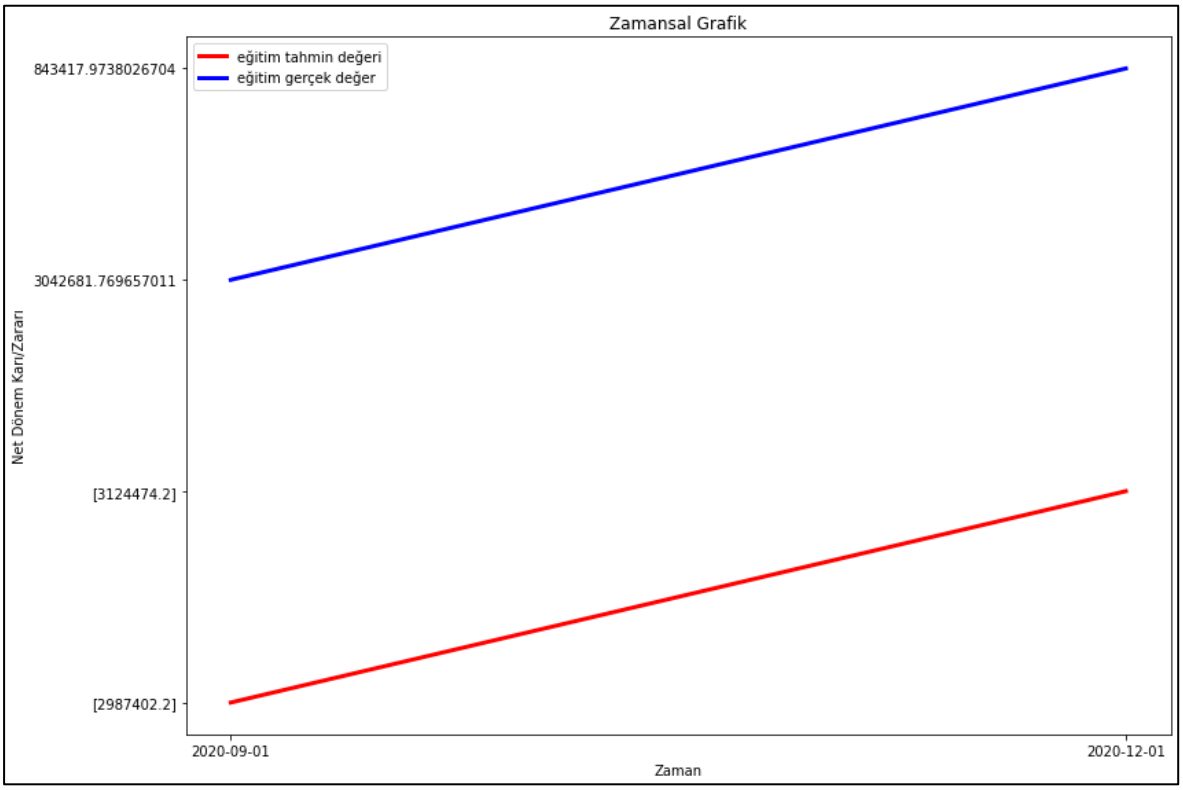
Şekil 26. LSTM V2 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

LSTM V2 için en başarılı MSE değerine sahip şirket ISGSY Mali Kuruluşlar sektöründe ve yine en başarısız MSE değerine sahip şirket LOGO şirketi de Teknoloji, Bilişim, Savunma sektöründedir. Şekil 27'de bu iki şirketin 44 dönemlik Net Dönem Kârı/Zararı değerlerine baktığımızda ISGSY verilerinin başlangıçta inişli çıkışlı olsa da sonraki dönemlerde daha düzenli bir trende dönüşmüştür. LOGO şirketinin verilerinin daha inişli çıkışlı olduğu görülmektedir.

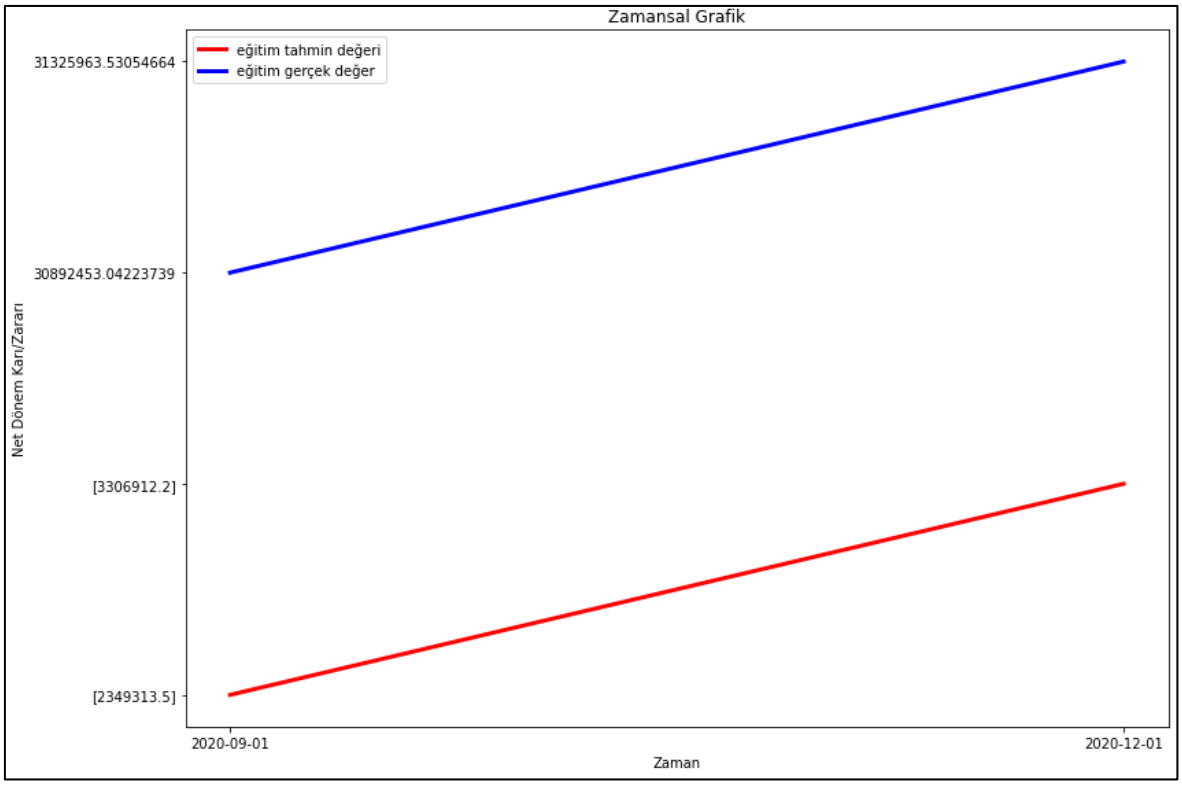


Şekil 27. LSTM V2 ISGSY-LOGO Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı Karşılaştırması

ISGSY ve LOGO şirketlerinin eğitim tahmin değerlerinin gerçekleşen değerlerle karşılaştırılması sırasıyla Şekil 28 ve Şekil 29'da gösterilmiştir:



Şekil 28. ISGSY Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması

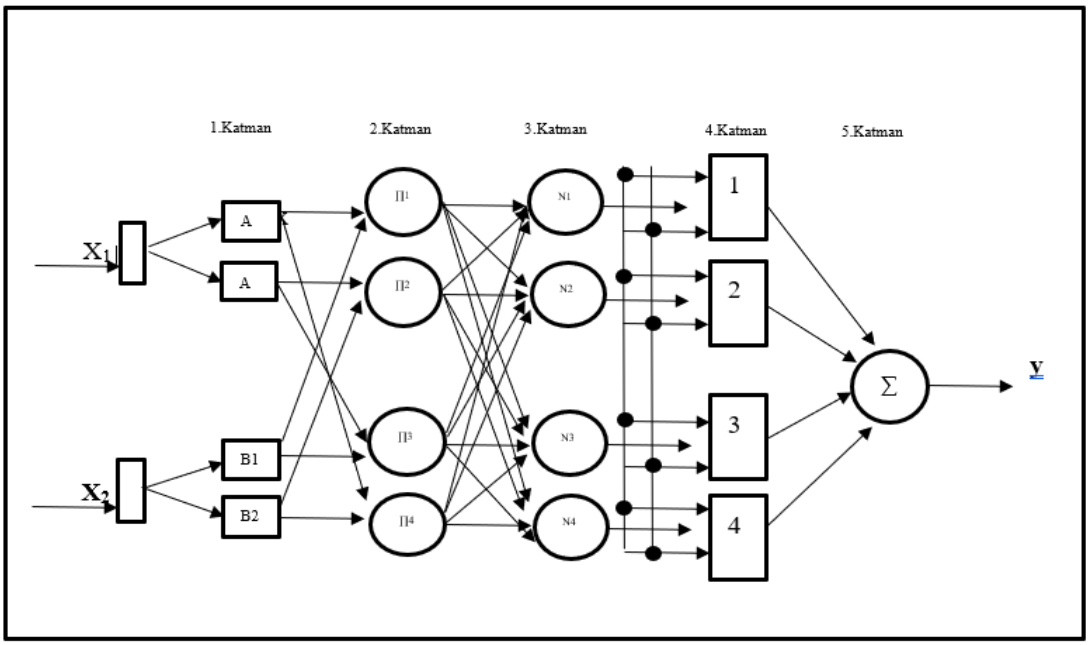


Şekil 29. LOGO Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması

4.6.3. ANFIS Modeli ve Bulgular

İlk olarak Jang (1993) tarafından önerilen ANFIS, Takagi ve Sugeno'nun (1985) önerisiyle ağ yapısında gösterilen bir bulanık çıkarım sistemidir. ANFIS, bir Yapay Sinir Ağında öğrenme avantajını ve yüksek derecede doğrulukla girdi-çıktı çiftleri oluşturmak için uygun üyelik fonksiyonlarına sahip bir dizi bulanık eğer-öyleyse kuralı kullanarak bütünleştiren hibrit bir tekniktir (Jang, 1993).

ANFIS, girdi uzayından çıktı uzayına eşlemek için sinir ağı öğrenme algoritmaları ve bulanık akıl yürütme kullanan çok katmanlı ileri beslemeli bir sinir ağıdır. Şekil 30'da görüldüğü üzere ANFIS mimarisi; bulanıklaştırma katmanı, kural katmanı, normalleştirme katmanı, durulaştırma katmanı ve tek bir toplama düğümü olmak üzere beş katman içerir.



Şekil 30. Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi

Kaynak: Gemici, Ardıçlıoğlu, & Kocabaş, 2013, s. 138.

Söz konusu bulanık çıkarım sisteminin x_1 ve x_2 olmak üzere iki girişi ve bir y çıkışı vardır. Bir Sugeno (1995) modeli için, iki bulanık eğer-öyleyse kuralına sahip ortak bir kural kümesi aşağıdaki gibidir:

Kural 1: x_1 A1 ise ve x_2 B1 ise f1 = a1 x1+b1 x_2 + c1.

Kural 2: x_1 A2 ve x_2 B2 ise, o zaman f2 = a2 x_1+b2 x_2 + c2.

A1, B1, A2, B2 bulanık kümeler, ai, bi ve ci (i = 1, 2) birinci dereceden polinom lineer fonksiyonların katsayılarıdır. Ayrıca sistemin yapısına göre her kurala farklı bir ağırlık atamak da mümkündür.

Son yıllarda, ANFIS sistemi, girdi-çıktı ilişkilerini belirlemede doğrusal olmayan süreç modelleri oluşturmak için yaygın olarak kullanılmaktadır. Öğrenci modelleme sistemi (Ali ve Ghatol 2004), zaman serisi tahmini (Chen ve Zhang, 2005), talep tahmini (Mohammadi ve Keivani, 2006), dalgacık dönüşümü (Li vd., 2006), güneş radyasyonu verileri tahmini (Mellit vd., 2007), birleşik indeks verilerini modelleme (Yunos vd., 2008) kısa dönemli elektrik yükü tahmini (Escobar ve Perez, 2008), kısa vadeli yük tahmini (Yunos vd., 2008), imalat ve sistem modellemesi (Topalov vd. 2009), görüntü işleme ve özellik çıkarma (Chakrapani ve Soundararajan 2009), dalga geçiş tahmini (Patil vd. 2011), elektrik ve elektronik sistemler (Dastranj vd. 2011), tıbbi sistem (Babazadeh vd. 2012), ekonomik sistem (Fang 2012), enflasyon tahmini (Varol, 2016; Urfalıoğlu ve Tanrıverdi, 2018), güneş enerjisi tahmini (Yadav vd., 2019; Perveen vd., 2019) ve makroekonomik belirteçlerin tahmini (Kuzu ve Alp, 2022) ANFIS'in kullanıldığı alanlardan bazılarıdır.

Bu çalışmada ANFIS modeli ile V1 ve V2 veri setlerinde yer alan 133 şirkete ait MSE, RMSE ve MAPE değerleri ölçülmüştür. ANFIS modelinin ileri tahmin yapabilmesi için 2021-2025 yılları arası Net Dönem Kârı/Zararı verileri kendisinden önceki 5 dönemin ortalaması alınarak atama şeklinde oluşturulmuştur.

x. index için [(x-5) + (x-4) + (x-3) + (x-2) + (x-1)] / 5

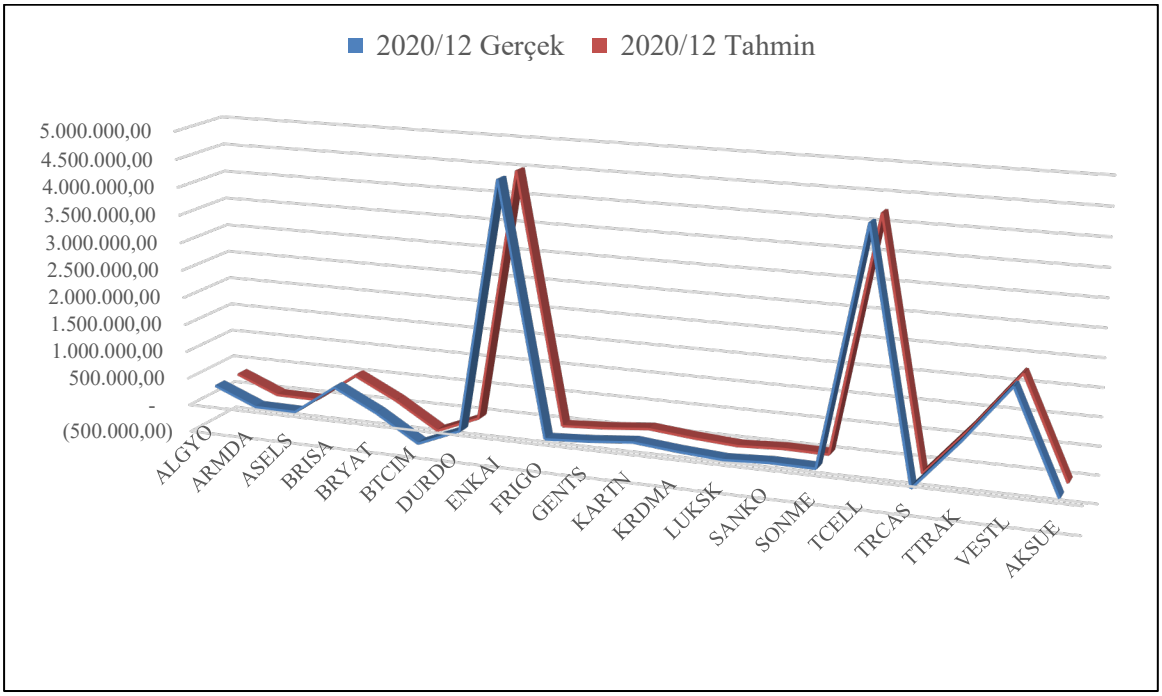
ANFIS V1 için MSE değerleri 0,000000000000 ile 0,000089357716, RMSE değerleri 0,000000020922 ile 0,009452921027 ve MAPE değerleri 0,000000019014 ile 0,009042512458 aralığında ölçülmüştür. V1 için en başarılı 20 ve en başarısız 20 MSE değerine sahip şirketlerin 2020/12 dönemi gerçekleşen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri ile tahmin edilen Net Dönem Kârı/Zararı değerleri Tablo19 ve Tablo 20'de gösterilmiştir.

Tablo 19. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi ANFIS Tahmini V1

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
0,000000000000	ALGYO	MALİ KURULUŞLAR	330.185,30	330.185,30
0,000000000000	ARMDA	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	14.986,47	14.985,27
0,000000000000	ASELS	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	4.449,11	4.449,10
0,000000000000	BRISA	İMALAT	539.949,79	539.948,89
0,000000000000	BRYAT	MALİ KURULUŞLAR	152.571,69	152.571,67
0,000000000000	BTCIM	İMALAT	- 327.011,52	- 327.010,99
0,000000000000	DURDO	İMALAT	- 11.031,56	- 11.031,50
0,000000000000	ENKAI	İNŞAAT VE BAYINDIRLIK	4.505.060,00	4.505.060,04
0,000000000000	FRIGO	İMALAT	17.896,73	17.896,72
0,000000000000	GENTS	İMALAT	64.691,07	64.691,00
0,000000000000	KÂRTN	İMALAT	137.264,51	137.264,37
0,000000000000	KRDMA	İMALAT	60.651,82	60.651,86
0,000000000000	LUKSK	İMALAT	6.301,64	6.301,65
0,000000000000	SANKO	TOPTAN PERAKENDE TİC. LOKANTLAR, OTELLER	45.316,40	45.316,40
0,000000000000	SONME	GAYRİMENKUL FAALİYETLERİ	33.685,74	33.685,74
0,000000000000	TCELL	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME	4.237.086,00	4.237.083,79
0,000000000000	TRCAS	MALİ KURULUŞLAR	- 124.004,10	- 124.004,05
0,000000000000	TTRAK	İMALAT	776.443,04	776.442,23
0,000000000000	VESTL	İMALAT	1.772.599,00	1.772.597,43
0,000000000001	AKSUE	ELEKTRİK GAZ VE SU	- 8.140,16	- 8.140,16

Tablo 19'da 10 İmalat, 3 Mali Kuruluşlar, 1 Toptan Perakende Ticaret Lokantalar-Oteller, 2 Teknoloji, Bilişim, Savunma, 1 İnşaat Ve Bayındırlık, 1 Ulaştırma, Depolama Ve Haberleşme, 1 Gayrimenkul Faaliyetleri ve 1 Elektrik, Gaz Ve Su sektöründe yer alan en başarılı MSE değerine sahip şirketler görülmektedir.

ANFIS V1 veri setinde en başarılı tahmine sahip 20 şirketin tahmin değerleri ile gerçekleşen değerlerinin karşılaştırması Şekil 31'de gösterilmiştir:



Şekil 31. ANFIS V1 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

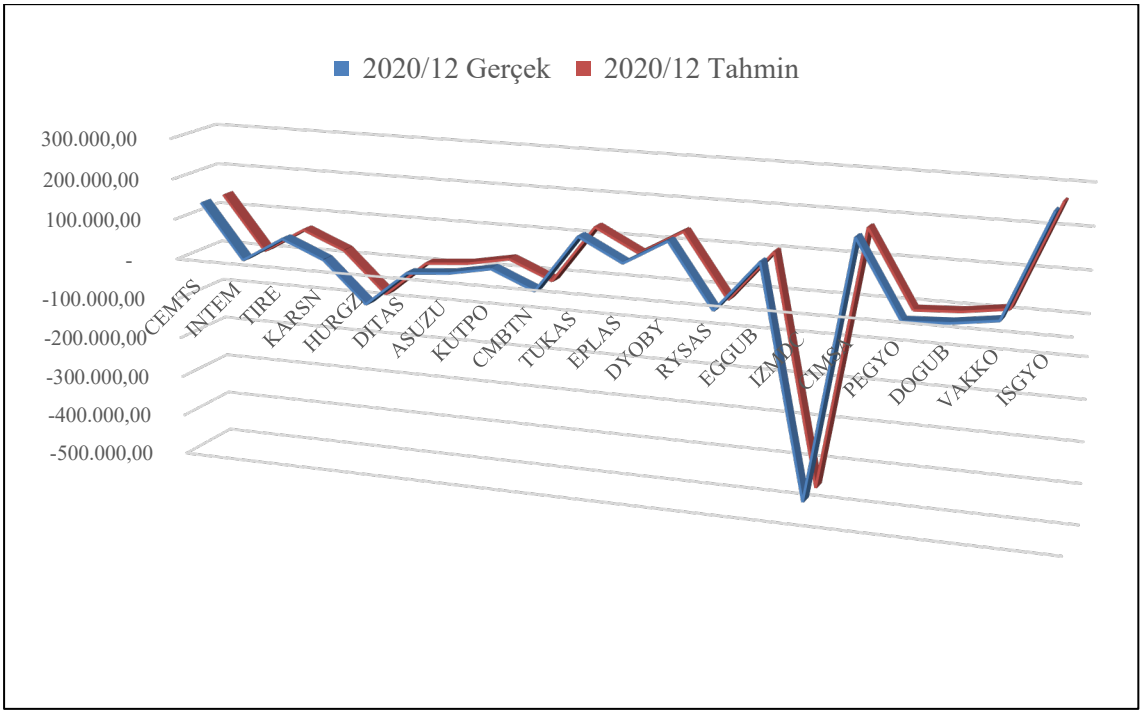
Tablo 20. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi ANFIS Tahmini V1

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
0,000089357716	CEMTS	İMALAT	138.822,11	137.806,71
0,000000040700	INTEM	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	2.732,69	2.731,64
0,000000037579	TIRE	İMALAT	64.144,57	64.146,47
0,000000028748	KÂRSN	İMALAT	20.321,00	20.320,75
0,000000015638	HURGZ	İMALAT	- 80.862,68	- 80.882,60
0,000000011638	DITAS	İMALAT	5.160,16	5.159,64
0,000000006500	ASUZU	İMALAT	13.648,32	13.666,67
0,000000005602	KUTPO	İMALAT	33.252,58	33.251,75
0,000000003399	CMBTN	İMALAT	- 11.527,92	- 11.526,51
0,000000002882	TUKAS	İMALAT	127.897,71	127.893,25
0,000000002808	EPLAS	İMALAT	72.974,49	72.974,35
0,000000002791	DYOBY	İMALAT	133.569,67	133.565,06
0,000000002406	RYSAS	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME	- 20.702,37	- 20.703,57
0,000000002317	EGGUB	İMALAT	102.202,00	102.197,02
0,000000002165	IZMDC	İMALAT	- 455.718,72	- 455.702,51
0,000000002057	CIMSA	İMALAT	175.746,24	175.749,12

0,000000001918	PEGYO	MALİ KURULUŞLAR	- 7.505,35	- 7.500,83
0,000000001809	DOGUB	İMALAT	- 1.793,76	- 1.793,75
0,000000001783	VAKKO	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	13.414,46	13.414,42
0,000000001759	ISGYO	MALİ KURULUŞLAR	266.502,00	266.501,39

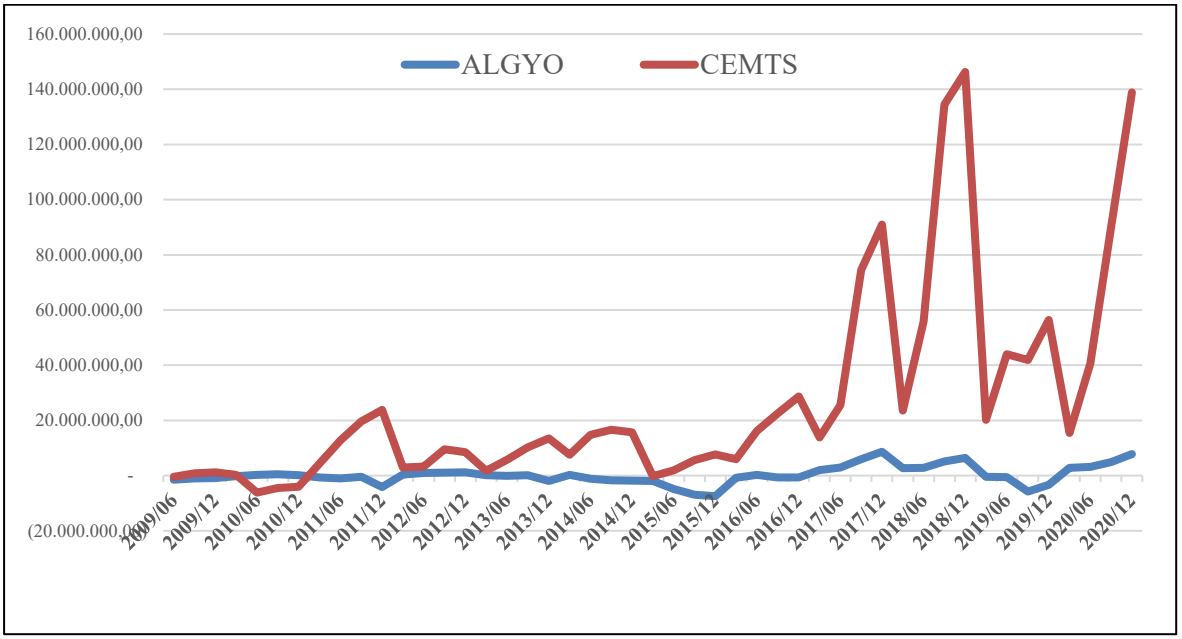
Tablo 20'de 15 İmalat, 2 Mali Kuruluşlar, 2 Toptan Perakende Ticaret Lokantalar-Oteller, 1 Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme sektöründe yer alan en başarısız MSE değerine sahip şirketler görülmektedir.

Şekil 32'de ANFIS V1 veri setinde en başarısız tahmine sahip 20 şirketin tahmin değerleri ile gerçekleşen değerlerinin karşılaştırması gösterilmiştir:



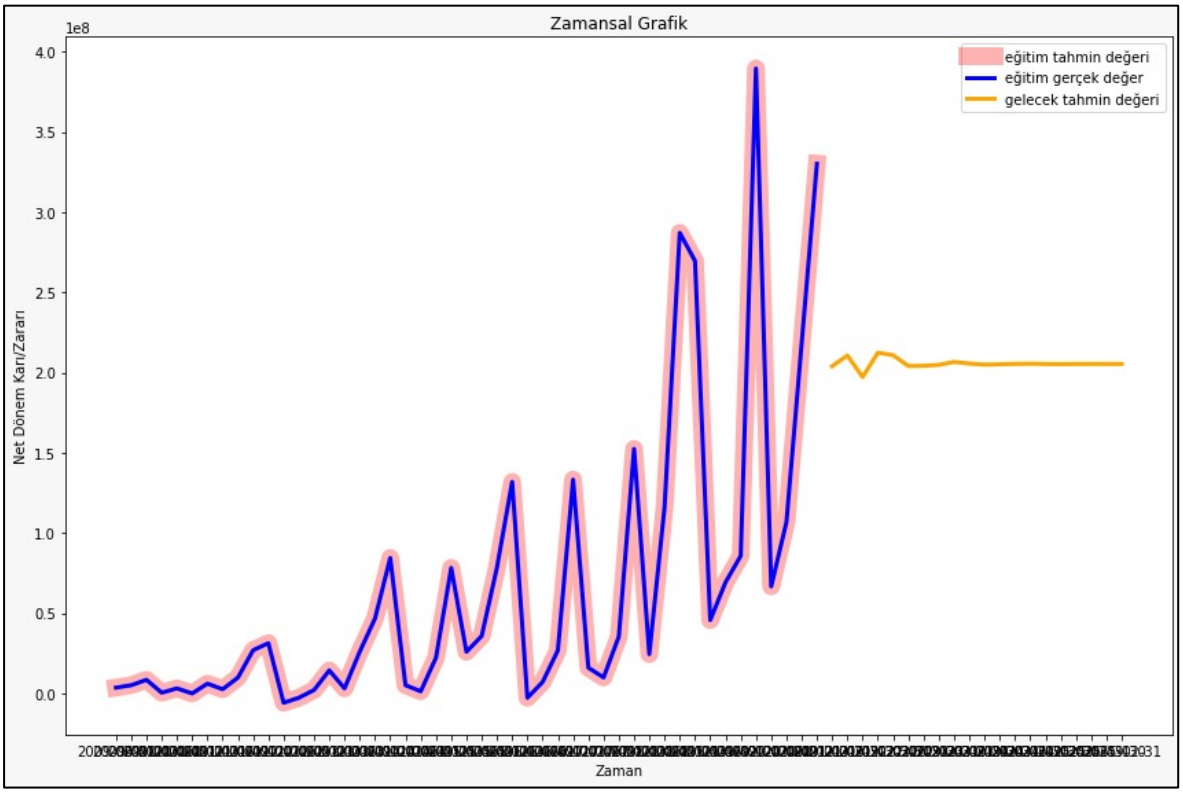
Şekil 32. ANFIS V1 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

ANFIS V1 için en başarılı MSE değerine sahip şirket ALGYO Mali Kuruluşlar sektöründe ve en başarısız MSE değerine sahip şirket CEMTS şirketi İmalat sektöründedir. Şekil 33'te bu iki şirketin 47 dönemlik Net Dönem Kârı/Zararı değerleri incelendiğinde ALGYO verilerinin düzenli bir eğilim izlemişken, CEMTS şirketinde ise çok fazla iniş çıkışlıdır. ANFIS modelindeki bu fark hem Prophet hem de LSTM modelinden daha belirgindir.



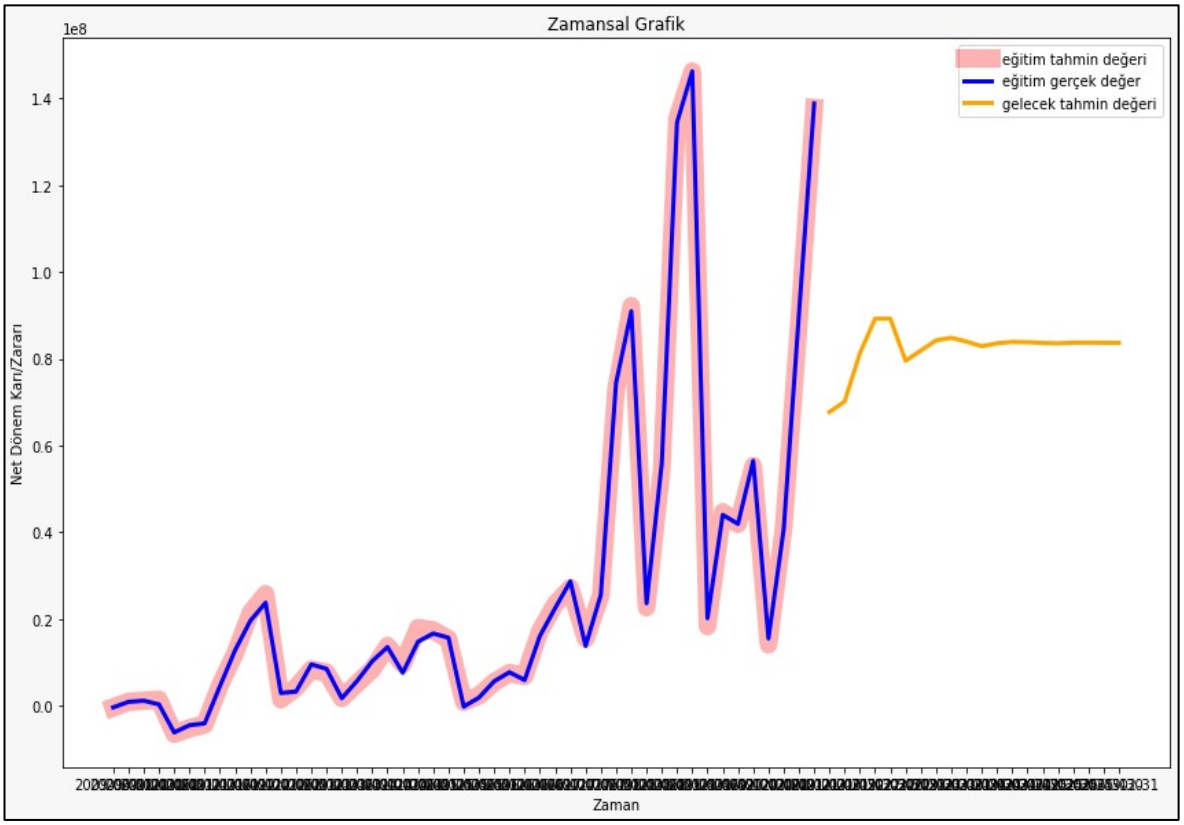
Şekil 33. ANFIS V1 ALGYO-CEMTS Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı

Şekil 34 ALGYO şirketinin ANFIS modelinde V1 veri seti eğitim tahmin değeri, gerçekleşen değer karşılaştırması ve ileri tahmin değerlerini göstermektedir:



Şekil 34.ALGYO Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması

Şekil 35 CEMTS şirketinin ANFIS modelinde V1 veri seti eğitim tahmin değeri, gerçekleşen değer karşılaştırması ve ileri tahmin değerlerini göstermektedir:



Şekil 35. CEMTS Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması

ANFIS V2 için MSE değerleri 0,000000000000 ile 0.752315570036, RMSE değerleri 0.000000172827 ile 0.867361268466 ve MAPE değerleri 0.000000172788 ile 0.866466558619 aralığında ölçülmüştür. V2 için en başarılı 20 ve en başarısız 20 MSE değerine sahip şirketlerin 2020/12 dönemi gerçekleşen Dönem Net Kârı/Zararı değerleri ile tahmin edilen Dönem Net Kârı/Zararı değerleri Tablo 21 ve Tablo 22'de gösterilmiştir.

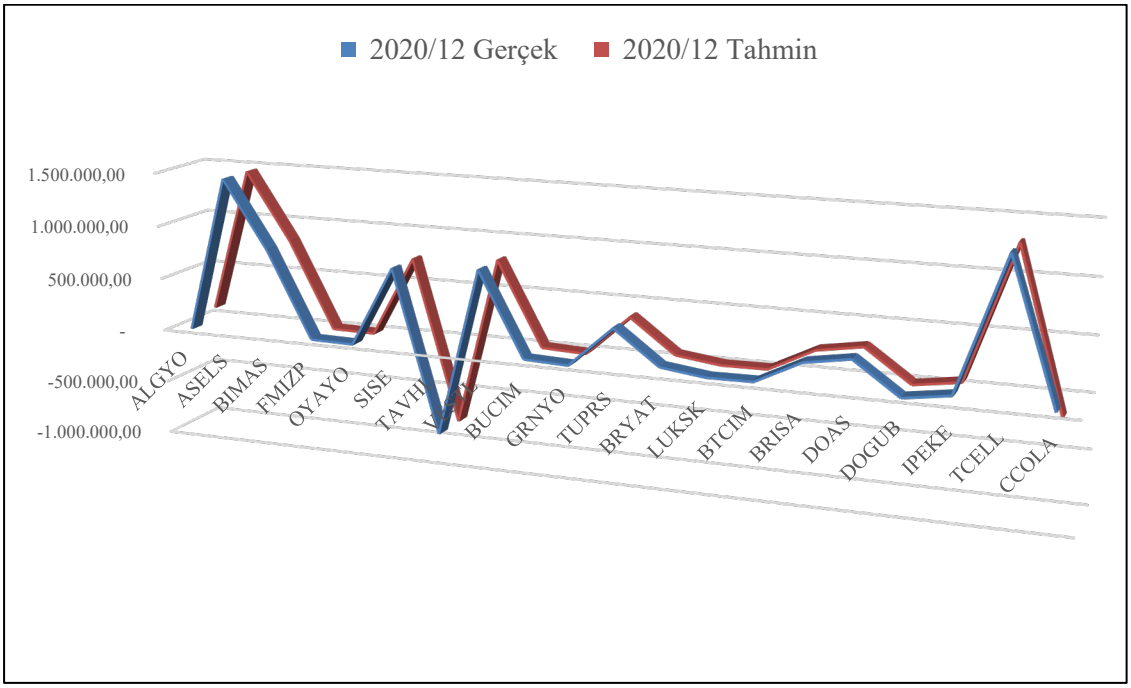
Tablo 21. En Başarılı 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi ANFIS Tahmini V2

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
0.000000000000	ALGYO	MALİ KURULUŞLAR	2.824,34	111.987,82
0.000000000000	ASELS	TEKNOLOJİ, BİLİŞİM, SAVUNMA	1.460.668,00	1.460.667,04
0.000000000000	BIMAS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	825.219,00	825.218,58

0.000000000000	FMIZP	İMALAT	10.135,52	10.135,52
0.000000000000	OYAYO	MALİ KURULUŞLAR	2.508,63	2.508,62
0.000000000000	SISE	MALİ KURULUŞLAR	745.562,00	745.562,07
0.000000000000	TAVHL	MALİ KURULUŞLAR	- 767.606,00	- 767.608,02
0.000000000000	VESTL	İMALAT	799.994,00	799.992,71
0.000000000001	BUCIM	İMALAT	17.791,99	17.791,97
0.000000000001	GRNYO	MALİ KURULUŞLAR	921,59	921,59
0.000000000001	TUPRS	İMALAT	376.468,00	376.467,42
0.000000000002	BRYAT	MALİ KURULUŞLAR	66.391,52	66.391,48
0.000000000003	LUKSK	İMALAT	12.714,76	12.714,75
0.000000000004	BTCIM	İMALAT	16.535,75	16.534,70
0.000000000006	BRISA	İMALAT	227.252,39	227.249,92
0.000000000006	DOAS	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	296.156,00	296.159,75
0.000000000008	DOGUB	İMALAT	- 60,16	- 60,15
0.000000000011	IPEKE	MADENCİLİK VE TAŞ OCAKÇILIĞI	62.127,00	62.127,32
0.000000000011	TCELL	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME	1.302.046,00	1.302.048,73
0.000000000012	CCOLA	İMALAT	4.976,35	- 162.929,46

ANFIS V2 veri setinde en başarılı MSE değerine sahip 20 şirketin sektörel dağılımı şu şekildedir; İmalat 9, Mali Kuruluşlar 6, Teknoloji, Bilişim, Savunma 1, Toptan Perakende Ticaret Lokantalar, Oteller 2, Madencilik ve Taş Ocakçılığı 1, Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme 1.

Şekil 36 ANFIS modeli V2 veri setinde en başarılı tahmine sahip 20 şirketin tahmin değerleri ile gerçek değerlerinin karşılaştırmasını göstermektedir:



Şekil 36. ANFIS V2 2020/12 En Başarılı 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

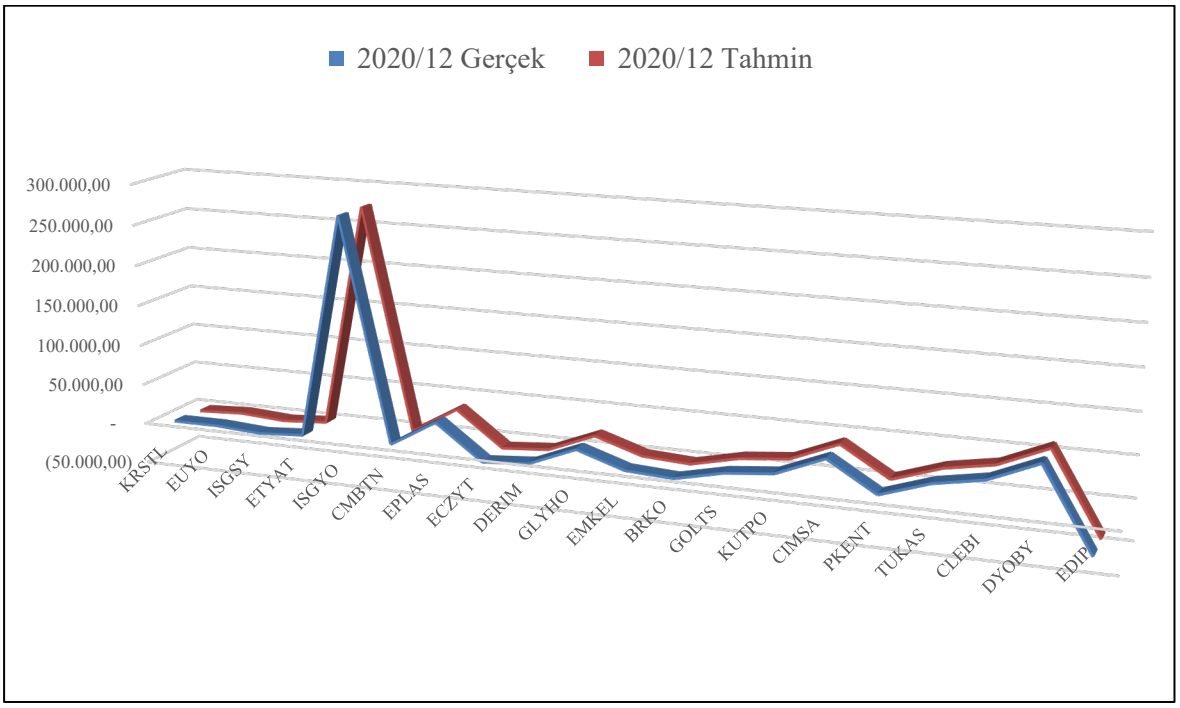
Tablo 22. En Başarısız 20 MSE Değerine Sahip Şirketlerin 2020/12 Dönemi ANFIS Tahmini V2

MSE	Şirket Kodu	Sektör	2020/12 Gerçekleşen	2020/12 Tahmin
0.752315570036	KRSTL	İMALAT	969,13	- 1.785,41
0.000086570365	EUYO	MALİ KURULUŞLAR	1.012,00	1.008,76
0.000024232896	ISGSY	MALİ KURULUŞLAR	- 2.849,42	- 2.875,50
0.000006121408	ETYAT	MALİ KURULUŞLAR	877,25	877,24
0.000004788316	ISGYO	MALİ KURULUŞLAR	275.567,07	275.497,72
0.000003410395	CMBTN	İMALAT	1.442,08	1.399,64
0.000002252483	EPLAS	İMALAT	34.652,48	34.651,04
0.000001437323	ECZYT	MALİ KURULUŞLAR	- 7.979,39	- 7.976,29
0.000000651594	DERIM	İMALAT	- 3.493,55	- 3.492,94
0.000000569456	GLYHO	MALİ KURULUŞLAR	19.896,05	19.623,11
0.000000409211	EMKEL	İMALAT	950,27	944,47

0.000000406029	BRKO	İMALAT	- 2.524,96	- 2.514,98
0.000000379087	GOLTS	İMALAT	10.525,64	10.534,21
0.000000299849	KUTPO	İMALAT	16.226,86	16.220,66
0.000000231057	CIMSA	İMALAT	40.214,23	40.236,47
0.000000215080	PKENT	TOPTAN PERAKENDE TİC.LOKANTLAR, OTELLER	4.730,22	4.732,99
0.000000204721	TUKAS	İMALAT	24.409,66	24.409,63
0.000000188762	CLEBI	ULAŞTIRMA, DEPOLAMA VE HABERLEŞME	34.993,92	34.779,82
0.000000177880	DYOBY	İMALAT	60.281,85	60.290,05
0.000000142144	EDIP	İNŞAAT VE BAYINDIRLIK	- 38.453,05	- 38.453,43

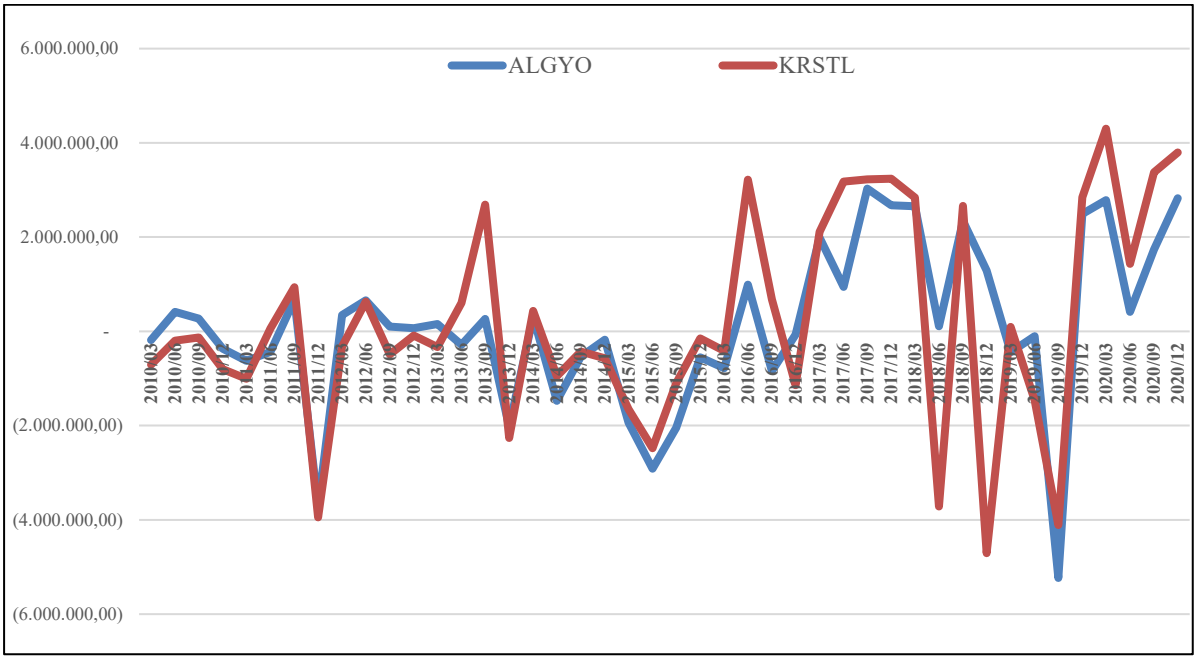
ANFIS V2 veri setinde en başarısız MSE değerine sahip 20 şirketin sektörel dağılımı şu şekildedir; İmalat 11, Mali Kuruluşlar 6, Toptan Perakende Ticaret Lokantalar, Oteller 1, İnşaat ve Bayındırlık 1, Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme 1.

Şekil 37 ANFIS modeli V2 veri setinde en başarısız tahmine sahip 20 şirketin tahmin değerleri ile gerçek değerlerinin karşılaştırmasını göstermektedir:



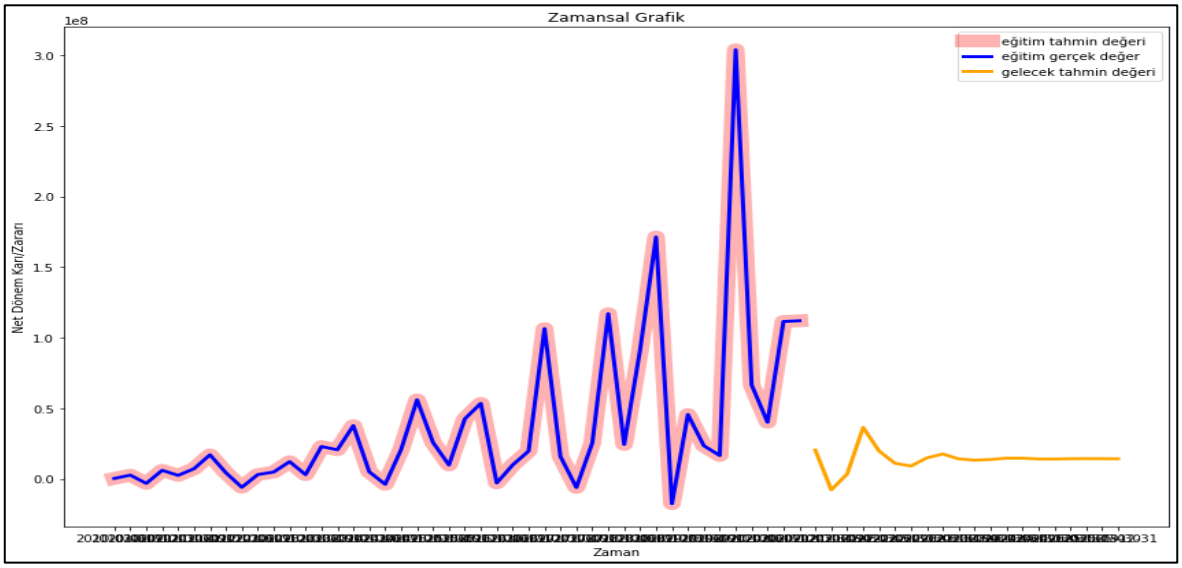
Şekil 37. ANFIS V2 2020/12 En Başarısız 20 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

ANFIS V2 için de en başarılı MSE değerine sahip şirket ALGYO Mali Kuruluşlar sektöründe ve en başarısız MSE değerine sahip şirket KRSTL şirketi İmalat sektöründedir. Şekil 38'de bu iki şirketin 44 dönemlik Net Dönem Kârı/Zararı değerlerine baktığımızda ANFIS V1'den farklı olarak ALGYO ve KRSTL verileri benzer bir eğilim göstermektedir.



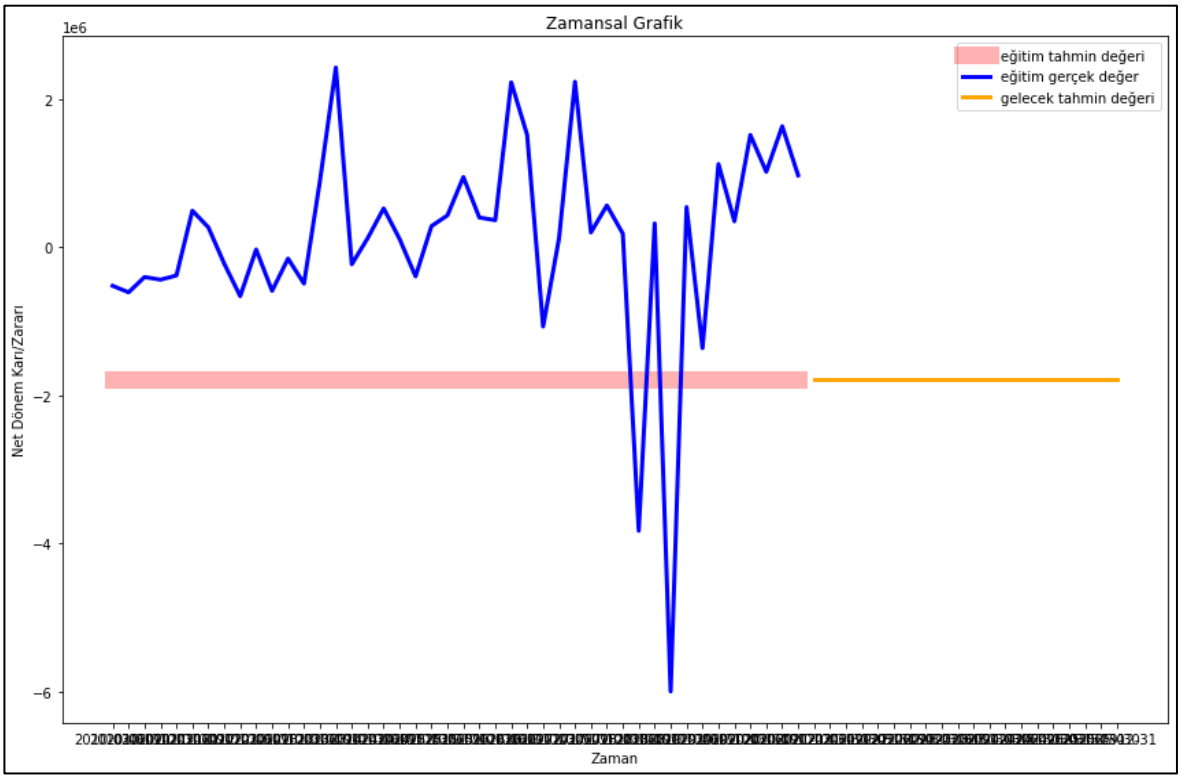
Şekil 38. ANFIS V2 ALGYO-KRSTL Gerçek Net Dönem Kârı/Zararı

Şekil 39'da ALGYO şirketinin eğitim tahmin değerleri ile gerçekleşen değerleri ve ileri tahmin değerleri gösterilmiştir:



Şekil 39. ALGYO Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması

Şekil 40'ta KRSTL şirketinin eğitim tahmin değerleri ile gerçekleşen değerleri ve ileri tahmin değerleri gösterilmiştir:



Şekil 40. KRSTL Eğitim Tahmin Değeri-Gerçekleşen Değer Karşılaştırması

4.7. Modellerin Performanslarının Karşılaştırılması

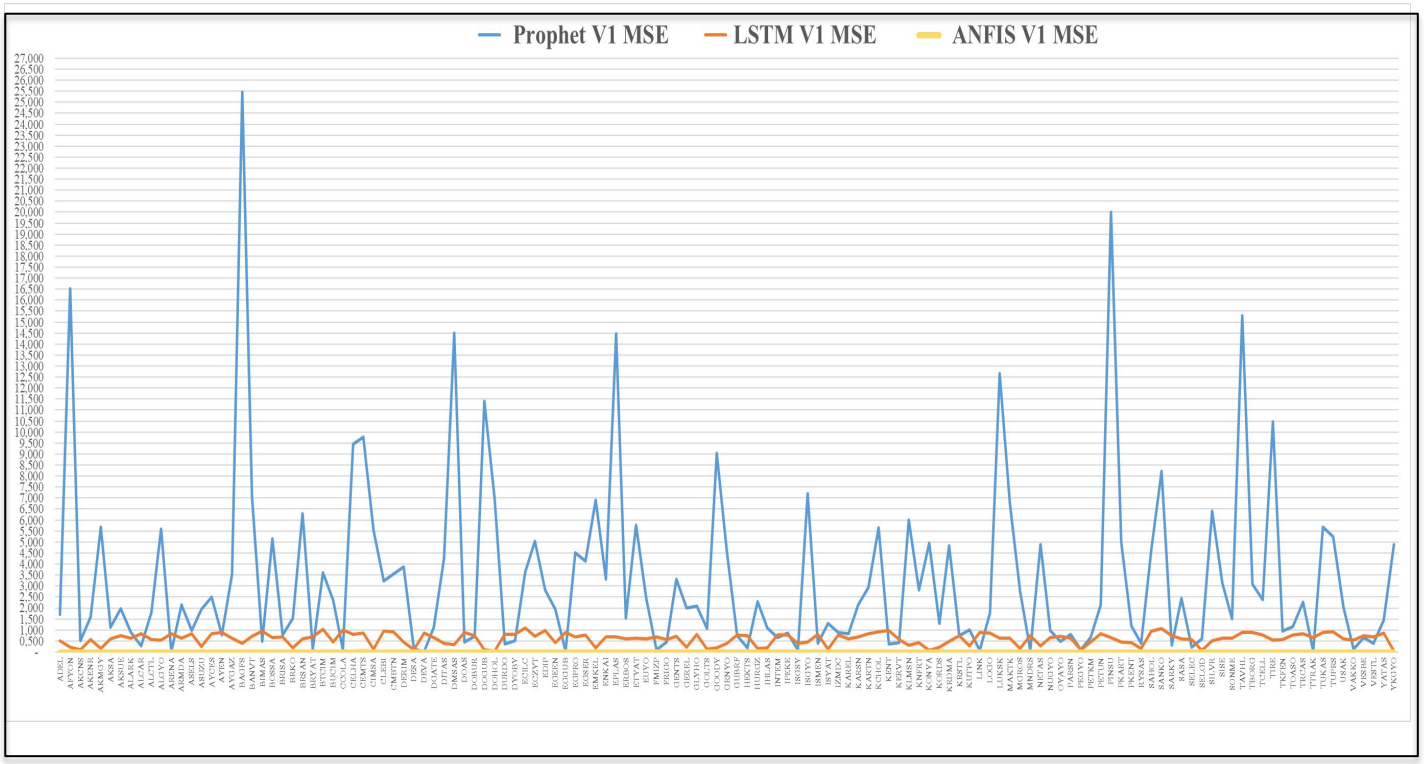
Bu çalışmada modellerin performans ölçümü için MSE, RMSE ve MAPE matrisleri kullanılmıştır.

MSE Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error):

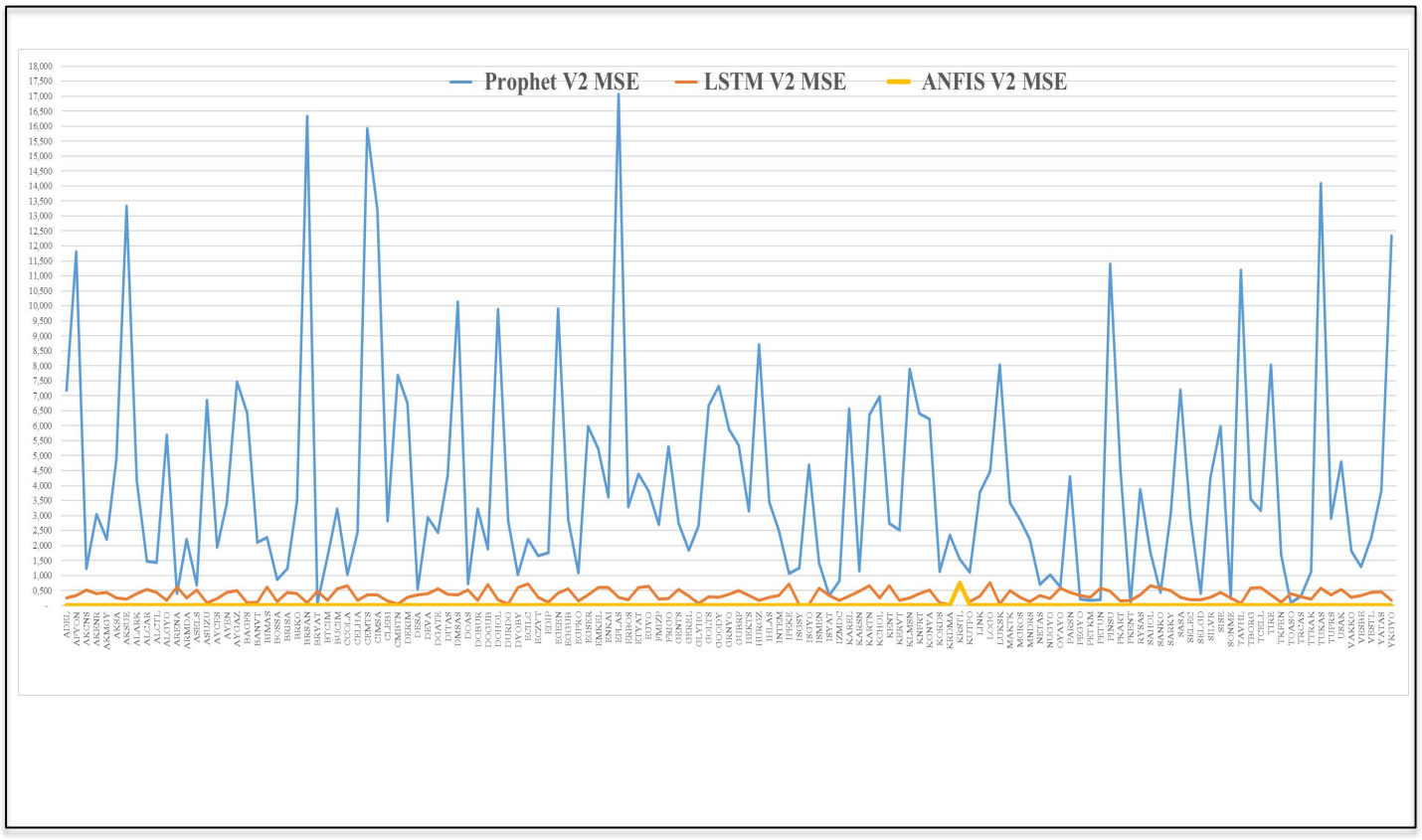
Ortalama kare hatası veya MSE hesaplanırken ilk olarak gerçek veriler ile tahmin edilen değerlerinin farklarının karelerinin toplamı alınır. Bulunan sonucun örnek sayısına bölünerek MSE değeri elde edilir. Karesi alınmış tahmin hatası değerlerinin ortalaması olarak hesaplanır. Aykırı değerlerin bulunduğu veri setlerinde MSE değeri yüksek olarak hesaplanabilir (Uğuz, 2019). Ortalama kare hata değeri sıfıra yakın oldukça tahmin modelinin daha iyi performans sergilediği söylenebilir.

$$MSE\left(y, h_\theta\left(x\right)\right) = \frac{1}{n}\sum_{i=0}^{n-1}\left(y_i - h_\theta\left(x_i\right)\right)$$

Sıfıra yakın değerler başarılı tahminleri gösterirken sıfırdan uzaklaştıkça tahmin başarısı azalmaktadır. Şekil 41 ve Şekil 42'de her üç modelin V1 ve V2 veri setleri için MSE grafikleri yer almaktadır. Sarı renkli ANFIS verileri her iki veri setinde de sıfıra çok yakınken, turuncu renkli LSTM modelinin ANFIS modeline göre sıfırdan uzaklaştığı görülmektedir. Mavi renkli Prophet modeli verilerinin ise ANFIS ve LSTM modellerinden daha başarısız tahminler yaptığını ancak bazı şirket verilerinde başarılı tahminlerde bulunduğu görülmektedir.



Şekil 41. V1 Modellerin MSE Karşılaştırması



Şekil 42. V2 Modellerin MSE Karşılaştırması

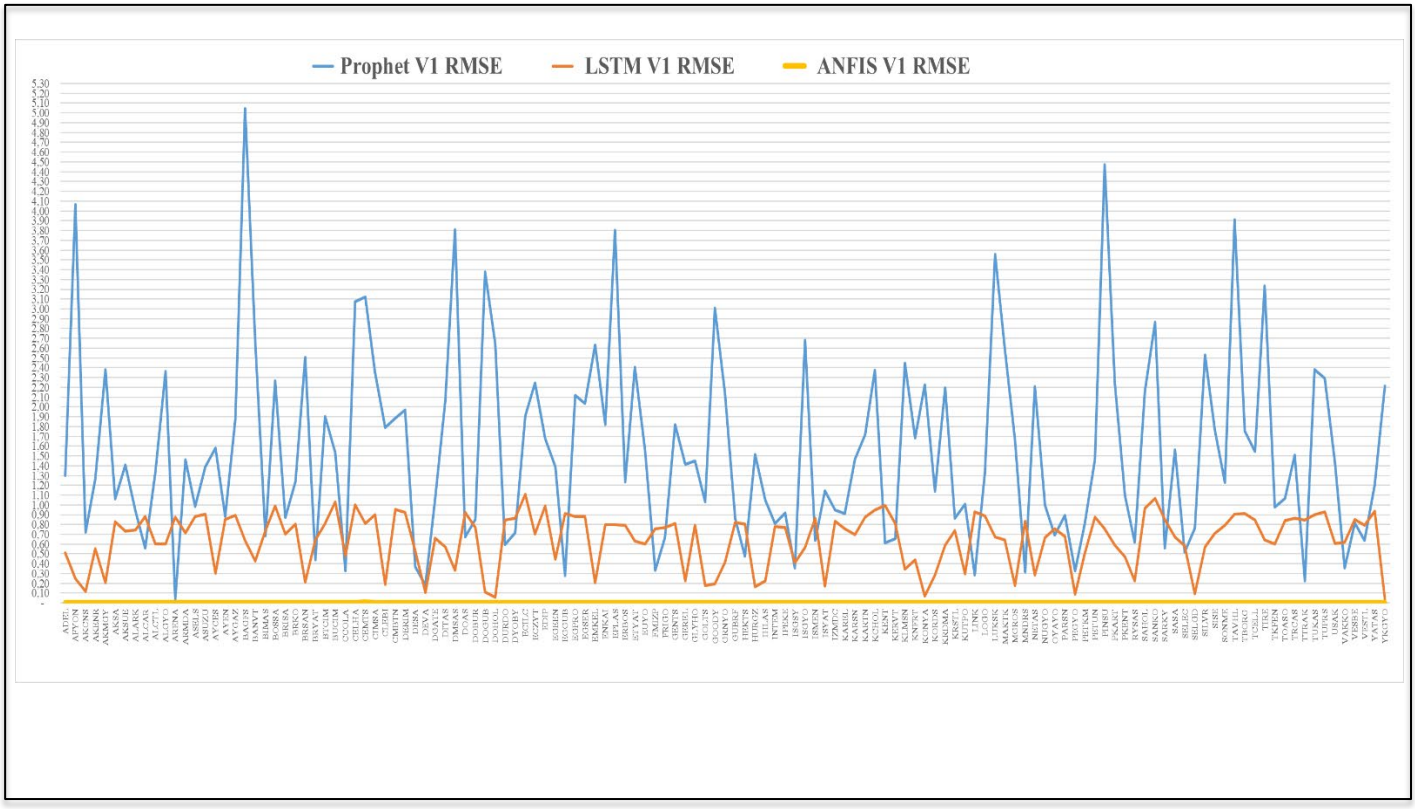
RMSE Kök Ortalama Kare Hata (Root Mean Square Error):

RMSE, ortalama kare hata değerinin karekökü alınarak hesaplanır (Uğuz, 2019). Standartlaştırılmış değişkenler bağlamında, tahmin ve gözlemlere karşılık gelen öğeler arasındaki farkların karelerinin ortalamasının karekökü olarak tanımlanır. Standartlaştırılmış tahminler ve gözlemler kullanılarak oluşturulduğunda, korelasyon katsayısı ile RMSE parametresi arasında bire bir ilişki vardır (Barnston, 1992). RMSE hataların ne kadar yayıldığını gösterir. RMSE değerleri 0'dan ∞'a kadar değişebilir.

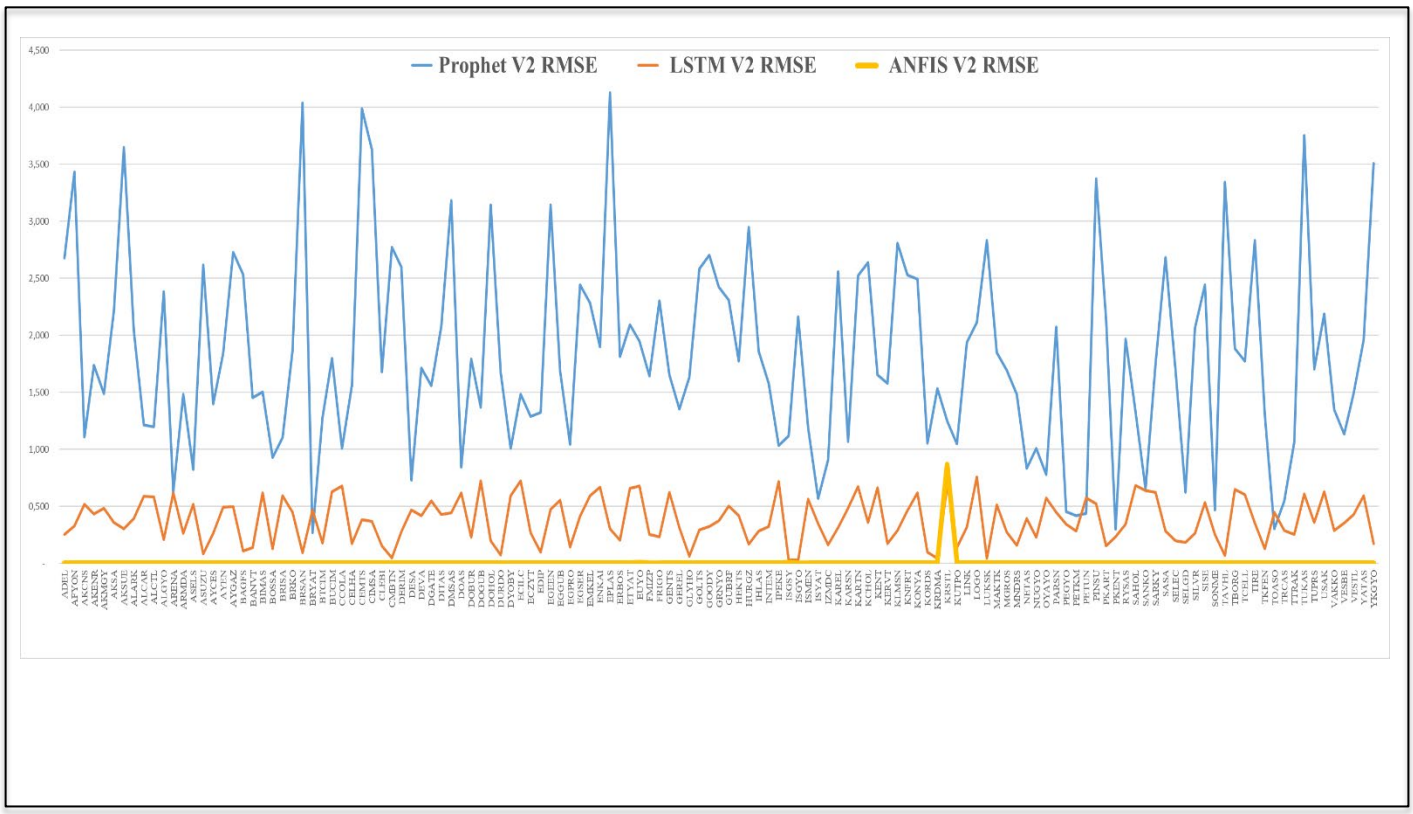
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n} e_j^2}{n}}$$

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

Şekil 43 ve Şekil 44'te V1 ve V2 veri setleri için RMSE değerlerinin grafiği incelendiğinde, ANFIS modelinin parametrelerinin sıfıra en yakın olduğu ve dolayısıyla diğer iki modelden daha iyi tahminleyici olduğu görülmektedir. ANFIS modelinden sonra turuncu ile gösterilen LSTM modeli ve en az başarılı olarak da mavi ile gösterilen Prophet modeli olduğu görülmektedir.



Şekil 43. V1 Modellerin RMSE Karşılaştırması



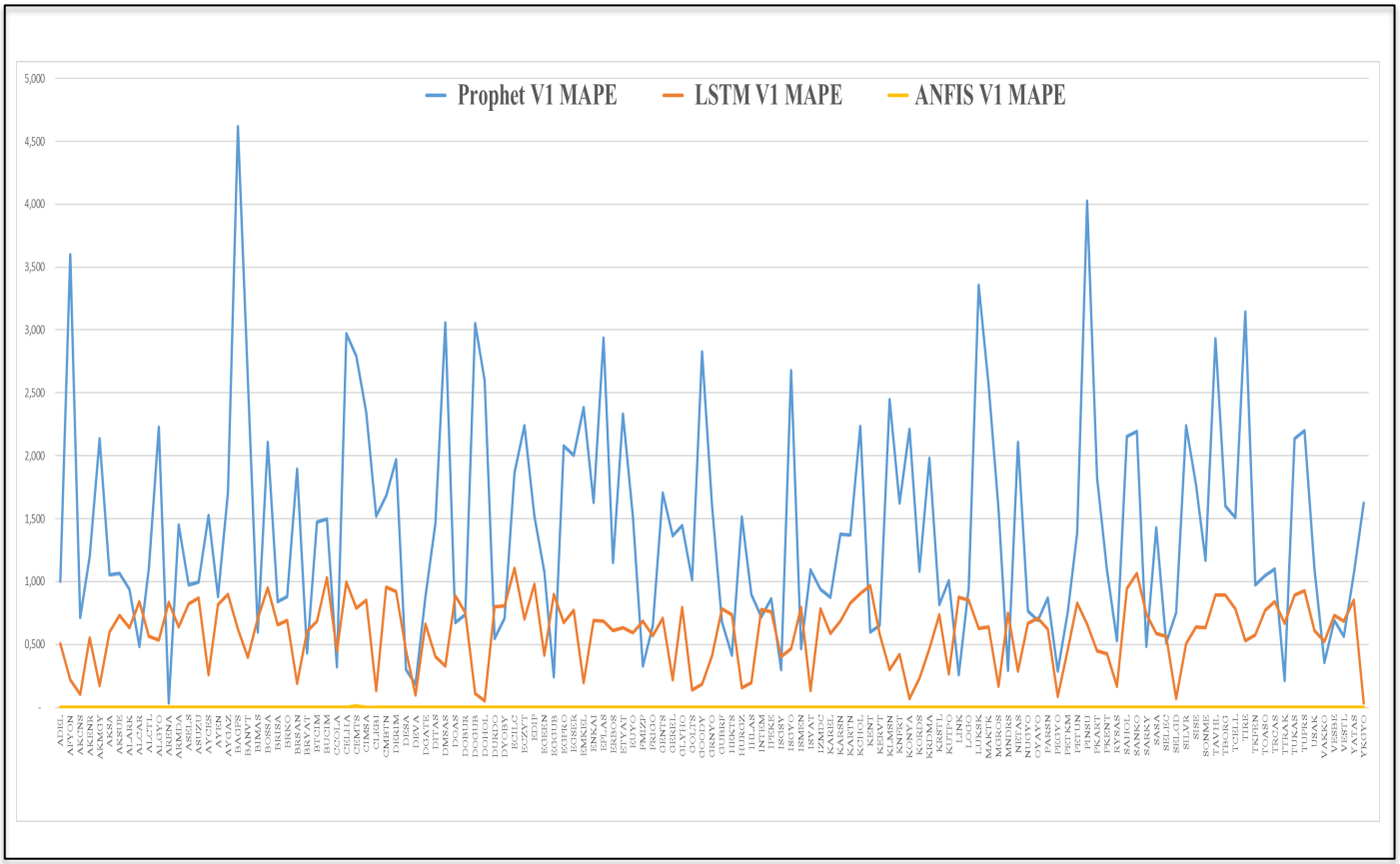
Şekil 44. V2 Modellerin RMSE Karşılaştırması

MAPE Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Percentage Error):

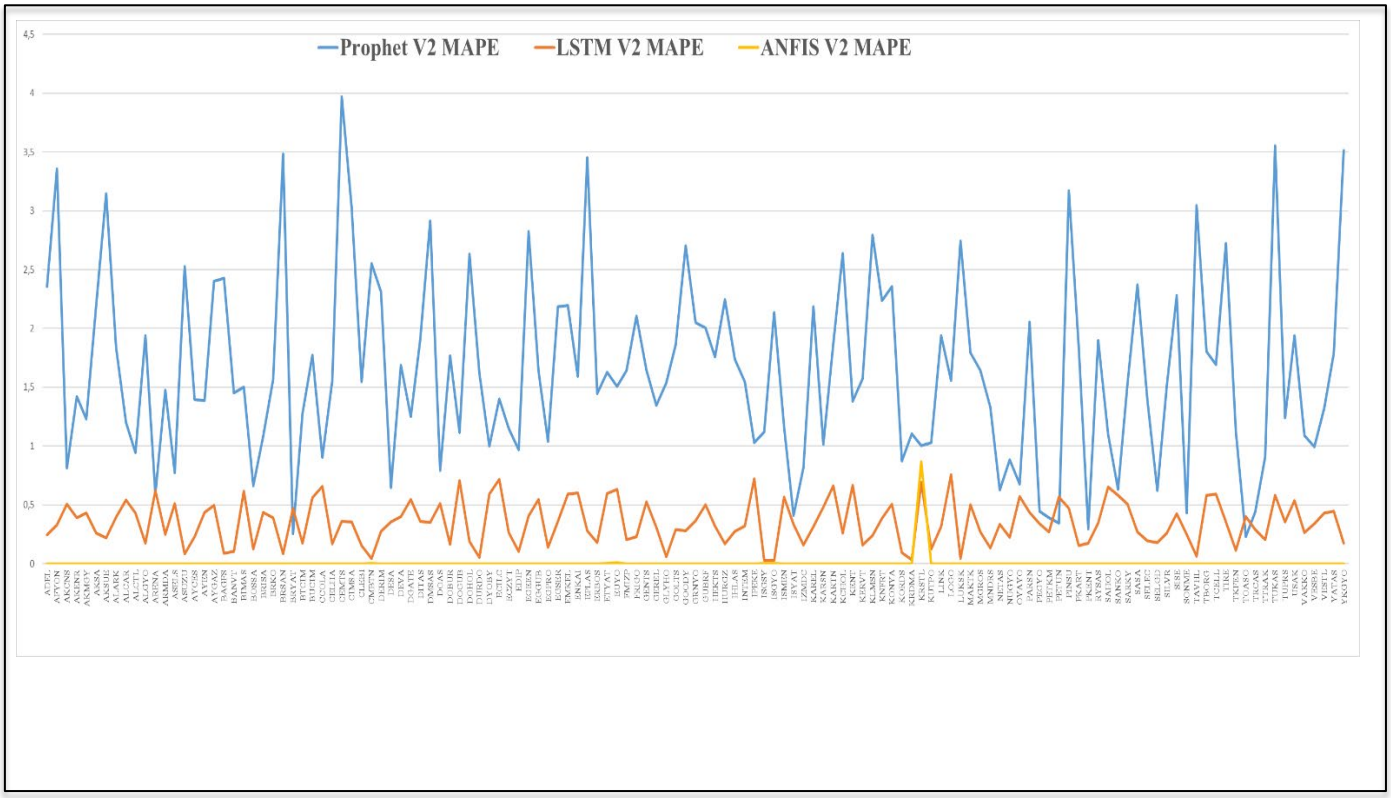
MAPE ortalama mutlak yüzde hata, birimsiz olma avantajı sayesinde, veri setleri arasındaki tahmin performanslarını karşılaştırmak için kullanılmaktadır. (Hyndman ve Athanasopolos, 2018). Düşük tahmin değerleri için yüzde hatası %100'ü geçemez ancak tahmin değerleri çok yüksek olduğunda yüzde hatasının bir sınırı yoktur.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{j}^{n} \frac{|e_j|}{|A_j|}$$

Bir modelde MAPE değeri %10 'dan az ise "yüksek derecede tahmin", %10 ve %20 arasında ise "iyi derecede tahmin", %20 ve %50 arasında ise "kabul edilebilir tahmin", %50 ve üzerindekiler ise "güvenilemez tahmin" olarak değerlendirilir (Lewis, 1982). V1 ve V2 veri setleri için oluşturulan MAPE grafiklerinin görüntülendiği Şekil 45 ve Şekil 46 incelendiğinde yine tahminlemedeki başarı grafiği benzer çıkmaktadır. En iyi tahmin yapan modelin ANFIS, sonra LSTM ve en son olarak Prophet olduğu görülmektedir.



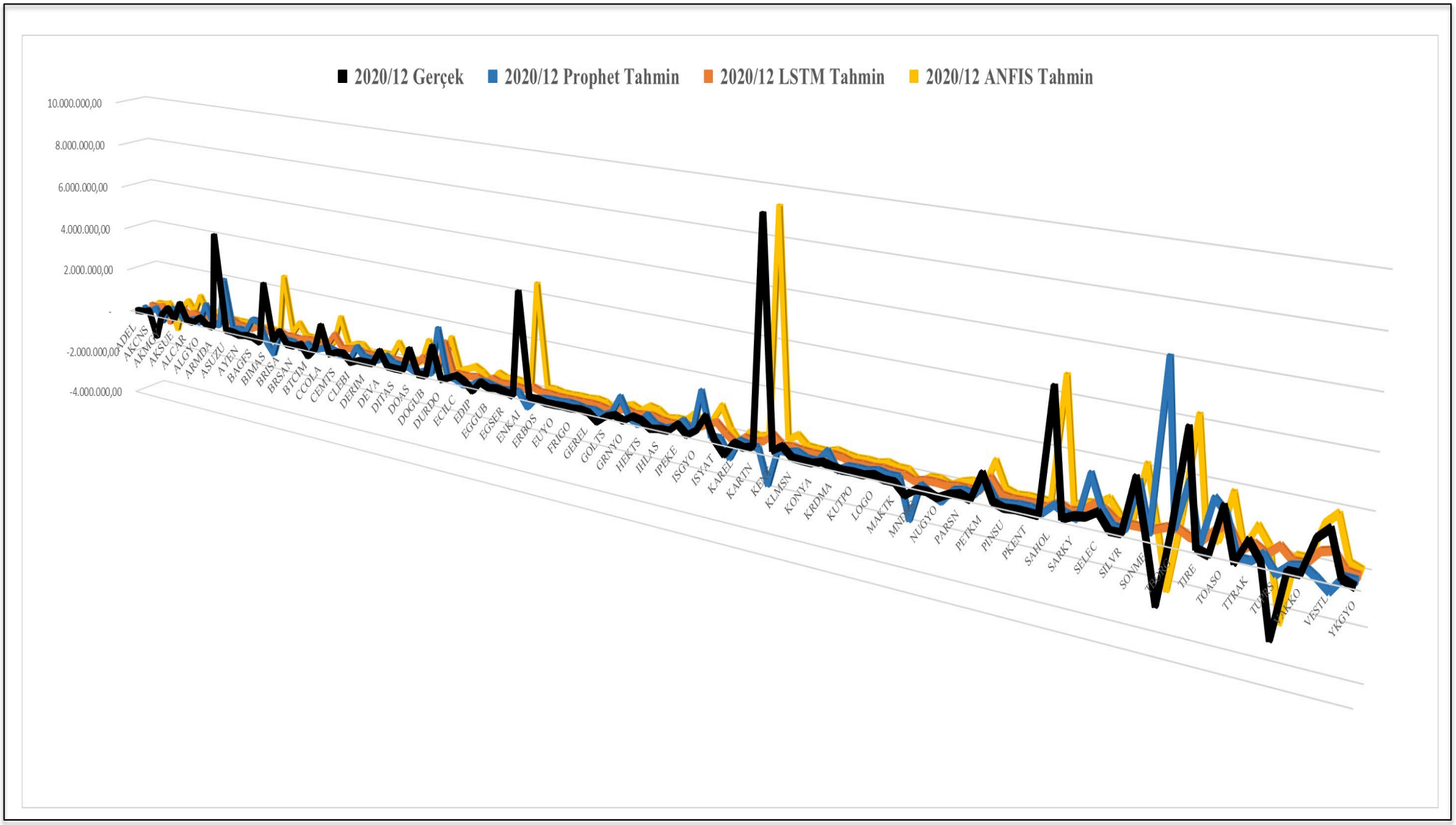
Şekil 45. V1 Modellerin MAPE Karşılaştırması



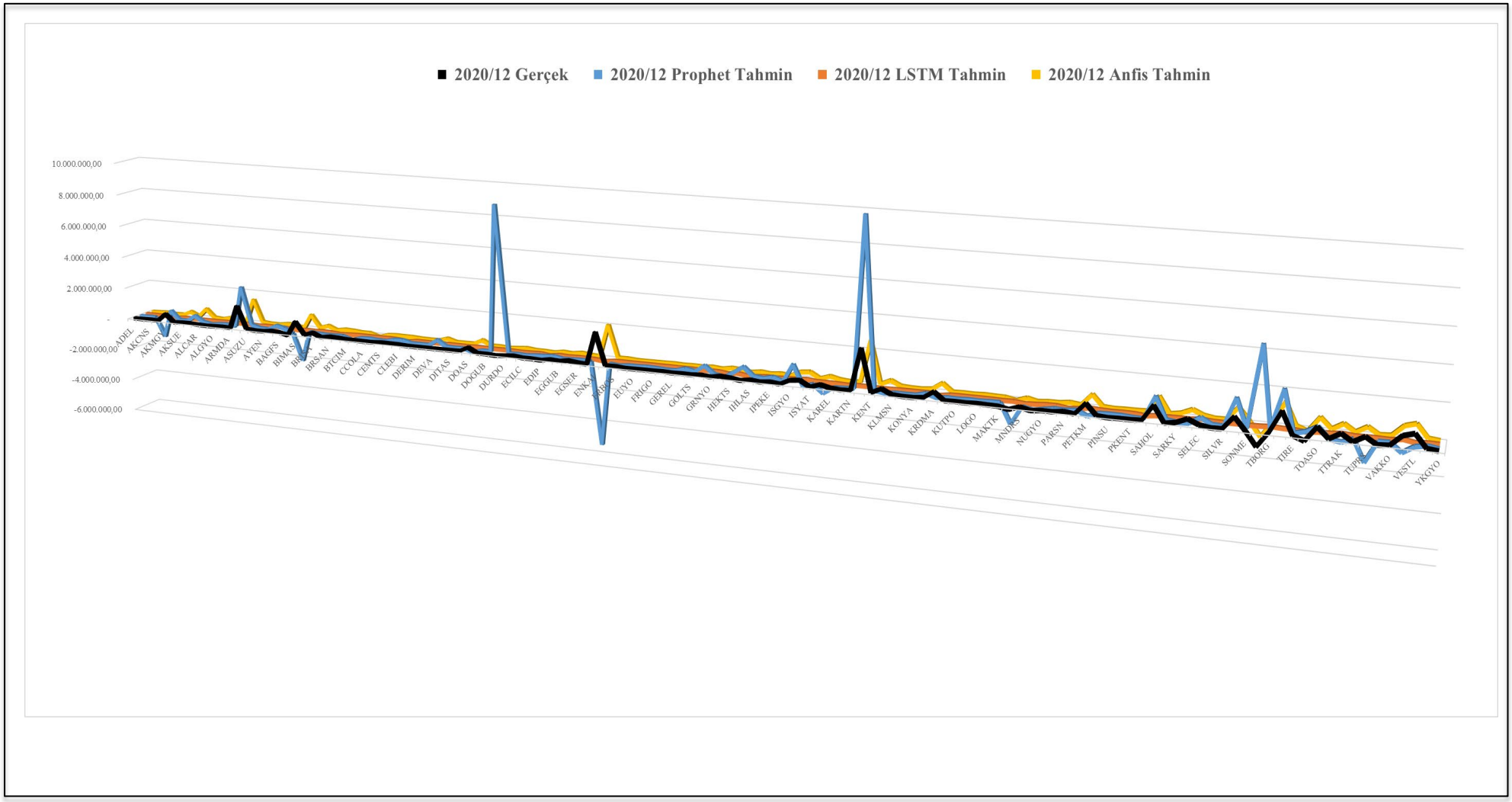
Şekil 46. V2 Modellerin MAPE Karşılaştırması

Zaman serisi tahminlerinde kullanılan Prophet, LSTM ve ANFIS üç farklı mimari olarak aynı bağımlı ve bağımsız değişkenlerle farklı sonuçlar vermiştir. Geleceği yüzde yüz tahmin etmek hiçbir teknoloji ile mümkün olmadığından tutarlı tahminler yapmaya çalışmak finansal tahminlerde önemlidir.

Şekil 47 ve Şekil 48 V1 ve V2 için 133 şirketin 2020/12 dönemi gerçek değerleri ile birlikte üç modelin bağımlı değişken tahminlerini göstermektedir. Şekil 47 ve Şekil 48'te görüldüğü üzere siyah renkle gösterilen gerçek değerlere sarı renkle gösterilen ANFIS modelinin tahmin değerleri oldukça yakındır.



Şekil 47. Veri Seti-1 Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması



Şekil 48. Veri Seti-2 2020/12Gerçekleşen-Tahmin Karşılaştırması

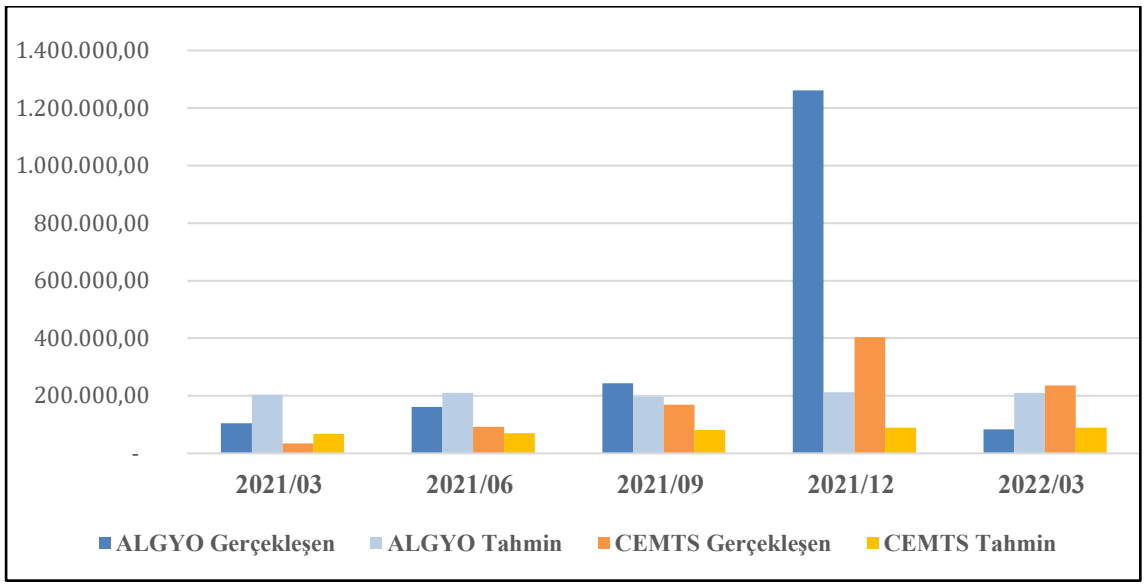
Tablo 23'te görülen MSE, RMSE ve MAPE performans kriterlerine göre ANFIS modelinin her iki veri setinde de diğer iki modelden daha iyi tahmin performansı gösterdiği görülmektedir. Prophet ve LSTM modelleri ile de iyi tahmin yapılan şirketler bulunmaktadır. Ancak tüm şirketlerde üç performans matrisinde de tutarlı tahminde bulunduğu görülen ANFIS modeli ile ileri tarihli tahminleme yapılmaya karar verilmiştir.

Tablo 23. V1 ve V2 Setlerinde Modellerin Performans Karşılaştırması

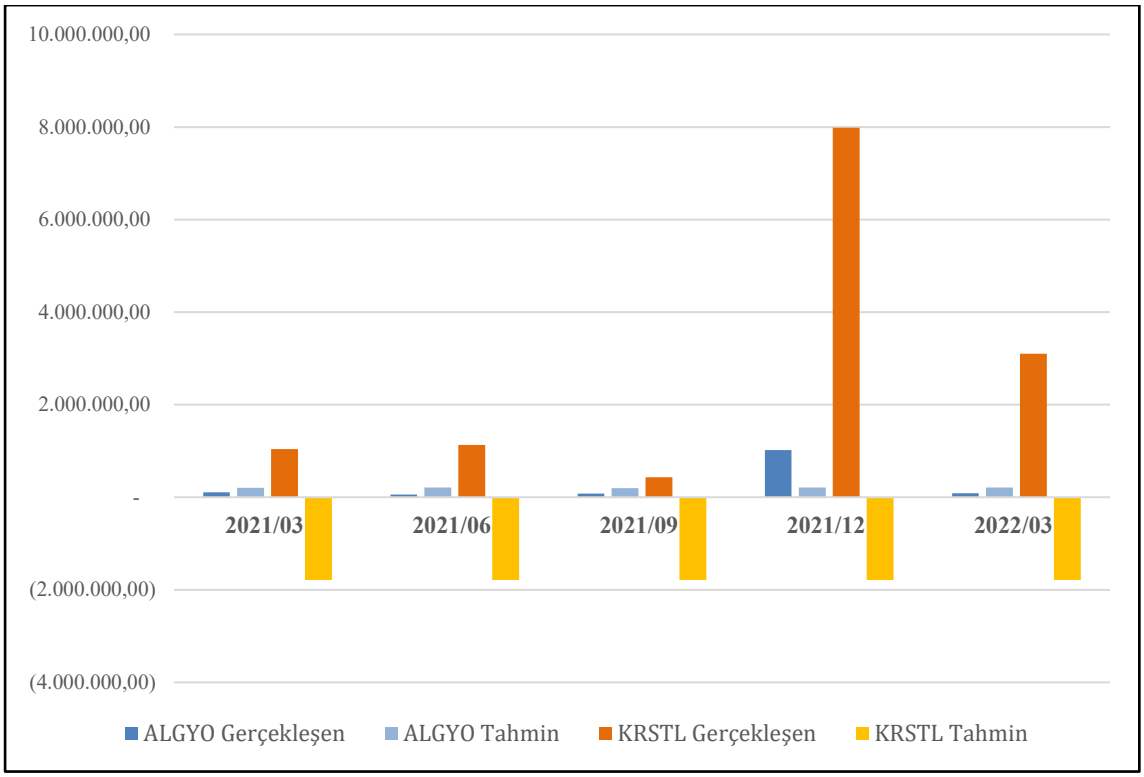
PERFORMANS MATRİSİ		**Prophet**	**LSTM**	**ANFIS**
V1 MSE	EN BAŞARILI V1 MSE	0,001167919936	0,033678928857	0,000000000001
	EN BAŞARISIZ V1 MSE	25,476295816186	1,106420025900	0,000089357716
V1 RMSE	EN BAŞARILI V1 RMSE	0,034174843616	0,042220066021	0,000000001793
	EN BAŞARISIZ V1 RMSE	5,047404859548	1,106519994969	0,009452921027
V1 MAPE	EN BAŞARILI V1 MAPE	0,033708783638	0,033678928857	0,000000001268
	EN BAŞARISIZ V1 MAPE	4,616401841586	1,106420025900	0,009042512458
V2 MSE	EN BAŞARILI V2 MSE	0,073600000000	0,027679767460	0,000000000001
	EN BAŞARISIZ V2 MSE	17,073500000000	0,759272694588	0,752315570036
V2 RMSE	EN BAŞARILI V2 RMSE	0,271255119607	0,030426295474	0,000000001459
	EN BAŞARISIZ V2 RMSE	4,132014026347	0,759421467781	0,867361268466
V2 MAPE	EN BAŞARILI V2 MAPE	0,228485294195	0,027679767460	0,000000001032
	EN BAŞARISIZ V2 MAPE	3,973073672998	0,759272694588	0,866466558619

4.8. En İyi Model ANFIS Modeli ile İleri Tarihli Tahmin Bulguları

Tablo 23, 24, 25, 26 ve 27 sırasıyla 2021, 2022, 2023, 2024 ve 2025 yılları için ANFIS modeli ile tahminlenen Net Dönem Kârı/Zararı değerlerini göstermektedir. Bu tez çalışması devam ettiği sürede 2021 yılı ve 2022-3 dönemi gerçek veriler yayınlanmıştır. Modelin yayınlanan bu dönemlerle ilgili grafiği karşılaştırıldığında ileri tahminlemede yakın bulgular olsa da test verisindeki tahmin başarısı kadar başarılı olmadığı görülmektedir. Bunun nedenlerinden birinin pandemi döneminin ekonomiye yansıması olduğu anlaşılabilmektedir. Modelin eğitim setinde öğrendiği veriden farklı bir veri ile karşılaştığı için, yeni durumu tam olarak öğrenemediği görülmektedir. ANFIS V1 veri setinin eğitim ve test aşamasında en başarılı tahmine sahip ALGYO ve en başarısız tahmine sahip CEMTS şirketlerinin 2021/03-2022/03 dönemleri arası yaptığı tahminler açıklanan rakamlarla Şekil 49'da karşılaştırılmıştır. ANFIS V2 veri setinde ise en başarılı ALGYO ve en başarısız tahmine sahip KRSTL şirketi Karşılaştırması Şekil 50'de gösterilmiştir:



Şekil 49. ANFIS V1 En Başarılı (ALGYO)-En Başarısız (CEMTS) 2021/03-2022/03 Dönemleri Gerçekleşen- Tahmin Karşılaştırması



Şekil 50. ANFIS V2 En Başarılı (ALGYO)-En Başarısız (KRSTL) 2021/03-2022/03 Dönemleri Gerçekleşen- Tahmin Karşılaştırması

Tablo 23. ANFIS 2021 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini

	Şirket Kodu	2021-03	2021-06	2021-09	2021-12
1	ADEL	376.080,67	4.024.269,92	5.079.736,54	4.052.715,48
2	AFYON	- 18.912.081,05	- 8.668.475,74	- 5.630.367,60	- 4.677.992,71
3	AKCNS	39.682.588,07	33.710.672,19	52.785.694,63	62.130.638,75
4	AKENR	- 557.556.180,11	- 541.303.092,43	- 634.643.233,71	- 723.560.176,05
5	AKMGY	44.510.295,10	38.759.648,37	41.607.417,04	44.760.219,46
6	AKSA	189.306.820,05	170.418.183,99	198.967.837,87	239.303.446,49
7	AKSUE	- 5.441.407,54	- 6.513.286,65	- 7.010.525,63	- 7.597.738,29
8	ALARK	295.805.927,58	278.242.449,86	345.338.451,34	392.839.710,59
9	ALCAR	28.305.642,14	31.336.331,15	36.312.778,51	40.786.085,84
10	ALCTL	17.585.834,17	27.561.671,16	32.987.005,53	30.015.415,19
11	ALGYO	203.942.822,74	210.642.762,01	197.164.406,60	212.375.237,22
12	ARENA	35.287.618,16	36.093.918,98	41.484.529,08	44.337.056,75
13	ARMDA	6.543.179,02	5.986.229,43	6.600.408,57	7.007.425,39
14	ASELS	2.669.410.542,08	2.474.723.345,35	2.883.146.263,22	3.156.940.805,28
15	ASUZU	- 21.759.618,37	- 26.600.539,28	- 24.956.190,59	- 20.705.919,32
16	AYCES	- 6.120.260,37	- 7.555.276,24	- 8.230.776,78	- 7.840.536,39
17	AYEN	- 78.628.868,93	- 92.468.070,93	- 77.677.097,20	- 85.347.769,27
18	AYGAZ	- 76.537.415,54	- 129.485.609,26	- 103.879.467,16	- 86.940.437,59
19	BAGFS	- 28.412.540,71	- 49.085.224,50	- 55.648.501,07	- 58.805.807,77
20	BANVT	- 62.618.884,57	- 96.092.540,72	- 108.337.307,39	- 119.753.286,04
21	BIMAS	1.390.707.083,49	1.426.794.232,31	1.630.140.641,05	1.718.098.202,23
22	BOSSA	7.477.041,62	- 952.323,05	- 2.647.538,84	2.396.987,45
23	BRISA	217.669.279,63	233.004.696,29	274.040.455,75	322.978.497,11
24	BRKO	- 4.354.249,34	- 2.964.797,13	- 3.398.230,87	- 3.081.608,61
25	BRSAN	- 20.024.790,55	- 28.493.078,45	- 40.523.075,64	- 44.621.075,78
26	BRYAT	84.796.502,41	82.510.773,59	101.886.245,63	108.239.229,38
27	BTCIM	- 221.340.672,65	- 228.189.297,50	- 253.112.663,06	- 272.340.638,41
28	BUCIM	32.039.285,20	35.430.472,71	43.080.805,47	48.552.632,85
29	CCOLA	910.174.863,66	878.662.490,29	1.027.669.667,20	1.104.454.176,46
30	CELHA	- 10.270.398,36	- 10.120.408,06	- 11.176.945,72	- 11.008.771,77
31	CEMTS	67.706.983,56	70.142.537,11	81.264.494,03	89.263.737,63
32	CIMSA	68.044.348,97	80.644.288,95	102.085.618,69	115.958.532,30
33	CLEBI	- 115.327.817,27	- 153.319.170,92	- 175.145.406,25	- 171.149.102,44
34	CMBTN	- 7.190.839,15	- 8.933.180,83	- 9.628.320,34	- 9.889.562,45
35	DERIM	- 2.025.162,32	- 1.324.109,33	- 1.961.260,56	- 2.416.063,63
36	DESA	2.349.354,29	- 196.369,93	- 350.267,33	774.977,58
37	DEVA	360.071.620,05	365.975.354,18	419.396.288,76	454.922.660,66
38	DGATE	18.155.291,92	17.078.995,63	19.639.111,95	21.070.456,52
39	DITAS	- 140.588,13	- 320.575,07	242.466,70	1.425.922,02
40	DMSAS	1.892.311,73	- 237.690,81	585.068,36	2.981.587,70
41	DOAS	322.066.364,31	399.894.257,81	519.070.453,56	623.794.395,92
42	DOBUR	- 3.065.718,75	- 3.042.327,55	- 3.320.127,21	- 3.268.640,20
43	DOGUB	- 2.115.737,23	- 2.128.576,15	- 1.983.530,35	- 1.988.318,26
44	DOHOL	881.459.614,58	901.764.300,81	1.044.857.343,74	1.136.468.069,22
45	DURDO	- 9.091.450,70	- 12.198.325,89	- 13.785.880,41	- 14.018.672,32
46	DYOBY	47.231.591,76	51.149.380,51	64.207.424,11	71.324.464,38
47	ECILC	228.183.929,58	232.203.849,29	260.742.523,04	276.322.072,39
48	ECZYT	134.077.917,41	148.806.020,35	178.181.821,45	194.950.484,35
49	EDIP	- 82.164.728,48	- 102.244.927,40	- 118.828.098,95	- 130.124.204,72
50	EGEEN	170.420.422,94	156.478.329,39	176.593.870,33	192.593.785,66
51	EGGUB	64.198.102,00	65.079.716,21	73.157.649,02	78.429.705,19
52	EGPRO	46.114.242,30	46.529.427,57	50.616.853,12	58.383.761,13
53	EGSER	36.380.732,24	39.406.030,69	46.646.235,82	53.260.624,37
54	EMKEL	- 13.207,86	207.561,58	- 66.684,86	- 269.349,01
55	ENKAI	2.166.389.390,34	1.844.867.763,73	2.434.730.244,43	2.435.113.114,89
56	EPLAS	30.437.181,70	34.726.155,83	38.591.515,65	42.748.149,35
57	ERBOS	42.632.381,11	38.995.425,82	44.357.737,96	49.049.693,24
58	ETYAT	864.430,65	970.832,51	3.029.230,02	2.675.913,43
59	EUYO	7.884.127,74	- 11.385.396,50	4.852.162,07	4.010.716,87
60	FMIZP	21.694.857,12	19.012.093,71	21.405.329,80	22.583.109,90
61	FRIGO	8.506.747,69	7.744.330,94	8.809.583,22	9.798.332,92
62	GENTS	25.098.186,09	28.018.981,86	32.506.800,83	37.664.058,68
63	GEREL	- 2.247.500,29	3.510.423,24	3.963.408,18	3.743.766,26
64	GLYHO	- 279.064.010,73	- 283.479.348,82	- 298.998.652,42	- 306.169.656,19
65	GOLTS	8.511.908,81	5.423.640,49	5.714.168,44	6.728.924,48
66	GOODY	91.009.545,49	63.405.941,14	70.961.860,05	93.610.738,52
67	GRNYO	284.616,50	- 466.171,79	65.060,01	151.969,65

	Şirket Kodu	2021-03	2021-06	2021-09	2021-12
68	GUBRF	60.473.204,68	124.522.631,87	143.804.429,30	148.357.281,26
69	HEKTS	124.946.280,84	114.149.396,03	124.328.331,99	141.124.083,75
70	HURGZ	- 51.740.640,28	- 51.021.640,88	- 56.161.741,87	- 57.941.730,49
71	IHLAS	- 26.810.590,54	- 31.624.323,88	- 35.651.151,68	- 36.954.580,99
72	INTEM	7.448.594,68	4.996.381,23	4.872.746,45	5.158.235,78
73	IPEKE	276.473.549,40	235.366.005,47	273.893.874,45	294.158.564,90
74	ISGSY	2.684.520,70	2.875.957,61	3.275.495,60	3.126.669,77
75	ISGYO	102.802.846,43	63.492.882,47	81.852.692,72	101.433.557,84
76	ISMEN	471.370.621,20	438.890.061,70	572.664.771,31	623.294.430,48
77	ISYAT	27.037.331,97	13.191.045,64	21.172.717,03	23.882.007,75
78	IZMDC	- 589.422.355,80	- 565.102.277,64	- 590.946.521,12	- 625.610.154,13
79	KAREL	61.987.674,81	51.240.855,74	63.577.327,54	71.863.475,53
80	KARSN	2.178.550,64	1.351.459,16	4.492.263,97	6.579.755,87
81	KARTN	74.535.276,09	72.822.776,62	85.785.325,76	94.150.397,99
82	KCHOL	5.043.981.146,30	5.910.318.889,40	6.313.079.726,70	6.776.597.279,34
83	KENT	75.632.061,36	86.872.356,60	101.472.771,96	108.625.365,19
84	KERVT	132.854.726,37	131.633.278,18	160.434.737,21	191.654.398,02
85	KLMSN	19.180.181,90	6.858.329,42	14.672.006,54	17.252.163,17
86	KNFRT	18.008.049,99	18.101.257,82	19.892.056,85	19.976.328,24
87	KONYA	- 3.473.732,52	- 3.682.761,70	1.911.132,36	4.993.729,31
88	KORDS	133.460.080,93	107.427.107,61	117.017.946,98	123.599.997,31
89	KRDMA	- 200.963.335,27	- 250.406.080,20	- 227.603.751,66	- 203.309.396,92
90	KRSTL	3.245.625,64	3.642.146,07	3.919.825,36	4.133.995,22
91	KUTPO	14.547.086,14	11.593.950,89	15.363.855,42	17.674.855,80
92	LINK	5.346.291,46	5.914.513,11	6.024.108,01	6.505.877,34
93	LOGO	72.372.157,48	67.941.034,85	80.760.875,99	88.189.538,37
94	LUKSK	441.461,87	- 1.404.911,63	- 1.178.812,83	- 360.771,42
95	MAKTK	5.413.717,76	4.502.367,69	4.376.114,74	4.973.308,88
96	MGROS	- 326.180.254,60	- 342.519.840,42	- 345.650.260,37	- 358.329.178,68
97	MNDRS	- 23.903.538,80	- 21.585.995,11	- 12.019.824,72	- 26.321.501,17
98	NETAS	- 39.784.985,33	- 16.441.365,58	- 21.179.943,90	- 31.295.629,39
99	NUGYO	- 202.538.325,57	- 181.184.022,90	- 198.450.582,43	- 207.426.030,00
100	OYAYO	8.397.761,64	6.572.014,68	8.215.317,48	8.521.560,70
101	PARSN	35.290.194,22	41.006.069,49	47.974.115,66	59.334.841,38
102	PEGYO	- 5.418.351,92	- 4.830.682,74	- 5.562.259,68	- 6.248.108,92
103	PETKM	441.580.816,48	351.500.714,70	476.474.859,01	677.413.383,91
104	PETUN	57.874.013,53	57.014.649,06	64.243.651,38	69.219.775,07
105	PINSU	- 28.898.774,24	- 27.149.808,53	- 29.305.426,46	- 30.308.864,25
106	PKART	4.405.543,35	3.782.504,82	4.013.938,46	4.318.821,73
107	PKENT	- 6.129.087,93	- 7.406.443,99	- 7.751.821,02	- 5.729.691,98
108	RYSAS	- 20.390.231,72	- 24.378.888,51	- 23.932.575,25	- 23.226.295,86
109	SAHOL	3.251.622.191,85	3.090.896.169,55	3.534.149.471,53	3.792.800.745,88
110	SANKO	33.086.867,12	32.218.956,84	36.960.963,85	39.981.393,37
111	SARKY	99.241.849,99	107.210.120,85	123.455.379,72	133.339.320,17
112	SASA	343.602.211,80	178.680.165,12	195.841.534,70	186.153.229,50
113	SELEC	529.565.164,63	489.318.717,25	514.526.293,89	534.786.423,87
114	SELGD	632.064,70	314.312,28	343.761,84	372.846,77
115	SILVR	8.057,26	1.360.126,65	1.916.395,01	2.677.637,37
116	SISE	1.176.174.023,22	872.453.529,28	1.132.219.595,53	1.474.652.718,06
117	SONME	7.218.275,81	5.094.223,09	7.807.999,19	9.632.706,71
118	TAVHL	- 1.072.587.693,13	- 1.296.150.689,16	- 1.522.801.990,97	- 1.594.547.296,61
119	TBORG	283.677.125,54	242.629.169,89	310.276.995,06	361.830.198,68
120	TCELL	2.544.187.562,18	2.248.850.711,81	2.738.962.357,27	3.066.084.292,42
121	TIRE	20.287.055,84	26.455.752,84	31.278.453,49	34.143.231,85
122	TKFEN	190.408.884,46	125.457.817,04	114.288.098,50	102.456.949,18
123	TOASO	1.012.126.103,89	879.067.353,41	1.043.900.051,68	1.168.770.380,73
124	TRCAS	- 123.716.529,12	- 144.033.184,57	- 152.518.237,87	- 154.378.017,72
125	TTRAK	237.373.776,68	275.524.904,54	344.970.131,20	426.552.992,40
126	TUKAS	81.419.243,83	75.867.872,83	87.514.120,78	96.097.782,07
127	TUPRS	- 2.163.613.281,76	- 2.346.010.595,59	- 2.451.641.796,97	- 2.470.842.024,66
128	USAK	5.796.034,01	4.914.828,21	6.022.343,19	6.619.769,78
129	VAKKO	- 1.100.108,92	- 14.745.089,92	- 16.239.485,78	- 8.237.189,46
130	VESBE	518.646.254,36	502.837.746,99	651.557.724,11	791.508.579,79
131	VESTL	747.679.294,70	749.794.908,38	880.911.502,00	1.080.598.867,28
132	YATAS	71.348.720,15	68.156.650,79	84.983.273,11	103.458.638,71
133	YKGYO	292.468,82	- 201.925,89	- 4.976,86	242.019,99

Tablo 24. ANFIS 2022 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini

Şirket Kodu	2022-03	2022-06	2022-09	2022-12
ADEL	3.102.096,18	3.323.659,53	3.924.111,05	3.897.375,95
AFYON	- 5.869.590,44	- 9.225.706,68	- 6.949.253,35	- 6.521.789,73
AKCNS	59.583.028,54	49.436.566,26	51.367.371,90	55.022.093,60
AKENR	- 662.207.262,05	- 613.146.927,37	- 629.462.865,07	- 650.171.304,25
AKMGY	45.356.032,76	43.064.101,05	42.724.130,91	43.509.487,79
AKSA	250.401.129,77	209.260.367,92	213.249.488,35	222.195.914,98
AKSUE	- 7.125.902,01	- 6.788.019,84	- 7.031.005,88	- 7.119.565,91
ALARK	423.221.904,79	346.228.162,88	356.461.763,64	372.780.837,17
ALCAR	39.986.424,90	35.169.407,11	36.593.950,44	37.728.477,13
ALCTL	26.459.212,46	26.669.608,85	28.538.252,79	28.927.272,03
ALGYO	210.808.582,68	204.084.186,52	204.228.614,57	204.760.598,84
ARENA	44.457.368,89	40.302.982,03	41.328.137,35	42.382.771,21
ARMDA	8.093.756,20	6.853.998,10	6.909.013,75	7.090.021,85
ASELS	3.170.126.429,00	2.860.556.700,71	2.899.935.266,57	2.992.906.624,94
ASUZU	- 16.921.694,81	- 22.540.709,73	- 22.696.777,23	- 21.665.860,64
AYCES	- 8.231.328,06	- 7.667.836,04	- 7.923.747,86	- 7.991.795,88
AYEN	- 85.252.254,12	- 84.255.697,59	- 85.429.069,79	- 83.603.296,51
AYGAZ	- 83.163.663,66	- 96.182.218,81	- 99.671.980,54	- 93.927.378,98
BAGFS	- 46.843.620,59	- 47.797.210,49	- 51.678.724,33	- 52.177.951,77
BANVT	- 121.801.199,68	- 102.115.127,52	- 109.797.359,84	- 112.425.428,13
BIMAS	1.704.807.247,93	1.577.466.235,34	1.613.458.304,35	1.649.431.696,26
BOSSA	7.294.646,79	2.608.150,01	1.630.320,11	2.196.524,59
BRISA	323.725.164,77	272.066.563,65	283.875.341,04	294.879.109,49
BRKO	- 3.515.327,53	- 3.471.097,66	- 3.291.076,36	- 3.354.201,88
BRSAN	- 31.077.012,19	- 33.251.477,25	- 35.755.130,15	- 37.155.793,13
BRYAT	112.463.192,93	98.765.774,86	101.449.338,85	104.788.108,57
BTCIM	- 257.445.463,92	- 245.386.898,15	- 250.768.530,31	- 255.621.263,97
BUCIM	46.662.684,09	41.227.861,60	43.002.452,85	44.507.993,49
CCOLA	1.043.688.701,83	997.473.513,17	1.014.052.445,94	1.038.176.176,89
CELHA	- 10.190.549,99	- 10.571.470,92	- 10.626.156,86	- 10.723.992,27
CEMTS	89.245.100,45	79.529.435,09	81.890.963,81	84.240.155,27
CIMSA	111.754.092,60	95.398.164,39	101.124.905,19	105.260.050,70
CLEBI	- 162.229.444,36	- 157.643.865,09	- 164.870.840,81	- 166.671.414,15
CMBTN	- 9.281.049,18	- 8.956.734,58	- 9.333.248,14	- 9.415.092,47
DERIM	- 2.552.558,98	- 2.042.744,60	- 2.046.038,62	- 2.199.647,40
DESA	910.545,12	699.317,34	372.123,72	485.646,22
DEVA	448.710.850,44	407.659.653,63	418.190.012,07	429.462.756,77
DGATE	20.545.525,41	19.254.590,10	19.492.448,65	19.998.111,27
DITAS	1.715.850,01	492.467,15	636.086,80	870.040,54
DMSAS	3.788.993,99	1.737.273,05	1.706.818,60	2.132.128,84
DOAS	597.670.315,86	484.123.044,89	524.529.130,63	550.161.140,37
DOBUR	- 3.384.484,52	- 3.220.079,25	- 3.250.976,77	- 3.290.374,49
DOGUB	- 2.018.611,33	- 2.058.990,30	- 2.043.560,50	- 2.021.475,93
DOHOL	1.079.106.944,09	1.008.330.587,76	1.034.950.831,19	1.060.990.045,44
DURDO	- 12.312.257,84	- 12.309.203,43	- 12.963.990,00	- 13.090.527,87
DYOBY	70.892.194,60	60.619.807,26	63.416.811,96	66.023.487,09
ECILC	264.046.309,07	252.332.173,24	256.981.789,97	262.103.653,05
ECZYT	172.276.584,29	166.205.624,57	172.795.484,19	177.589.675,21
EDIP	- 123.298.430,27	- 109.584.312,22	- 116.504.307,34	- 119.513.461,54
EGEEN	190.455.385,61	176.954.022,90	178.282.199,71	182.913.223,88
EGGUB	77.812.088,61	72.058.200,11	73.402.693,95	75.013.837,69
EGPRO	62.490.544,68	52.353.216,37	53.712.628,31	55.271.314,52
EGSER	53.300.547,34	45.276.970,71	47.329.764,52	49.065.217,32
EMKEL	- 48.681,59	- 26.681,98	- 33.047,96	- 87.181,14
ENKAI	2.402.050.257,12	2.381.572.445,96	2.418.581.657,08	2.442.157.101,07
EPLAS	43.613.259,28	37.769.731,81	39.347.465,91	40.356.850,44
ERBOS	50.762.938,63	44.880.444,46	45.419.146,07	46.830.218,12
ETYAT	2.127.567,24	1.670.831,16	1.876.685,98	2.263.112,90
EUYO	3.324.711,53	1.319.064,16	- 541.688,68	2.574.097,81
FMIZP	22.959.465,39	21.543.675,01	21.509.551,97	22.009.211,67
FRIGO	10.782.223,70	9.136.861,04	9.245.392,55	9.549.838,41
GENTS	37.326.647,30	31.733.078,98	33.317.513,35	34.449.674,63
GEREL	3.467.726,55	2.509.551,99	3.452.404,72	3.427.824,32
GLYHO	- 302.972.705,10	- 296.152.853,31	- 298.494.398,99	- 300.856.776,76
GOLTS	7.709.379,27	6.832.817,89	6.476.774,89	6.692.322,80
GOODY	92.752.783,48	81.838.670,59	80.062.108,40	83.690.999,57
GRNYO	166.800,20	- 13.141,46	- 39.636,38	61.437,64

	Şirket Kodu	2022-03	2022-06	2022-09	2022-12
68	GUBRF	146.304.737,94	123.101.468,10	136.995.356,60	139.658.999,07
69	HEKTS	143.968.597,34	129.862.320,48	130.473.291,20	133.843.352,30
70	HURGZ	- 59.264.773,66	- 55.269.313,77	- 55.926.440,85	- 56.914.306,55
71	IHLAS	- 30.432.277,17	- 31.953.888,90	- 33.350.805,68	- 33.700.561,85
72	INTEM	5.106.616,34	5.480.574,09	5.162.614,49	5.156.821,52
73	IPEKE	292.849.378,13	274.988.782,84	274.353.836,24	282.121.278,06
74	ISGSY	2.786.905,41	2.948.608,33	3.001.604,63	3.026.877,76
75	ISGYO	124.145.395,18	94.669.976,17	93.070.658,73	99.020.991,75
76	ISMEN	625.302.015,50	551.959.372,82	560.665.698,11	587.199.932,86
77	ISYAT	23.505.872,65	21.913.598,45	20.911.743,59	22.466.651,17
78	IZMDC	- 593.977.484,50	- 598.103.951,82	- 597.954.669,55	- 602.649.840,67
79	KAREL	74.997.660,93	64.531.988,08	65.030.690,45	67.955.337,53
80	KARSN	6.385.516,84	4.051.765,93	4.551.485,65	5.217.590,57
81	KARTN	93.617.642,02	84.015.086,21	85.941.127,37	88.679.993,63
82	KCHOL	6.775.618.799,97	6.153.999.323,52	6.389.779.259,85	6.481.306.709,77
83	KENT	105.301.132,53	94.996.122,03	99.279.025,11	101.871.082,87
84	KERVT	209.814.313,18	164.687.884,95	171.276.938,25	179.480.407,64
85	KLMSN	19.767.485,12	15.466.738,74	14.683.011,23	16.321.152,95
86	KNFRT	19.878.085,27	19.139.719,30	19.366.352,36	19.646.362,82
87	KONYA	2.487.890,41	115.948,01	890.551,62	2.030.559,47
88	KORDS	128.492.814,99	122.788.129,86	120.127.629,95	122.551.397,90
89	KRDMA	- 154.263.389,87	- 209.921.802,23	- 211.502.713,71	- 202.171.713,29
90	KRSTL	4.114.247,01	3.827.526,14	3.945.265,25	3.992.036,70
91	KUTPO	17.735.496,01	15.165.676,01	15.319.816,44	16.196.141,99
92	LINK	6.450.750,69	5.948.798,10	6.079.280,03	6.173.513,63
93	LOGO	89.099.079,16	79.602.468,15	81.104.913,10	83.775.359,95
94	LUKSK	941.793,28	- 349.197,52	- 496.442,52	- 295.859,91
95	MAKTK	5.042.903,65	4.855.668,34	4.740.742,29	4.792.668,08
96	MGROS	- 352.016.445,74	- 341.971.514,19	- 351.083.871,43	- 350.304.380,76
97	MNDRS	- 40.865.493,46	- 14.976.863,04	- 15.536.920,96	- 17.895.807,02
98	NETAS	- 36.093.005,74	- 28.731.929,87	- 26.564.567,33	- 28.721.576,14
99	NUGYO	- 204.796.543,97	- 199.431.809,08	- 198.726.912,94	- 201.906.542,68
100	OYAYO	10.306.972,64	8.660.556,49	8.699.748,63	8.954.516,53
101	PARSN	62.361.252,85	49.042.162,96	51.871.740,94	54.076.697,01
102	PEGYO	- 5.928.459,47	- 5.599.940,17	- 5.636.095,12	- 5.795.748,87
103	PETKM	785.694.531,77	494.451.350,59	511.842.769,03	568.002.073,69
104	PETUN	69.438.872,75	63.318.312,20	64.475.750,36	66.100.959,60
105	PINSU	- 31.605.833,47	- 29.501.700,62	- 29.618.732,32	- 30.079.110,70
106	PKART	4.578.455,52	4.209.913,59	4.168.828,90	4.250.484,86
107	PKENT	- 5.885.204,14	- 6.520.240,54	- 6.711.721,76	- 6.544.486,36
108	RYSAS	- 22.349.854,24	- 22.278.557,80	- 22.704.597,30	- 22.611.094,10
109	SAHOL	3.783.602.090,17	3.495.401.088,01	3.543.292.962,68	3.632.200.637,34
110	SANKO	35.697.421,32	35.527.197,47	35.993.320,75	36.816.539,72
111	SARKY	131.196.487,66	119.409.194,38	123.117.442,04	126.158.548,75
112	SASA	235.316.991,29	230.127.245,14	205.560.987,92	210.912.714,13
113	SELEC	544.380.127,20	524.077.003,49	523.937.352,00	528.830.664,06
114	SELGD	446.741,25	416.498,57	365.550,79	382.455,72
115	SILVR	3.210.219,01	1.803.760,01	2.175.953,17	2.349.645,83
116	SISE	1.484.548.436,67	1.225.397.751,70	1.235.772.437,77	1.313.433.107,44
117	SONME	11.332.242,90	8.097.272,27	8.278.276,54	8.987.988,22
118	TAVHL	- 1.600.400.343,49	- 1.426.528.037,26	- 1.489.833.961,80	- 1.528.301.062,16
119	TBORG	348.205.984,87	308.511.602,85	313.530.508,59	328.325.971,84
120	TCELL	3.089.868.806,92	2.741.838.541,79	2.781.031.479,31	2.887.072.628,42
121	TIRE	35.349.159,14	29.333.625,41	31.282.357,09	32.256.303,47
122	TKFEN	96.432.525,98	123.973.309,52	114.540.510,24	110.652.558,55
123	TOASO	1.166.122.150,62	1.042.891.649,43	1.049.577.241,85	1.092.108.726,63
124	TRCAS	- 148.115.571,54	- 145.051.730,90	- 149.373.630,20	- 150.072.557,71
125	TTRAK	439.379.319,11	329.469.319,39	356.843.811,81	377.248.962,99
126	TUKAS	94.610.019,94	86.998.884,91	88.114.832,44	90.657.864,78
127	TUPRS	- 2.386.984.031,55	- 2.366.108.859,94	- 2.402.345.874,35	- 2.415.552.829,53
128	USAK	6.362.913,69	5.940.339,48	5.980.867,26	6.191.953,19
129	VAKKO	- 4.831.272,57	- 9.211.814,04	- 10.804.387,23	- 9.890.336,96
130	VESBE	806.098.354,86	635.566.964,04	665.019.962,85	707.221.641,26
131	VESTL	1.103.632.510,03	864.498.779,48	894.286.521,96	949.985.488,24
132	YATAS	104.337.920,43	85.919.799,95	89.010.283,36	93.469.860,17
133	YKGYO	348.513,99	125.205,73	89.582,85	158.075,90

Tablo 25. ANFIS 2023 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini

	Şirket Kodu	2023-03	2023-06	2023-09	2023-12
1	ADEL	3.661.540,82	3.581.682,29	3.677.903,53	3.748.641,34
2	AFYON	- 6.700.599,25	- 7.083.407,54	- 7.314.566,97	- 6.916.218,38
3	AKCNS	55.478.272,06	54.149.903,23	53.084.692,24	53.816.902,61
4	AKENR	- 653.581.383,35	- 640.965.520,77	- 637.015.269,51	- 642.126.073,83
5	AKMGY	43.883.193,44	43.708.095,27	43.378.347,55	43.441.163,99
6	AKSA	226.825.160,37	224.343.691,11	219.156.987,64	221.146.169,99
7	AKSUE	- 7.141.159,88	- 7.044.294,52	- 7.026.693,51	- 7.073.043,90
8	ALARK	378.081.724,76	375.099.627,76	365.681.200,57	369.604.633,05
9	ALCAR	38.016.797,88	37.476.170,73	36.988.041,34	37.357.739,19
10	ALCTL	28.093.506,20	27.729.567,76	27.978.951,82	28.250.007,75
11	ALGYO	206.590.958,81	205.599.507,72	204.935.527,85	205.130.542,02
12	ARENA	42.560.597,65	42.206.162,41	41.755.075,60	42.046.534,74
13	ARMDA	7.189.184,58	7.222.573,71	7.053.123,34	7.092.732,99
14	ASELS	3.014.961.694,63	2.986.953.568,18	2.950.661.253,27	2.968.942.334,88
15	ASUZU	- 20.969.231,00	- 21.019.209,85	- 21.790.355,97	- 21.637.100,96
16	AYCES	- 7.937.664,73	- 7.953.642,45	- 7.896.901,77	- 7.941.310,57
17	AYEN	- 84.801.602,51	- 84.674.269,12	- 84.560.621,11	- 84.621.352,32
18	AYGAZ	- 91.917.411,33	- 92.932.316,95	- 94.917.541,23	- 94.667.833,35
19	BAGFS	- 51.472.971,59	- 50.007.193,55	- 50.626.838,20	- 51.194.360,11
20	BANVT	- 113.233.081,64	- 111.926.622,18	- 109.912.540,11	- 111.463.035,92
21	BIMAS	1.653.160.889,93	1.640.132.220,19	1.626.866.831,07	1.636.659.509,94
22	BOSSA	3.196.649,57	3.354.808,63	2.594.555,04	2.591.202,38
23	BRISA	299.150.463,53	294.497.285,28	288.792.710,86	292.213.560,05
24	BRKO	- 3.344.340,03	- 3.396.106,92	- 3.371.660,70	- 3.351.606,71
25	BRSAN	- 36.418.534,50	- 34.781.649,54	- 35.479.595,69	- 35.923.876,12
26	BRYAT	105.327.095,32	104.696.303,11	103.045.537,08	103.878.764,98
27	BTCIM	- 256.125.088,39	- 253.003.342,13	- 252.130.842,65	- 253.520.074,50
28	BUCIM	44.796.673,91	44.034.421,72	43.516.922,95	43.972.000,15
29	CCOLA	1.040.243.025,24	1.027.003.778,61	1.023.546.742,99	1.028.673.920,58
30	CELHA	- 10.627.509,48	- 10.549.776,74	- 10.620.133,87	- 10.629.747,34
31	CEMTS	84.835.240,17	83.948.500,07	82.888.940,56	83.560.796,11
32	CIMSA	105.893.653,41	103.882.757,09	102.305.127,32	103.693.103,26
33	CLEBI	- 164.716.448,21	- 163.383.628,02	- 163.508.471,71	- 164.660.735,14
34	CMBTN	- 9.373.914,49	- 9.270.194,31	- 9.269.329,94	- 9.332.116,79
35	DERIM	- 2.248.848,00	- 2.215.563,16	- 2.150.113,48	- 2.171.709,34
36	DESA	649.960,83	624.389,03	566.213,46	539.921,24
37	DEVA	431.489.507,32	426.924.151,79	422.653.144,89	425.724.445,55
38	DGATE	20.069.894,87	19.873.618,58	19.736.888,71	19.833.818,09
39	DITAS	1.008.616,77	928.576,62	782.648,32	843.318,72
40	DMSAS	2.454.415,49	2.351.418,10	2.073.800,41	2.141.988,18
41	DOAS	556.226.694,25	542.683.899,98	531.442.738,66	541.032.305,91
42	DOBUR	- 3.283.929,21	- 3.286.653,97	- 3.266.595,00	- 3.275.792,62
43	DOGUB	- 2.028.373,92	- 2.035.935,53	- 2.038.153,06	- 2.033.626,75
44	DOHOL	1.064.045.254,47	1.049.660.285,27	1.043.576.878,82	1.050.678.637,20
45	DURDO	- 12.947.175,39	- 12.734.078,44	- 12.810.373,82	- 12.910.315,05
46	DYOBY	66.387.605,91	65.423.220,58	64.357.159,09	65.117.133,40
47	ECILC	262.333.026,38	259.578.995,43	258.660.244,38	259.929.774,55
48	ECZYT	177.394.267,68	173.551.826,57	173.521.403,18	174.985.211,70
49	EDIP	- 119.633.794,93	- 117.614.566,03	- 116.508.525,35	- 117.950.139,69
50	EGEEN	184.161.397,85	182.514.746,18	180.946.942,47	181.757.034,17
51	EGGUB	75.382.317,97	74.749.650,42	74.132.340,69	74.538.284,28
52	EGPRO	56.257.259,77	55.839.175,92	54.656.897,64	55.137.201,78
53	EGSER	49.559.735,38	48.844.733,16	47.991.728,14	48.553.009,08
54	EMKEL	- 91.185,30	- 56.352,74	- 58.391,88	- 65.085,43
55	ENKAI	2.441.268.971,99	2.437.089.298,42	2.430.524.844,16	2.437.171.384,84
56	EPLAS	40.718.096,54	40.322.962,70	39.690.069,88	40.084.069,65
57	ERBOS	47.334.466,26	47.002.457,69	46.280.405,51	46.568.617,65
58	ETYAT	2.091.616,96	1.991.575,69	1.969.147,50	2.035.449,33
59	EUYO	2.140.090,10	1.760.942,49	1.448.883,56	1.469.172,75
60	FMIZP	22.123.053,02	22.027.839,64	21.842.727,93	21.902.539,05
61	FRIGO	9.700.244,52	9.678.811,25	9.462.430,94	9.527.038,87
62	GENTS	34.845.239,38	34.301.990,39	33.713.330,95	34.123.151,88
63	GEREL	3.319.681,97	3.234.470,99	3.188.633,70	3.325.010,42
64	GLYHO	- 301.181.848,14	- 300.120.057,48	- 299.429.414,19	- 300.037.286,57
65	GOLTS	6.888.751,21	6.919.034,85	6.762.300,38	6.747.707,41
66	GOODY	86.316.527,73	84.880.131,61	83.344.460,47	83.645.608,62
67	GRNYO	62.633,12	44.797,60	22.422,94	29.735,15
68	GUBRF	138.793.819,80	136.896.888,69	135.052.595,53	137.478.795,58
69	HEKTS	135.845.515,33	134.772.349,64	132.967.814,06	133.575.531,76
70	HURGZ	- 57.065.006,45	- 56.883.682,73	- 56.412.812,91	- 56.640.245,82
71	IHLAS	- 33.287.042,48	- 32.579.279,08	- 32.963.159,45	- 33.178.026,17
72	INTEM	5.215.979,13	5.227.773,06	5.247.976,85	5.203.243,10
73	IPEKE	283.766.723,55	281.649.700,61	279.391.728,53	280.263.015,78
74	ISGSY	2.977.619,76	2.947.941,71	2.980.493,90	2.986.878,16
75	ISGYO	102.469.093,63	102.676.297,82	98.380.206,70	99.122.122,61
76	ISMEN	589.937.781,85	583.060.740,33	574.754.981,36	579.074.417,47
77	ISYAT	22.610.067,95	22.354.004,00	22.060.922,50	22.088.572,66
78	IZMDC	- 604.504.342,46	- 599.967.330,20	- 600.786.972,02	- 601.238.274,09
79	KAREL	68.842.925,17	68.241.877,49	66.912.363,26	67.392.016,94
80	KARSN	5.348.738,68	5.118.197,14	4.852.554,75	5.018.058,47
81	KARTN	89.263.204,65	88.287.701,38	87.231.720,80	87.878.647,60
82	KCHOL	6.514.628.412,64	6.462.143.993,25	6.399.871.377,81	6.449.800.851,23
83	KENT	101.947.340,20	100.659.682,85	99.728.055,20	100.694.495,12
84	KERVT	183.312.224,66	181.669.316,82	176.058.622,34	178.351.725,49
85	KLMSN	16.668.702,15	16.551.944,98	15.934.133,21	16.028.233,83
86	KNFRT	19.595.619,14	19.521.094,39	19.452.331,47	19.515.620,73
87	KONYA	2.055.063,28	1.490.343,00	1.303.566,76	1.548.831,11
88	KORDS	123.567.201,87	123.554.023,18	122.531.992,20	122.476.724,36
89	KRDMA	- 196.843.438,49	- 195.465.342,91	- 203.282.404,83	- 201.907.192,02
90	KRSTL	4.006.117,25	3.978.749,80	3.950.640,82	3.974.962,69
91	KUTPO	16.378.245,89	16.127.595,89	15.828.417,61	15.965.560,23
92	LINK	6.207.528,72	6.150.033,80	6.107.193,86	6.140.892,04
93	LOGO	84.382.003,13	83.599.287,09	82.493.584,18	83.073.265,77
94	LUKSK	- 113.780,83	- 66.616,80	- 265.380,67	- 248.301,33
95	MAKTK	4.878.095,82	4.859.086,61	4.824.888,51	4.818.770,21
96	MGROS	- 351.259.953,88	- 349.813.045,54	- 348.825.796,52	- 350.331.751,38
97	MNDRS	- 19.480.075,25	- 20.178.896,47	- 17.005.322,62	- 17.810.570,32
98	NETAS	- 30.262.666,28	- 30.049.571,07	- 28.863.807,03	- 28.887.291,41
99	NUGYO	- 202.578.630,21	- 201.557.223,04	- 200.865.199,88	- 201.138.148,37
100	OYAYO	9.088.482,92	9.176.031,29	8.928.234,05	8.976.197,45
101	PARSN	55.312.899,10	54.511.824,29	52.955.884,83	53.744.641,74
102	PEGYO	- 5.842.220,99	- 5.760.764,82	- 5.727.053,85	- 5.752.432,64
103	PETKM	591.113.579,44	575.819.521,73	545.041.422,62	556.938.354,58
104	PETUN	66.474.291,50	65.936.102,92	65.249.831,66	65.644.822,81
105	PINSU	- 30.237.205,43	- 30.208.014,34	- 29.930.946,19	- 30.015.905,77
106	PKART	4.300.775,62	4.296.992,04	4.244.827,39	4.251.909,77
107	PKENT	- 6.289.238,12	- 6.396.040,32	- 6.492.657,54	- 6.487.943,19
108	RYSAS	- 22.412.330,64	- 22.467.246,88	- 22.470.721,77	- 22.521.653,41
109	SAHOL	3.651.450.523,33	3.622.371.341,24	3.589.302.780,41	3.607.877.093,45
110	SANKO	36.798.001,61	36.155.846,64	36.252.472,49	36.399.706,15
111	SARKY	126.729.251,72	125.329.754,17	124.176.308,76	125.101.951,96
112	SASA	213.927.695,43	219.267.002,52	216.019.133,22	213.141.706,39
113	SELEC	531.621.021,17	530.849.878,28	527.938.548,97	528.691.291,88
114	SELGD	392.734,03	396.438,85	390.396,84	385.101,07
115	SILVR	2.437.500,83	2.390.169,60	2.229.889,51	2.316.245,62
116	SISE	1.348.741.259,57	1.323.182.989,91	1.289.417.524,83	1.302.288.899,01
117	SONME	9.234.432,22	9.153.807,47	8.744.598,32	8.876.786,18
118	TAVHL	- 1.528.436.952,82	- 1.515.249.720,32	- 1.497.894.191,20	- 1.512.024.590,64
119	TBORG	331.996.513,03	326.046.690,51	321.654.196,12	324.300.086,74
120	TCELL	2.916.433.984,21	2.885.175.663,27	2.842.905.818,13	2.862.873.983,34
121	TIRE	32.449.855,96	32.113.382,65	31.479.375,83	31.916.083,12
122	TKFEN	109.803.318,12	111.275.265,30	114.159.388,42	112.145.722,37
123	TOASO	1.101.811.143,98	1.089.072.038,98	1.074.550.840,98	1.081.201.138,18
124	TRCAS	- 149.555.552,34	- 148.532.752,00	- 148.546.796,11	- 149.230.569,08
125	TTRAK	384.074.164,07	375.956.889,08	364.089.568,91	371.521.772,12
126	TUKAS	91.285.842,60	90.327.663,30	89.473.510,17	89.970.224,74
127	TUPRS	- 2.408.066.894,71	- 2.395.858.682,50	- 2.397.571.981,87	- 2.403.865.743,56
128	USAK	6.224.264,29	6.144.670,36	6.096.738,93	6.128.097,98
129	VAKKO	- 8.611.141,83	- 8.675.076,40	- 9.443.787,96	- 9.487.280,80
130	VESBE	718.846.983,96	704.860.603,71	685.568.605,16	696.071.800,26
131	VESTL	966.269.387,95	946.578.064,00	921.511.991,10	934.575.075,87
132	YATAS	95.201.344,69	93.553.191,42	91.413.504,66	92.523.995,43
133	YKGYO	191.113,26	181.695,18	148.810,99	153.565,45

Tablo 26. ANFIS 2024 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini

	Şirket Kodu	2024-03	2024-06	2024-09	2024-12
1	ADEL	3.713.443,67	3.676.700,47	3.679.665,41	3.699.283,03
2	AFYON	- 6.909.035,48	- 6.985.904,96	- 7.042.299,85	- 7.034.089,70
3	AKCNS	54.309.636,20	54.166.955,15	53.905.258,02	53.856.428,44
4	AKENR	- 644.712.951,64	- 643.626.277,22	- 641.675.996,92	- 641.817.694,52
5	AKMGY	43.584.139,18	43.599.030,41	43.542.183,12	43.508.974,79
6	AKSA	222.732.235,66	222.838.999,89	222.042.919,64	221.582.808,56
7	AKSUE	- 7.081.201,71	- 7.073.474,02	- 7.059.805,91	- 7.062.897,01
8	ALARK	372.248.697,74	372.138.129,16	370.950.534,66	370.122.606,48
9	ALCAR	37.512.377,79	37.469.212,39	37.360.364,39	37.337.241,57
10	ALCTL	28.195.108,52	28.048.282,94	28.040.329,70	28.102.122,75
11	ALGYO	205.383.248,62	205.507.217,50	205.303.373,23	205.247.189,74
12	ARENA	42.190.172,49	42.151.681,64	42.069.925,91	42.042.653,65
13	ARMDA	7.129.547,50	7.137.423,57	7.127.012,83	7.107.962,29
14	ASELS	2.982.844.117,86	2.980.832.943,74	2.974.035.084,31	2.971.449.989,10
15	ASUZU	- 21.418.318,80	- 21.368.777,54	- 21.447.811,82	- 21.532.972,31
16	AYCES	- 7.944.486,29	- 7.934.980,13	- 7.934.310,03	- 7.930.444,28
17	AYEN	- 84.453.769,96	- 84.623.018,78	- 84.586.831,02	- 84.569.341,69
18	AYGAZ	- 93.671.174,81	- 93.619.424,65	- 93.961.167,84	- 94.166.913,03
19	BAGFS	- 51.096.187,29	- 50.879.726,75	- 50.761.158,52	- 50.911.673,36
20	BANVT	- 111.793.251,75	- 111.666.995,30	- 111.353.127,62	- 111.238.231,33
21	BIMAS	1.641.263.526,92	1.639.630.717,43	1.636.917.272,00	1.636.272.224,38
22	BOSSA	2.785.812,57	2.903.885,18	2.845.520,78	2.744.057,84
23	BRISA	293.895.797,13	293.699.372,50	292.616.046,07	292.240.197,67
24	BRKO	- 3.363.633,55	- 3.365.518,51	- 3.369.720,33	- 3.364.438,50
25	BRSAN	- 35.954.350,08	- 35.712.610,20	- 35.571.488,58	- 35.728.617,32
26	BRYAT	104.352.622,63	104.265.072,54	104.049.707,31	103.919.837,18
27	BTCIM	- 254.074.368,67	- 253.765.893,85	- 253.297.766,61	- 253.356.330,54
28	BUCIM	44.165.828,14	44.097.322,63	43.957.281,06	43.941.928,54
29	CCOLA	1.031.551.815,54	1.030.222.590,36	1.028.204.842,65	1.028.444.894,54
30	CELHA	- 10.630.453,60	- 10.611.581,64	- 10.608.390,81	- 10.620.069,02
31	CEMTS	83.894.744,50	83.825.661,36	83.623.738,54	83.558.777,52
32	CIMSA	104.206.550,16	103.995.949,56	103.616.614,32	103.563.333,29
33	CLEBI	- 164.598.097,05	- 164.179.522,81	- 164.069.336,21	- 164.204.655,42
34	CMBTN	- 9.332.081,16	- 9.315.495,39	- 9.303.812,80	- 9.310.555,11
35	DERIM	- 2.197.097,88	- 2.196.589,96	- 2.186.174,61	- 2.180.317,92
36	DESA	573.267,12	590.809,34	578.932,75	569.829,85
37	DEVA	427.241.496,36	426.798.464,64	425.865.630,53	425.653.846,64
38	DGATE	19.902.324,65	19.883.215,17	19.845.973,90	19.840.429,31
39	DITAS	886.009,85	889.210,17	865.679,67	853.202,27
40	DMSAS	2.230.237,78	2.249.903,16	2.209.265,31	2.180.930,49
41	DOAS	544.310.755,56	543.142.584,89	540.524.371,62	540.090.267,04
42	DOBUR	- 3.280.698,99	- 3.278.760,97	- 3.277.710,01	- 3.275.918,77
43	DOGUB	- 2.031.569,90	- 2.033.589,37	- 2.034.603,14	- 2.034.325,01
44	DOHOL	1.053.791.352,74	1.052.354.426,77	1.050.014.850,55	1.050.083.638,72
45	DURDO	- 12.898.718,55	- 12.860.356,95	- 12.842.923,26	- 12.864.602,82
46	DYOBY	65.459.887,25	65.347.265,39	65.140.298,78	65.083.777,21
47	ECILC	260.520.902,39	260.203.691,15	259.779.192,35	259.818.530,71
48	ECZYT	175.420.430,33	174.981.680,48	174.498.668,45	174.682.040,93
49	EDIP	- 118.239.335,50	- 117.985.415,25	- 117.658.262,08	- 117.666.767,97
50	EGEEN	182.456.393,49	182.365.338,19	182.007.462,33	181.906.025,17
51	EGGUB	74.764.629,78	74.714.314,47	74.580.143,02	74.546.230,82
52	EGPRO	55.428.345,21	55.459.616,72	55.301.975,91	55.195.569,75
53	EGSER	48.800.517,75	48.747.701,60	48.586.659,85	48.535.166,91
54	EMKEL	- 71.580,66	- 68.473,48	- 63.961,64	- 65.482,90
55	ENKAI	2.438.461.207,70	2.437.633.332,16	2.436.494.385,24	2.436.291.029,21
56	EPLAS	40.233.053,62	40.208.340,43	40.107.136,38	40.064.092,33
57	ERBOS	46.801.708,83	46.796.104,76	46.689.195,61	46.626.749,69
58	ETYAT	2.069.170,14	2.030.647,91	2.018.959,05	2.024.384,67
59	EUYO	1.876.816,14	1.738.996,23	1.658.957,56	1.638.471,51
60	FMIZP	21.981.177,85	21.975.543,23	21.945.967,61	21.929.591,06
61	FRIGO	9.583.653,22	9.590.381,07	9.568.383,03	9.546.369,32
62	GENTS	34.285.200,96	34.252.414,72	34.134.732,84	34.101.299,56
63	GEREL	3.299.127,74	3.273.391,42	3.264.120,93	3.270.047,88
64	GLYHO	- 300.332.266,30	- 300.226.550,37	- 300.031.900,89	- 300.013.595,69
65	GOLTS	6.802.070,15	6.823.958,63	6.811.008,43	6.789.408,57
66	GOODY	84.372.628,32	84.509.170,72	84.149.448,71	84.003.746,38
67	GRNYO	44.114,39	40.658,26	36.289,19	34.624,10
68	GUBRF	137.574.102,64	137.157.106,92	136.831.078,64	136.817.699,51
69	HEKTS	134.200.695,01	134.270.919,10	133.956.897,43	133.794.398,65
70	HURGZ	- 56.783.343,49	- 56.757.045,08	- 56.695.382,76	- 56.657.771,86
71	IHLAS	- 33.141.252,42	- 33.029.828,01	- 32.978.768,25	- 33.058.064,57
72	INTEM	5.210.350,11	5.221.182,50	5.222.153,98	5.220.991,36
73	IPEKE	281.440.348,69	281.303.897,07	280.810.165,70	280.642.282,65
74	ISGSY	2.983.941,57	2.975.365,62	2.974.916,11	2.980.317,66
75	ISGYO	100.333.421,96	100.596.040,12	100.221.541,19	99.730.632,61
76	ISMEN	582.822.898,03	581.930.636,76	580.330.279,99	579.785.735,16
77	ISYAT	22.318.782,79	22.288.958,30	22.223.581,57	22.196.655,55
78	IZMDC	- 601.866.402,92	- 601.689.029,16	- 601.120.614,59	- 601.344.524,86
79	KAREL	67.867.860,89	67.850.329,04	67.652.383,44	67.534.670,69
80	KARSN	5.110.756,28	5.089.539,39	5.037.919,25	5.021.673,43
81	KARTN	88.267.695,30	88.185.196,71	87.969.944,21	87.906.449,02
82	KCHOL	6.461.552.426,92	6.457.577.267,26	6.446.178.809,33	6.442.982.471,72
83	KENT	100.977.792,02	100.799.499,25	100.571.583,34	100.553.673,47
84	KERVT	179.771.944,22	179.830.107,98	179.135.575,34	178.628.714,37
85	KLMSN	16.299.962,72	16.295.768,74	16.221.552,70	16.155.726,92
86	KNFRT	19.546.028,74	19.525.994,69	19.512.153,11	19.510.372,63
87	KONYA	1.684.053,25	1.614.965,04	1.527.958,07	1.535.454,54
88	KORDS	122.938.872,01	123.015.355,51	122.904.483,94	122.773.794,14
89	KRDMA	- 199.951.473,21	- 199.504.635,41	- 200.031.238,43	- 200.939.341,25
90	KRSTL	3.980.615,31	3.978.313,37	3.972.685,25	3.971.468,63
91	KUTPO	16.097.950,40	16.078.348,20	16.019.097,17	15.997.540,07
92	LINK	6.155.211,39	6.151.561,75	6.140.650,97	6.138.918,26
93	LOGO	83.465.443,69	83.403.198,92	83.206.968,61	83.128.560,60
94	LUKSK	- 198.144,94	- 178.562,80	- 191.490,43	- 216.412,71
95	MAKTK	4.834.625,53	4.843.003,14	4.836.030,73	4.831.444,20
96	MGROS	- 350.116.502,40	- 350.078.204,22	- 349.842.449,18	- 349.839.936,01
97	MNDRS	- 18.380.540,86	- 18.486.913,55	- 18.344.903,11	- 17.983.850,41
98	NETAS	- 29.356.208,60	- 29.483.226,37	- 29.327.467,16	- 29.183.490,20
99	NUGYO	- 201.612.681,41	- 201.553.606,68	- 201.346.467,23	- 201.304.103,07
100	OYAYO	9.026.611,99	9.040.926,46	9.030.098,44	9.000.871,27
101	PARSN	54.119.651,09	54.128.204,96	53.891.682,30	53.767.770,58
102	PEGYO	- 5.775.660,70	- 5.771.642,99	- 5.757.515,34	- 5.756.864,80
103	PETKM	566.936.709,62	566.724.043,32	562.076.868,20	559.412.537,89
104	PETUN	65.880.065,83	65.835.995,09	65.708.958,81	65.663.570,82
105	PINSU	- 30.094.652,09	- 30.097.660,76	- 30.069.441,22	- 30.041.777,35
106	PKART	4.268.874,63	4.272.554,27	4.266.962,74	4.260.997,43
107	PKENT	- 6.442.397,94	- 6.422.105,77	- 6.448.286,70	- 6.458.747,94
108	RYSAS	- 22.491.083,86	- 22.467.280,47	- 22.483.193,39	- 22.486.026,66
109	SAHOL	3.620.694.735,93	3.618.390.059,56	3.611.743.788,64	3.609.615.489,23
110	SANKO	36.484.079,03	36.417.180,06	36.341.915,94	36.378.819,92
111	SARKY	125.501.216,64	125.369.730,92	125.095.911,56	125.049.751,89
112	SASA	214.663.002,25	215.409.824,46	215.702.761,88	214.988.622,04
113	SELEC	529.600.371,92	529.752.316,63	529.370.729,37	529.073.860,83
114	SELGD	389.318,92	390.699,76	390.317,89	389.145,36
115	SILVR	2.344.535,33	2.343.512,85	2.324.796,49	2.311.742,62
116	SISE	1.315.461.222,14	1.315.865.623,51	1.309.263.560,64	1.306.467.659,42
117	SONME	8.998.745,50	9.000.866,99	8.954.488,22	8.914.855,32
118	TAVHL	- 1.516.409.877,19	- 1.514.014.918,46	- 1.511.129.335,45	- 1.510.298.985,80
119	TBORG	326.461.347,94	326.088.215,60	324.908.977,27	324.681.608,05
120	TCELL	2.878.989.160,45	2.877.361.374,82	2.869.489.413,31	2.866.347.195,70
121	TIRE	32.042.463,47	31.999.737,71	31.909.926,31	31.869.285,22
122	TKFEN	111.613.395,22	111.804.843,37	112.203.121,88	112.387.387,93
123	TOASO	1.087.685.979,98	1.086.803.027,81	1.083.841.149,78	1.082.796.994,19
124	TRCAS	- 149.192.157,87	- 149.015.772,17	- 148.904.962,06	- 148.979.192,42
125	TTRAK	374.524.722,61	373.981.024,21	371.991.545,32	371.203.051,49
126	TUKAS	90.342.589,34	90.279.600,13	90.078.602,08	90.028.793,82
127	TUPRS	- 2.404.175.219,61	- 2.401.900.117,18	- 2.400.675.222,90	- 2.401.636.261,30
128	USAK	6.157.210,99	6.150.327,97	6.135.478,30	6.133.596,55
129	VAKKO	- 9.221.996,21	- 9.088.437,35	- 9.183.446,01	- 9.285.167,88
130	VESBE	702.439.405,16	701.486.240,71	698.056.137,31	696.701.094,32
131	VESTL	943.422.439,74	942.120.991,42	937.502.155,41	935.721.444,00
132	YATAS	93.230.697,67	93.182.900,76	92.780.117,70	92.625.714,46
133	YKGYO	166.601,14	168.301,83	163.781,75	160.199,31

Tablo 27. ANFIS 2025 Net Dönem Kârı/Zararı Tahmini

	Şirket Kodu	2025-03	2025-06	2025-09	2025-12
1	ADEL	3.703.546,68	3.694.529,54	3.690.745,91	3.693.554,15
2	AFYON	- 6.977.563,80	- 6.989.837,78	- 7.005.959,02	- 7.009.963,09
3	AKCNS	54.010.976,35	54.049.820,92	53.997.866,13	53.964.064,07
4	AKENR	- 642.789.656,95	- 642.922.495,94	- 642.565.431,85	- 642.353.824,72
5	AKMGY	43.535.113,90	43.553.888,70	43.547.840,29	43.537.600,57
6	AKSA	222.068.508,06	222.253.016,32	222.157.213,28	222.020.878,86
7	AKSUE	- 7.070.094,98	- 7.069.503,17	- 7.067.158,52	- 7.065.893,88
8	ALARK	371.012.657,10	371.294.396,90	371.103.560,08	370.896.697,19
9	ALCAR	37.407.336,30	37.417.266,28	37.398.263,51	37.384.086,39
10	ALCTL	28.127.133,17	28.102.543,94	28.084.063,88	28.091.233,21
11	ALGYO	205.312.490,04	205.349.985,63	205.343.541,62	205.311.168,35
12	ARENA	42.100.194,22	42.110.922,62	42.095.075,59	42.083.754,04
13	ARMDA	7.118.934,37	7.124.178,04	7.123.101,40	7.120.237,46
14	ASELS	2.975.618.736,73	2.976.954.425,19	2.975.777.409,61	2.974.766.830,62
15	ASUZU	- 21.481.169,85	- 21.449.873,30	- 21.456.171,26	- 21.473.616,52
16	AYCES	- 7.937.120,04	- 7.936.273,82	- 7.934.629,63	- 7.934.556,68
17	AYEN	- 84.570.988,68	- 84.560.859,36	- 84.582.221,81	- 84.574.057,52
18	AYGAZ	- 94.017.249,85	- 93.887.113,12	- 93.930.338,22	- 93.992.545,11
19	BAGFS	- 50.968.665,67	- 50.923.485,87	- 50.888.950,10	- 50.890.790,67
20	BANVT	- 111.502.997,91	- 111.510.959,89	- 111.454.490,35	- 111.411.971,18
21	BIMAS	1.638.149.574,60	1.638.447.144,92	1.637.883.706,33	1.637.534.098,46
22	BOSSA	2.774.015,01	2.810.639,02	2.815.601,63	2.797.959,35
23	BRISA	292.932.555,18	293.076.409,26	292.912.694,50	292.755.499,29
24	BRKO	- 3.362.986,24	- 3.365.260,90	- 3.365.586,00	- 3.365.598,74
25	BRSAN	- 35.778.350,89	- 35.749.131,90	- 35.708.074,60	- 35.707.150,31
26	BRYAT	104.093.511,65	104.136.349,96	104.093.004,50	104.058.523,36
27	BTCIM	- 253.602.710,18	- 253.619.203,67	- 253.528.296,72	- 253.480.820,16
28	BUCIM	44.026.883,61	44.037.857,90	44.012.256,33	43.995.243,34
29	CCOLA	1.029.420.788,70	1.029.569.871,95	1.029.172.959,11	1.028.962.829,89
30	CELHA	- 10.620.055,09	- 10.618.114,13	- 10.615.643,84	- 10.616.455,69
31	CEMTS	83.692.744,65	83.719.133,61	83.684.011,37	83.655.681,37
32	CIMSA	103.815.106,36	103.839.495,52	103.766.094,94	103.720.125,79
33	CLEBI	- 164.343.243,50	- 164.279.214,45	- 164.215.366,50	- 164.222.426,77
34	CMBTN	- 9.318.805,35	- 9.316.148,90	- 9.312.962,39	- 9.312.456,46
35	DERIM	- 2.186.371,32	- 2.189.307,86	- 2.187.750,36	- 2.185.983,77
36	DESA	570.557,83	576.679,85	577.363,67	574.672,93
37	DEVA	426.256.446,11	426.362.826,73	426.187.289,22	426.065.137,85
38	DGATE	19.861.145,21	19.866.612,25	19.859.473,52	19.854.725,98
39	DITAS	867.449,03	872.290,49	869.551,50	865.629,81
40	DMSAS	2.202.430,13	2.214.538,72	2.211.401,59	2.203.709,78
41	DOAS	541.820.442,77	541.977.706,65	541.511.186,69	541.184.798,26
42	DOBUR	- 3.277.777,75	- 3.278.174,27	- 3.277.668,94	- 3.277.450,13
43	DOGUB	- 2.033.545,30	- 2.033.528,24	- 2.033.919,50	- 2.033.984,73
44	DOHOL	1.051.385.214,67	1.051.525.937,38	1.051.072.958,85	1.050.816.532,19
45	DURDO	- 12.875.404,99	- 12.868.408,34	- 12.862.345,41	- 12.862.739,08
46	DYOBY	65.229.595,37	65.252.094,29	65.210.572,25	65.183.252,91
47	ECILC	260.050.448,67	260.074.507,46	259.985.268,97	259.941.590,48
48	ECZYT	174.914.013,79	174.899.569,50	174.795.321,25	174.758.040,71
49	EDIP	- 117.899.870,85	- 117.889.761,14	- 117.819.952,88	- 117.786.883,95
50	EGEEN	182.098.344,44	182.166.618,04	182.108.721,66	182.057.416,63
51	EGGUB	74.628.769,38	74.646.862,00	74.623.279,42	74.605.066,53
52	EGPRO	55.304.337,67	55.337.849,28	55.319.773,71	55.291.866,25
53	EGSER	48.644.516,59	48.662.827,45	48.635.329,53	48.612.881,16
54	EMKEL	- 66.914,37	- 67.280,31	- 66.421,69	- 66.011,76
55	ENKAI	2.437.265.949,85	2.437.262.018,26	2.437.005.331,64	2.436.870.101,05
56	EPLAS	40.139.283,95	40.150.332,98	40.133.809,86	40.118.919,87
57	ERBOS	46.696.386,57	46.721.974,30	46.706.050,95	46.688.058,71
58	ETYAT	2.035.677,93	2.035.720,24	2.029.066,38	2.028.753,52
59	EUYO	1.676.445,25	1.717.867,39	1.686.145,23	1.675.575,26
60	FMIZP	21.946.964,98	21.955.849,76	21.950.785,03	21.945.831,93
61	FRIGO	9.563.158,61	9.570.389,55	9.567.734,29	9.563.206,29
62	GENTS	34.179.313,27	34.190.541,50	34.171.634,35	34.155.492,53
63	GEREL	3.286.348,50	3.278.607,49	3.274.503,80	3.274.725,65
64	GLYHO	- 300.128.722,92	- 300.146.858,80	- 300.109.660,84	- 300.086.204,41
65	GOLTS	6.794.829,93	6.804.256,17	6.804.691,62	6.800.839,25
66	GOODY	84.135.847,16	84.234.077,23	84.206.386,45	84.145.882,58
67	GRNYO	37.069,59	38.548,61	37.435,46	36.792,45
68	GUBRF	137.171.789,51	137.110.258,49	137.017.554,89	136.989.657,81
69	HEKTS	133.959.589,83	134.036.518,73	134.003.612,88	133.950.201,68
70	HURGZ	- 56.706.756,60	- 56.720.063,64	- 56.707.403,50	- 56.697.476,19
71	IHLAS	- 33.077.218,82	- 33.057.003,22	- 33.040.187,58	- 33.042.248,27
72	INTEM	5.215.597,59	5.218.058,16	5.219.599,74	5.219.280,60
73	IPEKE	280.892.066,16	281.017.823,27	280.933.276,37	280.859.135,06
74	ISGSY	2.980.283,00	2.978.964,41	2.977.969,10	2.978.489,91
75	ISGYO	100.000.718,85	100.176.463,06	100.145.072,38	100.054.883,78
76	ISMEN	580.788.370,56	581.131.897,84	580.793.324,42	580.566.017,63
77	ISYAT	22.223.507,16	22.250.355,46	22.236.682,62	22.226.176,34
78	IZMDC	- 601.453.332,69	- 601.495.726,16	- 601.421.036,12	- 601.367.287,21
79	KAREL	67.659.371,01	67.712.883,37	67.681.901,60	67.648.233,31
80	KARSN	5.055.596,99	5.063.082,34	5.053.564,56	5.046.365,40
81	KARTN	88.041.553,08	88.074.145,62	88.035.444,27	88.005.502,63
82	KCHOL	6.451.623.515,51	6.451.983.140,92	6.450.068.821,26	6.448.567.184,85
83	KENT	100.719.363,53	100.724.294,13	100.673.649,82	100.648.496,46
84	KERVT	179.143.484,59	179.301.863,62	179.207.892,93	179.083.487,99
85	KLMSN	16.200.177,42	16.234.610,43	16.221.545,59	16.206.715,59
86	KNFRT	19.522.022,18	19.523.306,23	19.518.766,95	19.517.322,84
87	KONYA	1.582.168,25	1.588.853,92	1.569.852,46	1.560.846,20
88	KORDS	122.822.131,31	122.890.976,63	122.881.399,83	122.854.576,07
89	KRDMA	- 200.467.843,96	- 200.179.417,07	- 200.224.847,86	- 200.368.686,03
90	KRSTL	3.975.615,90	3.975.744,13	3.974.767,43	3.974.057,04
91	KUTPO	16.031.616,44	16.044.866,12	16.034.265,68	16.025.467,82
92	LINK	6.145.397,80	6.146.325,01	6.144.556,59	6.143.164,20
93	LOGO	83.255.530,75	83.291.970,54	83.257.253,55	83.228.060,43
94	LUKSK	- 206.598,01	- 198.245,93	- 198.265,86	- 202.203,88
95	MAKTK	4.832.768,07	4.835.572,14	4.835.761,27	4.834.314,65
96	MGROS	- 350.042.962,37	- 349.984.400,14	- 349.957.814,58	- 349.933.635,09
97	MNDRS	- 18.197.435,12	- 18.275.542,49	- 18.256.129,98	- 18.210.866,99
98	NETAS	- 29.247.419,09	- 29.319.545,72	- 29.312.205,97	- 29.278.018,34
99	NUGYO	- 201.391.198,11	- 201.441.743,00	- 201.407.490,55	- 201.378.226,02
100	OYAYO	9.015.062,77	9.022.788,28	9.021.988,08	9.018.174,70
101	PARSN	53.930.368,38	53.967.514,03	53.937.090,33	53.898.879,03
102	PEGYO	- 5.762.824,32	- 5.764.902,21	- 5.762.750,29	- 5.760.971,50
103	PETKM	562.390.580,68	563.492.882,72	562.809.157,47	562.032.713,16
104	PETUN	65.746.643,10	65.767.003,40	65.744.413,90	65.726.108,94
105	PINSU	- 30.063.904,50	- 30.073.504,11	- 30.069.262,04	- 30.063.580,18
106	PKART	4.264.249,53	4.266.724,29	4.266.294,38	4.265.044,67
107	PKENT	- 6.451.907,30	- 6.444.700,10	- 6.445.159,94	- 6.449.761,44
108	RYSAS	- 22.489.647,97	- 22.483.269,87	- 22.481.788,75	- 22.484.754,39
109	SAHOL	3.613.667.088,07	3.614.824.208,09	3.613.649.176,96	3.612.700.339,54
110	SANKO	36.404.270,49	36.405.222,68	36.389.459,71	36.383.936,56
111	SARKY	125.223.668,03	125.248.145,88	125.197.463,21	125.163.003,96
112	SASA	214.781.349,87	215.109.365,97	215.198.477,62	215.156.195,00
113	SELEC	529.298.591,86	529.419.739,12	529.383.310,64	529.309.339,56
114	SELGD	388.907,84	389.675,35	389.746,53	389.557,60
115	SILVR	2.328.159,46	2.330.543,91	2.327.747,70	2.324.596,70
116	SISE	1.309.873.730,40	1.311.387.683,46	1.310.572.862,58	1.309.513.419,22
117	SONME	8.949.089,98	8.963.583,23	8.956.556,91	8.947.707,62
118	TAVHL	- 1.512.778.220,14	- 1.512.926.752,06	- 1.512.230.051,58	- 1.511.872.850,16
119	TBORG	325.287.869,65	325.485.485,02	325.290.348,86	325.130.832,53
120	TCELL	2.871.018.655,99	2.872.644.975,68	2.871.374.107,75	2.870.175.552,23
121	TIRE	31.947.498,52	31.953.763,53	31.936.033,61	31.923.296,35
122	TKFEN	112.032.279,45	112.008.402,10	112.087.362,56	112.143.767,15
123	TOASO	1.084.462.110,39	1.085.115.222,62	1.084.602.437,69	1.084.163.099,52
124	TRCAS	- 149.064.783,07	- 149.031.543,88	- 148.999.339,40	- 148.995.995,96
125	TTRAK	372.642.243,47	372.866.643,72	372.535.812,26	372.247.408,55
126	TUKAS	90.139.935,20	90.173.885,23	90.140.155,63	90.112.271,25
127	TUPRS	- 2.402.450.743,56	- 2.402.167.064,10	- 2.401.765.811,14	- 2.401.738.980,68
128	USAK	6.140.949,88	6.143.514,81	6.140.776,75	6.138.864,16
129	VAKKO	- 9.253.293,94	- 9.206.492,00	- 9.203.378,41	- 9.226.359,48
130	VESBE	698.946.991,19	699.523.169,41	698.941.185,71	698.433.117,88
131	VESTL	938.647.919,67	939.469.531,33	938.684.823,30	938.002.356,91
132	YATAS	92.868.587,24	92.937.546,02	92.878.933,41	92.818.166,25
133	YKGYO	162.485,03	164.271,55	163.806,64	162.908,53

SONUÇ VE ÖNERİLER

Finansal tahmin esas olarak piyasanın düzensizliği, ilgili verilerin eksikliğinden kaynaklı dalgalanmaların yanı sıra yatırımcılarının eğilimi ve kitle psikolojisi de düşünüldüğünde zorlu bir görevi temsil eder. Tüm bunların kapsamlı yorumlanması için analiz edilecek sonuçların önemli ölçüde artması işi daha da zor ve gerçekleştirmesi zaman alıcı hale getirir. Verilerin yüksek derecede karmaşıklığı ve durağan olmayan doğası etkili bir tahmin modelinin oluşturulmasını da zorlaştırmaktadır. Ayrıca finansal tahmin tekniklerinin genellikle sağlıklı şirket performans koşullarında uygulanmak üzere tasarlandığına dikkat edilmelidir. Şirketlerin sağlıksız finansal durumdan çıkış yolunu bulması için geleneksel teknikler yeterince etkili değildir. Finansal tahmin çalışmalarında geleneksel istatistiksel yöntemlerin yanında son yıllarda giderek artan bir şekilde yapay zekâ teknolojileri de kullanılmaktadır. Dolayısıyla, bütçeleme, gelir yüzdesi ve geleneksel matematiksel tekniklerle karşılaştırıldığında, yapay zekâ teknikleri ile finansal tahmin, şirketlerin finansal zorluklarını aşması için daha kısa sürede daha büyük veri ile temel öngörü sağlayan finansal tahminin en etkili aracı olarak görülmektedir.

Yatırımcılar doğru şirkete yatırım yapma olanaklarını arttırmak için yakın gelecekte hisse senedi fiyatlarındaki gelişmeler hakkında bilgi ve öngörü sağlayabilecek araçlar bulmaya çalışmaktadır. Bu nedenle yatırım amacıyla BIST endeksini takip eden yatırımcıların artması da son yıllarda araştırmacıları çalışmalarında yeni yapay zekâ teknolojilerini kullanarak finansal tahminlerde bulunmaya yönlendirmiştir.

Literatürde pek çok farklı mimari ve algoritma ile yapılan çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmada ise nispeten yeni bir yapay zekâ teknolojisi olan Facebook Prophet, literatürde daha yaygın olarak kullanılan LSTM ve bulanık mantık algoritması olan ANFIS yöntemleri ile net dönem kârı/zararı tahmini yapılarak en başarılı bulunan tahmin modeli ANFIS ile ileri tarihli tahmin yapılmıştır. Genel olarak bulgulara bakıldığında kullanılan üç modelin de tahmin yapabilmek için umut vaat ettiği söylenilebilir.

Oluşturulan V1 ve V2 gibi iki farklı veri seti ile denenerek modellerin farklı veri setinde de benzer trendde tahminde bulunduğu görülmüştür.

Prophet V1 veri setinde en iyi tahmine sahip 20 şirketin, beş farklı sektörde yer aldığı görülmüştür. En iyi tahmine sahip ilk şirket Teknoloji, Bilişim, Savunma sektöründe, ikinci ve üçüncü en iyi tahmine sahip şirketlerin ise İmalat sektöründe yer aldığı görülmüştür. Prophet V1 veri setinde en başarısız tahmine sahip 20 şirket üç farklı sektörde yer aldığı görülmektedir. En başarısız tahmine sahip üç şirket İmalat sektöründe faaliyet göstermektedir. Prophet V2 veri setinde de en iyi tahmine sahip 20 şirketin, beş farklı sektörde yer aldığı görülmüştür. En iyi tahmine sahip ilk şirket Mali Kuruluşlar, ikincisi Toptan Perakende Ticaret, Lokantalar, Oteller sektöründe ve üçüncüsünün İmalat sektöründe yer aldığı görülmüştür. Prophet V2 veri setinde en başarısız tahmine sahip 20 şirketin yine üç farklı sektörde yer aldığı görülmektedir. En başarısız tahmine sahip üç şirket de İmalat sektöründe faaliyet göstermektedir.

LSTM V1 veri setinde en iyi tahmine sahip 20 şirketin, dört farklı sektörde yer aldığı görülmüştür. En iyi tahmine sahip ilk iki şirket Mali Kuruluşlar sektöründe, üçüncü en iyi tahmine sahip şirketin ise İmalat sektöründe yer aldığı görülmüştür. LSTM V1 veri setinde en başarısız tahmine sahip 20 şirket yedi farklı sektörde yer aldığı görülmektedir. En başarısız tahmine sahip üç şirket sırasıyla Mali Kuruluşlar, Toptan Perakende Ticaret, Lokantalar, Oteller ve İmalat sektöründe faaliyet göstermektedir. LSTM V2 veri setinde de en iyi tahmine sahip 20 şirketin, dört farklı sektörde yer aldığı görülmüştür. En iyi tahmine sahip ilk üç şirketin V1 setinde olduğu gibi ilk iki şirket Mali Kuruluşlar sektöründe, üçüncü en iyi tahmine sahip şirketin ise İmalat sektöründe yer aldığı görülmüştür. LSTM V2 veri setinde en başarısız tahmine sahip 20 şirketin yine yedi farklı sektörde yer aldığı görülmektedir. En başarısız tahmine sahip üç şirket sırasıyla Teknoloji, Bilişim, Savunma, Madencilik ve Taş Ocakçılığı ve Mali Kuruluşlar sektöründe faaliyet göstermektedir.

ANFIS V1 veri setinde en iyi tahmine sahip 20 şirketin, sekiz farklı sektörde yer aldığı görülmüştür. En iyi tahmine sahip ilk şirket Mali Kuruşlar içinde, ikinci ve üçüncü en iyi tahmine sahip şirketler ise Teknoloji, Bilişim, Savunma sektöründe

yer aldığı görülmüştür. ANFIS V1 veri setinde en başarısız tahmine sahip 20 şirket beş farklı sektörde yer aldığı görülmektedir. En başarısız tahmine sahip üç şirket sırasıyla Mali Kuruluşlar, Toptan Perakende Ticaret Lokantalar, Oteller ve İmalat sektöründe faaliyet göstermektedir. ANFIS V2 veri setinde en başarılı MSE değerine sahip 20 şirket altı farklı sektörde faaliyet göstermektedir. En başarılı tahmin değerine sahip ilk üç şirket sırasıyla Mali Kuruluşlar, Teknoloji, Bilişim, Savunma ve Toptan Perakende Ticaret Lokantalar, Oteller sektöründe olduğu görülmektedir. ANFIS V2 veri setinde beş farklı sektörde faaliyet göstermektedir. En başarısız tahmin edilen üç şirketin ilki İmalat sektöründe, diğer ikisinin ise Mali Kuruluşlar sektöründe faaliyet gösterdiği görülmektedir. V1 ve V2 veri setlerinde farklı sektörlerde başarılı ve başarısız tahminler görülmektedir. Her iki veri setinde de en başarılı tahmin değerine sahip ALGYO şirketi ile V1 veri setinde en başarısız tahmine sahip CEMTS ve V2 veri setinde en başarısız tahmine sahip KRSTL şirketlerinin 48 dönemlik gerçekleşen Dönem Net Kârı/Zararı incelendiğinde ALGYO şirket verilerinin dönemler itibari ile düzenli bir trende sahip olduğu, başarısız tahmine sahip CEMTS ve KRSTL şirketlerinin ise daha dalgalı ve düzensiz bir trende sahip olduğu görülmüştür. Bu da göstermektedir ki model düzenli trende sahip verilerde daha başarılı tahminler yapmaktadır.

Performans matrislerinden MSE, RMSE ve MAPE değerlerine bakıldığında ANFIS modelinin üç modelin içinde en tutarlı tahmini yaptığı görülmektedir. Bu nedenle 2021, 2022, 2023, 2024 ve 2025 yılları için ileri tahminleme ANFIS modeli ile yapılmıştır.

ANFIS modeli ile tahminlenen 2021 yılı ve 2022/03 dönemi Net Dönem Kârı/Zararı değerleri gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır. Bu dönemlerle ilgili karşılaştırma grafiği incelendiğinde, tahminlemede yakın bulgular görülmekle beraber test verisindeki tahmin başarısı kadar başarılı görülmemektedir. Modelin eğitim setinde öğrendiği veriden farklı bir veri ile karşılaştığı için, yeni durumu tam olarak öğrenemediği görülmektedir.

Finansal performans tahmin modeli bu çalışmadaki veriler ve değişkenlerle sınırlıdır. Gelecekteki araştırmaların sektörlere göre farklı değişkenler, makroekonomik değişkenler ve bu çalışmanın sınırlarından olan enflasyon, döviz

kuru dalgalanmaları ve Covid-19 pandemisi gibi olağan olmayan durumları da dikkate alarak modeller geliştirilebilir. Her şirketin kendi özel durumuna uygun değişkenler de eklenebilir. Hatta yalnızca finansal değişkenleri değil aynı zamanda finansal olmayan bilgileri de içeren girdi verilerine dayanarak, diğer iş performansı tahmin modellerini tasarlamaya ve tahminin daha yüksek doğruluğa odaklanmasının dikkate alınması önerilir.

Tahmin için tasarlanmış yapay zekâ modelleri güncellendiğinde işletme performansının değerlendirilmesi, yöneticiler için faydalı araçlar olarak kabul edilebilir. Bu modeller aracılığıyla, önceki yılların deneyimlerine dayalı olarak ve mevcut finansal durumun merceğinden analiz edilerek gelecekteki performans stratejilerini geliştirebilirler.

İleriye dönük hem teorik hem uygulamalı çalışmalar için olasılıksal araştırma literatürüne daha fazla katkıda bulunulmalıdır. Özellikle çok değişkenli tahmin üzerine çalışmalar artırılmalıdır. Zaman serisi analizleri tarihsel olarak toplanan verilerde bir şablon arar ve bu şablonun gelecekte de devam edeceğini var sayar. Çoklu zaman serileri arasındaki ortak hareketi anlamak, geniş bir uygulama alanı için özellikle önemlidir ve tahmin zorluğu nedeniyle özellikle merak uyandırıcıdır. Finansal tahmin literatüründe tek değişkenli tahmin üzerine yapılan çalışmalarla karşılaştırıldığında daha dar çalışmaların yer aldığı çok değişkenli tahmin çalışmalarının arttırılması önerilmektedir. Tek bir yöntem kullanmak yerine hibrit yöntemler denenebilir.

Doğru yatırım yapabilmek için güvenilir analizler ile teknolojik gelişmeler de yakından takip edilmelidir. Şirketlerin finans departmanları etkinliklerini arttırmak için yeni teknolojiye odaklanacak analizlerini geliştirmeleri gerekir. Yapay zekâ teknolojilerinin kullanılmasıyla şirket verileri daha kapsamlı olarak analiz edilip ileriye dönük tahminlerde kullanmak için zaman kazanılacaktır.

Yapay zekâ teknolojileri her ne kadar mühendislik biliminin konusu olsa da günümüzde tüm mesleklere girmiş olması nedeniyle transdisipliner çalışmalar giderek artmaktadır. Dünya piyasaları ile rekabet içindeki şirketlerin dijital dönüşüme geçerek sürekli artan büyük verileri analiz etme noktasında yapay zekâ teknolojilerinden faydalanmaları kaçınılmazdır. Bu nedenle şirketler bir taraftan

alt yapılarını veri madenciliği yapabilecek teknik donanımla güçlendirirken, bir taraftan da istihdam politikalarında analitik becerilerini son teknolojilerle bütünleştiren; muhasebe, mali veri yönetimi, operasyon yönetimi, finansal hizmetler yönetimi gibi önemli zaman ve maliyet içeren görevler için yapay zekâ teknolojilerine hâkim profesyoneller göreve alması gerekmektedir. Bu alanda kariyer yapan profesyonelleri yetiştiren üniversite bölümlerinde ise yapay zekâ teknolojiler ders içeriklerine dahil edilebilir.

KAYNAKÇA

Kitaplar

Akal, Z. (1992). İşletmelerde Performans Ölçüm ve Denetimi; Çok Yönlü Performans Göstergeleri. Ankara: Milli Prodüktivite Merkezi Yayınları.

Akal, Z. (2000). İşletmelerde Performans Ölçüm ve Denetimi. Ankara: Milli Prodüktivite Merkezi Yayınları.

Areiqat, A.Y., Hamdan, A., Alheet, A.F., Alareeni, B. (2021). Impact of Artificial Intelligence on E-Commerce Development. In: Alareeni, B., Hamdan, A., Elgedawy, I. (eds) The Importance of New Technologies and Entrepreneurship in Business Development: In The Context of Economic Diversity in Developing Countries. ICBT 2020. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 194. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-69221-6_43

Aydın, N., Coşkun, M., Bakır, H., Ceylan, A., & Başar, M. (2004). Finansal Yönetim. Eskişehir: Anadolu Üniversitesi.

Berk, N. (1999). Finansal Yönetim, 4.Baskı. İstanbul: Türkmen Kitabevi.

Berman, B. (2008). From Assets to Profits: Competing for IP Value and Return. Wiley.

Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2013). Time series: Theory and methods. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media. ISBN-10: 1441903194

Budak, S. (2000). Psikoloji Sözlüğü. Ankara: Bilim Sanat Yayınları.

Cao, L., Shen, L., Enghock, F.T., (2003). Ordinary Shares, Exotic Methods: Financial Forecasting Using Data Mining Techniques. World Scientific. ISBN-13 :978-9812380753

Campbell, P. (2017). A Quick Start Guide to Financial Forecasting. Grow and Succeed Publishing. ISBN: 978-1-932743-07-4

Coşkun, A. (2000). Performans Ve Risk Denetimleri Terimleri. Ankara: Sayıştay Yayınları.

Çakır, F. (2019). Yapay Sinir Ağları: Matlab Kodları Ve Matlab Toolbox Çözümleri. Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.

Davidson, W.N. (2017). Financial Forecasting and Decision Making. American Institute of Certified Public Accountants. Isbn: 9781119514251

De, S., Kaur, M., Behera, R.K. (2022). Crime Rate Analysis and Prediction in Delhi Using Facebook Prophet. In: Satapathy, S.C., Bhateja, V., Favorskaya, M.N., Adilakshmi, T. (eds) Smart Intelligent Computing and Applications, Volume 2. Smart Innovation, Systems and Technologies, vol 283. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-16-9705-0_41

Deha Yayınları. (2019). SMMM Serbest Muhasebeci Mali Müşavirlik Yeterlilik Finansal Tablolar ve Analizi. İstanbul: Deha Yayınları.

Deming, W. (1986). Out of the Crisis: Quality, Productivity and Competitive Position. Cambridge: Cambridge University Press.

Durmuş, A. H., & Arat, M. E. (2000). İşletmelerde Mali Tablolar Tahlili İlkeler & Uygulamalar. İstanbul: M.Ü. Nihad Sayar Eğitim Vakfı.

Elmas, Ç. (2003). Yapay Sinir Ağları. Ankara: Seçkin.

Fernández, F. L., Fernández, P., Fernandez, P., & López, P. F. (2002). Valuation methods and shareholder value creation. Academic Press.

Giarratano, J., & Riley, G. (1998). Expert Systems. Boston: PWS Publishing Company.

Giarratano, J. C., and G. D. Riley. 2004. Expert System: Principles and Programming, 842. 4rd ed. Boston, USA: PWS Publishing Company.

Gitman, L. J., & Zutter, C. J. (2012). Principles of Managerial Finance 13th Edition. Boston: Pearson Education, Inc.

Grant, J. L. (2003). Foundations of Economic Value Added-Second Edition. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

Groot, M. (2017). A Primer in Financial Data Management, Elsevier Academic Press Ltd.

Guerard, J.B. Jr. (2013). Introduction to Financial Forecasting in Investment Analysis. Springer. ISBN-10 : 1461452384

Haykin, S. (1999). Neural Networks- A Comprehensive Foundation. New Jersey: Prentice Hall, 2. Edition.

İcan, Ö. (2013). Genetik Programlamayla Finansal Tahmin Modellemesi. Nisan Kitabevi. ISBN-10 : 9756428619

Kaplan, R., & Atkinson A, (1998). Advanced Management Accounting 3rd Edition. Pearson College Div. ISBN-10 : 0132622882

Kurzweil, R. (1992) The Age of Intelligent Machines. Cambridge, MA: MIT Press.

Lewis, C. D. (1982). Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting. London: Butterworth Scientific.

Mathworks. (2000). Fuzzy Logic Toolbox User's Guide. MathWorks, Inc.

O'Shea, T., & Self, J. (1986). Learning and teaching with computers: The artificial intelligence revolution. Prentice Hall Professional Technical Reference.ISBN:978-0-13-527762-1

Özerol, H. (2019). Piyasaları Okumak: Finansal Piyasalarda Tahmin Yöntemleri. Elma Yayınevi. ISBN: 9789756093788

Öztürk, Ü. (2010). Performans Yönetimi. İstanbul: Alfa Basım Yayım Dağıtım Ltd.Şti.

Patterson J., Gibson A, (2017). Deep Learning: A Practitioner's Approach, O'Reilly Media. ISBN: 9781491914250

Patterson, D.W. (1990). Introduction to Artificial Intelligence and Expert Systems, Prentice Hall, USA, Thirteenth Reprint, ISBN-81-203-G777-1.

Rao, T., Gabr, M., (1984). An Introduction to Bispectral Analysis and Bilinear Time Series Models, Vol. 24. Springer Science & Business Media. ISBN-13: 978-0387960395

Rojas, R. (1996) Neural Networks: A Systematic Introduction. Springer Berlin, Heidelberg. ISBN: 978-3-642-61068-4

Russel, S. J., & Norvig, P. (1995). Artificial Intelligence. New Jersey: Pearson Education lnternational.

Sağıroğlu, Ş., Beşdok, E., & Erler, M. (2003). Mühendislikte Yapay Zekâ Uygulamaları 1 - Yapay Sinir Ağları. Kayseri: Ufuk Kitap.

Samonas, M. (2015). Financial Forecasting, Analysis, and Modelling: A Framework for Long-Term Forecasting. Wiley. ISBN-10 : 1118921089

Saurabh. (2019). Economic Value Added for Competitive Advantage: A Case of Indian Enterprises. Cambridge Scholars Publishing.

Songur, H. M. (1995). Mahalli İdarelerde Performans Ölçümü. Ankara: Mahalli İdareler Genel Müdürlüğü Yayınları.

Taylor, F. (2013). Bilimsel Yönetimin İlkeleri- Tje Princ,ples of Scientific Managemenet. (H.Bahadır, Çev.) Ankara: Adres Yayınları.

Tesmer. (2004). Mali Tablolar Analizi Uygulamaları. İstanbul: İstanbul Serbest Muhasebeci Mali Müşavirler Odası.

Thompson, S. (2016). The Authority Guide to Financial Forecasting for SMEs. Authority Guides. ISBN-10 : 1909116637

Uğuz, S. (2019). Makine Öğrenmesi Teorik Yönleri Ve Python Uygulamaları İle Bir Yapay Zekâ Ekolü. Ankara: Nobel Akademik

Uyargil, C. (2013). Performans Yönetimi Sistemi Bireysel Performansın Planlanması Değerlendirilmesi ve Geliştirilmesi. İstanbul: Beta Basım A.Ş.

Venanzi, D. (2012). Financial Performance Measures and Value Creation: The State of the Art. Springer.

Walker, D. C. (2001). Exploring the Human Capital Contribution to Productivity, Profitability and the Market Evaluation of the Firm. Saint Louis: Webster University.

Weygandt, J. J., Kimmel, P. D., & Kieso, D. E. (2012). Managerial Accounting Tools For Business Decision Making Sixth Edition. New Jersey: John Wiley&Sons Inc.

Yannakakis, G. N., & Togelius, J. (2018). Artificial Intelligence and Games, vol. 2. Cham, Switzerland: Springer.

Yıldırım, B.F., Çiftçi, H.N. (2021). Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri ile Finansal Performans Analizi ve Tahmin Modeli. Türkmen Kitabevi.

Yıldız, B. (2009). Finansal Analizde Yapay Zekâ (1 b.). Ankara: Detay Yayıncılık.

Yim J. (2002). A Comparison of Neural Networks with Time Series Models for Forecasting Returns on Stock Market Index. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, IEA/AIE, LNAI 2358: 25-35.

Young, S.D. and O'Byrne, S.F. (2001), EVA and Value-based Management: A Practical Guide to Implementation, McGraw Hill: New York.

Süreli Yayınlar

Abduljabbar, R., Dia, H., Liyanage, S., & Bagloee, S. A. (2019). Applications of Artificial Intelligence in Transport: An Overview. Sustainability, 11(1), 189. https://doi.org/10.3390/su11010189

Adhikâri, R., & Agrawal, R. K. (2014). A combination of artificial neural network and random walk models for financial time series forecasting. Neural Computing and Applications, 24(6), 1441-1449.

Affonso, F., Dias, T. M. R., & Pinto, A. L. (2021). Financial times series forecasting of clustered stocks. Mobile Networks and Applications, 26(1), 256-265.

Aguilera, H., Albert, C. G., Fernández, N. N., & Kohfahl, C. (2019). Towards flexible groundwater-level prediction for adaptive water management: using Facebook's Prophet forecasting approach. Hydrological Sciences Journal/Journal des Sciences Hydrologiques, 64(12), 1504-1518, DOI: 10.1080/0

Ahn, J. J., Lee, S. J., Oh, K. J., & Kim, T. Y. (2009). Intelligent forecasting for financial time series subject to structural changes. Intelligent Data Analysis, 13(1), 151-163.

Akçalı, B. Y. (2015). MIST Ülkeleri Finansal Baskı Endeksleri (Fbe) Nin Yapay Sinir Ağları Ve Box-Jenkıns Yöntemleriyle Tahmin Edilerek Finansal Krizlerin Öngörülmesi. Muhasebe Bilim Dünyası Dergisi, 17(2), 347-384.

Akdağ, M., & Bozma, G. (2021). Stok akış modeli ve facebook prophet algoritması ile bitcoin fiyatı tahmini. Uluslararası Ekonomi, İşletme ve Politika Dergisi, 5 (1), 16-30. DOI: 10.29216/ueip.878925

Aktürk, C. (2018). Genetik Algoritma Ve Pikselizasyon Yöntemi İle Mayın Tarlası Oyununun Zorluk Seviyesini Belirleme. Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri ve Bilgisayar Bilimleri Dergisi, 2(2):105-113.

Akyüz, F. (2020). Taş Ve Toprağa Dayalı Sektörde Faaliyet Gösteren Şirketlerin Finansal Başarısızlık Risklerinin Tahmin Edilmesi. Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 13(1), 40-51.

Aladağ, Z., Güler, E., & Özdin, Y. (2018). Akademik Birimlerin Veri Zarflama Analizi ve Promethee Yöntemleri ile Performans Değerlendirmesi: Kocaeli

Üniversitesi Örneği. Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 34(1), 1-13.

Alessi, L., Ghysels, E., Onorante, L., Peach, R., & Potter, S. (2014). Central bank macroeconomic forecasting during the global financial crisis: The European Central Bank and Federal Reserve Bank of New York experiences. Journal of Business & Economic Statistics, 32(4), 483-500.

Alexander, G. J., Buchholz, R. A. (1978) Corporate social responsibility and stock market performance. Academy of Management Journal, 21 (3): 479-486.

Allam, Z., and Dhunny, Z. A. (2019). On big data, artificial intelligence and smart cities. Cities 89, 80–91. doi: 10.1016/j.cities.2019.01.032

Alnafissa, M., Ghanem, A., Alamri, Y., Alhashim, J., & Alagsam, F. (2021). Financial forecasting for self-sufficiency and food security in poultry meat. Environment, Development and Sustainability, 23(11), 17126-17145.

Alonso, A., García Sipols, A. E., & Simón de Blas, C. (2018). Forecasting financial short time series. Electronic Journal of Applied Statistical Analysis, 11(1), 42-57.

Alpay, Ö. (2020). LSTM mimarisi kullanarak USD/TRY fiyat tahmini. Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, 452-456.

Altan, Ş. (2008). Döviz Kuru Öngörü Performansı İçin Alternatif Bir Yaklaşım: Yapay Sinir Ağı. Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 10(2), 141-160.

Ammar, S., Duncombe, W., & Wright, R. (2004). Constructing a fuzzy-knowledge-based-system: an application for assessing the financial condition of public schools. Expert Systems with Applications, 27(3), 349-364.

Antipov, A., & Meade, N. (2002). Forecasting call frequency at a financial services call centre. Journal of the Operational Research Society, 53(9), 953-960.

Araújo, R. D. A. (2012). A robust automatic phase-adjustment method for financial forecasting. Knowledge-Based Systems, 27, 245-261.

Arip, M. A., Kuek, T. H., & Puah, C. H. (2019). Forecasting financial vulnerability in Malaysia: A nonparametric indicator approach. Asian Journal of Business Research, 9(2), 113-120.

Azarenkova, G. M., Golovko, O. G., Oryekhova, K. V., Salenko, O. V., & Maiboroda, A. V. (2020). Estimating and forecasting of financial security of enterprises. Financial and credit activity problems of theory and practice, 1(32), 224-230.

Aznarte, J. L., Alcalá-Fdez, J., Arauzo-Azofra, A., & Benítez, J. M. (2012). Financial time series forecasting with a bio-inspired fuzzy model. Expert Systems with Applications, 39(16), 12302-12309.

Babazadeh Khameneh N, Arabalibeik H, Salehian P, Setayeshi S (2012) Abnormal red blood cells detection using adaptive neuro-fuzzy system. In: Studies in health technology and informatics, pp 30–34. https://doi.org/10.3233/978-1-61499-022-2-30

Bagheri, A., Peyhani, H. M., & Akbari, M. (2014). Financial forecasting using ANFIS networks with quantum-behaved particle swarm optimization. Expert Systems with Applications, 41(14), 6235-6250.

Bahishti, A. A. (2017). Humanoid robots and human society. Advanced Journal of Social Science, 1(1), 60-63.

Bailey, J., Hackenbrack, K., De, P., & Dillard, J. (1987). Artificial intelligence, cognitive science, and computational modeling in auditing research: a research approach. Journal of Information Systems, 1(2), 20.

Baillie, R. T., Kapetanios, G., & Papailias, F. (2014). Bandwidth selection by cross-validation for forecasting long memory financial time series. Journal of Empirical Finance, 29, 129-143.

Balbás, A., Balbás, B., Galperin, I., & Galperin, E. (2008). Deterministic regression model and visual basic code for optimal forecasting of financial time series. Computers & Mathematics with Applications, 56(10), 2757-2771.

Balcilar, M., Gupta, R., Van Eyden, R., Thompson, K., & Majumdar, A. (2018). Comparing the forecasting ability of financial conditions indices: The case of South Africa. Quarterly Review of Economics & Finance, 69, 245-259.

Baldwin, AA, Brown, CE & Trinkle BS (2006). 'Opportunities for artificial intelligence development in the accounting domain: the case for auditing', Intelligent Systems in Accounting, Finance and management, vol. 14, pp. 77-86.

Barnston, A.G., (1992). "Correspondence among the Correlation, RMSE, and Heidke Verification Measures; Refinement of the Heidke Score." Notes and Correspondence, Climate Analysis Center.

Barreto, S. G., Bulamu, N., Chaudhary, A., Chen, G., Kawakami, K., Maggino, L., ... & Windsor, J. A. (2021). Forecasting surgical costs: towards informed financial consent and financial risk reduction. Pancreatology : official journal of the International Association of Pancreatology (IAP) ... [et al.], 21(1), 253-262.

Basheer, I. A., & Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks: Fundamentals, computing, design and application. Journal of Microbiological Methods, 43, 3–31.

Bassi, F. (2015). Forecasting financial products acquisition via dynamic segmentation: An application to the Italian market. International Journal of Market Research, 57(6), 909-930.

Batchelor, R. (2015). Financial Crises and Forecasting Failures. Foresight: The International Journal of Applied Forecasting, (36), 28-33.

Batchelor, R. (2015). Financial Crises and Forecasting Failures. Foresight: The International Journal of Applied Forecasting, (36), 28-33.

Batchelor, R. (2016). Misbehaviour in Forecasting Financial Markets. Foresight: The International Journal of Applied Forecasting, (41), 10-13.

Batty, M. (2018). Artificial intelligence and smart cities. Environ. Plann. B 15, 3–6. doi: 10.1177/2399808317751169

Bayram, L. (2006). Geleneksel Performans Değerlendirme Yöntemlerine Yeni Bir Alternatif: 360 Derece Performans Değerlendirme. Sayıştay Dergisi(62), 47-65.

Beech, A. J. (2001). Market-based demand forecasting promotes informed strategic financial planning. Healthcare Financial Management, 55(11), 46-56.

Behn, R. (2003). Why Measure Performance? Different Purposes Require Different Measureses. Public Administration Rewiev, 63(5), 586-606. doi:10.1111/1540-6210.00322

Berger, T. (2016). Forecasting based on decomposed financial return series: A wavelet analysis. Journal of Forecasting, 35(5), 419-433.

Bidyuk, P. I., Gozhyj, O. P., Kalinina, I. O., Danilov, V. J., & Jirov, O. L. (2019). Adaptive modeling and forecasting economic and financial processes. Informatics & Mathematical Methods in Simulation, 9(4).

Bidyuk, P. I., Korshevnyuk, L. O., Prosyankina-Zharova, T. I., Gozhyj, O. P., Kalinina, I. O., & Terentiev, O. M. (2019). Modeling and Forecasting Financial and Economic Processes with Decision Support System. KPI Science News , Issue 5/6, p7-17. 11p.

Bidyuk, P. I., Trofymchuk, O. M., & Kozhukhivska, O. A. (2012). Forecasting Volatility of Financial Processes with Alternative Models. Naukovi visti NTUU-KPI, 86(6).

Bień–Barkowska, K. (2020). Forecasting Extreme Returns in Financial Markets: A Discrete Duration Framework. Acta Physica Polonica A, 138(1), 48-59.

Bismans, F., & Majetti, R. (2013). Forecasting recessions using financial variables: the French case. Empirical Economics, 44(2), 419-433.

Bodyanskiy, Y., & Popov, S. (2006). Neural network approach to forecasting of quasiperiodic financial time series. European Journal of Operational Research, 175(3), 1357-1366.

Bogdănoiu, C. (2014). Dynamic Modeling-Methods And Techniques For Forecasting Financial Needs In Efficient Management Of The Dairy Units. Journal of Advanced Research in Management (JARM), (09), 5-18.

Borio, C., Drehmann, M., & Xia, F. D. (2020). Forecasting recessions: The importance of the financial cycle. Journal of Macroeconomics, 66, 103258.

Borthick, A., & West, O. (1987). Expert Systems - A New Tool for the Professional. Accounting Horizons, 1(1), 9.

Börjesson, L., & Singull, M. (2020). Forecasting financial time series through causal and dilated convolutional neural networks. Entropy (Basel, Switzerland), 22(10), 1094.

Brazel, J. F., & Lail, B. E. (2019). How the interplay between financial and nonfinancial measures affects management forecasting behavior. Journal of Management Accounting Research, 31(3), 41-63.

Brooks, C., & Tsolacos, S. (2001). Forecasting real estate returns using financial spreads. Journal of Property Research, 18(3), 235-248.

Cai, Y., Song, L., Wang, T., & Chang, Q. (2014). Financial time series forecasting using directed-weighted chunking SVMs. Mathematical Problems in Engineering, 2014.

Candelon, B., Dumitrescu, E. I., & Hurlin, C. (2012). How to evaluate an early-warning system: Toward a unified statistical framework for assessing financial crises forecasting methods. IMF Economic Review, 60(1), 75-113.

Cao, J., Li, Z., & Li, J. (2019). Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM. Physica A: Statistical mechanics and its applications, 519, 127-139.

Cao, L. J., & Tay, F. E. H. (2003). Support vector machine with adaptive parameters in financial time series forecasting. IEEE Transactions on neural networks, 14(6), 1506-1518.

Cao, L., & Tay, F. E. (2001). Financial forecasting using support vector machines. Neural Computing & Applications, 10(2), 184-192.

Capelli, P., Ielasi, F., & Russo, A. (2021). Forecasting volatility by integrating financial risk with environmental, social, and governance risk. Corporate Social Responsibility and Environmental Management, 28(5), 1483-1495.

Caraiani, P. (2014). Do money and financial variables help forecasting output in emerging European Economies?. Empirical Economics, 46(2), 743-763.

Chakrapani Y, Soundararajan K (2009) Adaptive neuro-fuzzy inference system based fractal image compression. International Journal of Recent Trends in Engineering; Oulu Vol. 2, Iss. 1, 47-51

Chan, W. N. (2020). Time series data mining: comparative study of ARIMA and Prophet methods for forecasting closing prices of Myanmar Stock Exchange. Journal of Computer Applications and Research, 1(1), 75-80.

Charles, A., & Darné, O. (2005). Relevance of detecting outliers in garch models for modelling and forecasting financial data. Finance-Paris, 26(1), 33.

Chen, C. W., Gerlach, R., Lin, E. M., & Lee, W. C. W. (2012). Bayesian forecasting for financial risk management, pre and post the global financial crisis. Journal of Forecasting, 31(8), 661-687.

Chen, M. Y., Chen, K. K., Chiang, H. K., Huang, H. S., & Huang, M. J. (2007). Comparing extended classifier system and genetic programming for financial forecasting: an empirical study. Soft Computing, 11(12), 1173-1183.

Chen, Q., & Gerlach, R. H. (2013). The two-sided Weibull distribution and forecasting financial tail risk. International Journal of Forecasting, 29(4), 527-540.

Chen, S., Jeong, K., & Härdle, W. K. (2015). Recurrent support vector regression for a non-linear ARMA model with applications to forecasting financial returns. Computational Statistics, 30(3), 821-843.

Cheng, C. H., & Chen, C. H. (2018). Fuzzy time series model based on weighted association rule for financial market forecasting. Expert Systems, 35(4), e12271.

Chou, R. Y. (2005). Forecasting financial volatilities with extreme values: the conditional autoregressive range (CARR) model. Journal of Money, Credit and Banking, 561-582.

Christoffersen, P. F., & Diebold, F. X. (2000). How relevant is volatility forecasting for financial risk management?. Review of Economics and Statistics, 82(1), 12-22.

Christoffersen, P. F., & Diebold, F. X. (2006). Financial asset returns, direction-of-change forecasting, and volatility dynamics. Management Science, 52(8), 1273-1287.

Chuang, I. Y., Lu, J. R., & Lee, P. H. (2007). Forecasting volatility in the financial markets: a comparison of alternative distributional assumptions. Applied Financial Economics, 17(13), 1051-1060.

Chun, S. H., & Park, Y. J. (2006). A new hybrid data mining technique using a regression case based reasoning: Application to financial forecasting. Expert systems with Applications, 31(2), 329-336.

Cinel, E. A., Yolcu, U. (2021). Turizm Gelirlerinin Cari İşlemler Dengesine Etkileri: Türkiye Örneği Üzerinde Yapay Sinir Ağları İle Öngörü. Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi, (31), 247-264.

Cipollini, A., & Kapetanios, G. (2009). Forecasting financial crises and contagion in Asia using dynamic factor analysis. Journal of Empirical Finance, 16(2), 188-200.

Clements, M. P., Franses, P. H., & Swanson, N. R. (2004). Forecasting economic and financial time-series with non-linear models. International Journal of Forecasting, 20(2), 169-183.

Cochran, P. L. & Wood, R. A. (1984). Corporate social responsibility and financial performance."Academy of Management Journal, 27 (1): 42-56.

Coşkun, A. (2006). Büyük Sanayi İşletmelerinde Kurumsal Performans Ölçüm Ve Yönetim Uygulamaları. Muhasebe Ve Denetime Bakış Dergisi, 6(19), 119-136.

Cross, K., & Lynch, R. (1992). For good Measure. CMA Magazine, 66(3), 20-34.

da S Gomes, G. S., Ludermir, T. B., & Lima, L. M. (2011). Comparison of new activation functions in neural network for forecasting financial time series. Neural Computing and Applications, 20(3), 417-439.

Dana-Codruta, D. D., & Marioara, P. (2014). Consideration regarding the Improvement of the Financial Crisis Forecasting Models for Enterprises in Emerging Countries. Ovidius University Annals, Series Economic Sciences, Volume XIV Issue, 296.

Danilov, V. Y., Gozhyj, O. P., Kalinina, I. O., Belas, A. O., Bidyuk, P. I., & Jirov, O. L. (2020). Adaptive forecasting and financial risk estimation. System research and information technologies, (1), 34-53.

Dastranj MR, Ebrahimi E, Changizi N, Sameni E (2011) Control DC motorspeed with adaptive neuro-fuzzy control (ANFIS). Aust J Basic Appl Sci 5:1499–1504.

De Silva, A. M., Davis, R. I., Pasha, S. A., & Leong, P. H. (2017). Forecasting Financial Time Series with Grammar-Guided Feature Generation. Computational Intelligence, 33(2), 241-261.

Degiannakis, S., & Filis, G. (2018). Forecasting oil prices: High-frequency financial data are indeed useful. Energy Economics, 76, 388-402.

Ding, D., Pan, Z., Cuiuri, D., & Li, H. (2015). Wire-feed additive manufacturing of metal components: technologies, developments and future interests. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 81(1), 465-481.

Ding, Y., Song, X., & Zen, Y. (2008). Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine. Expert Systems with Applications, 34(4), 3081-3089.

Dinh, D. V., Powell, R. J., & Vo, D. H. (2021). Forecasting corporate financial distress in the Southeast Asian countries: A market-based approach. Journal of Asian Economics, 74, 101293.

Dixon, H., Easaw, J., & Heravi, S. (2020). Forecasting inflation gap persistence: Do financial sector professionals differ from nonfinancial sector ones?. International Journal of Finance & Economics, 25(3), 461-474.

Dong, R., Fisman, R., Wang, Y., & Xu, N. (2021). Air pollution, affect, and forecasting bias: Evidence from Chinese financial analysts. Journal of Financial Economics, 139(3), 971-984.

Drakos, A. A., Kouretas, G. P., & Zarangas, L. P. (2010). Forecasting financial volatility of the Athens stock exchange daily returns: an application of the asymmetric normal mixture GARCH model. International Journal of Finance & Economics, 15(4), 331-350.

Du Jardin, P., & Séverin, E. (2011). Predicting corporate bankruptcy using a self-organizing map: An empirical study to improve the forecasting horizon of a financial failure model. Decision Support Systems, 51(3), 701-711.

Du Jardin, P., & Séverin, E. (2012). Forecasting financial failure using a Kohonen map: A comparative study to improve model stability over time. European Journal of Operational Research, 221(2), 378-396.

Duarte, D. L., & de Moraes Barboza, F. L. (2020). Forecasting Financial Distress With Machine Learning–A Review. Future Studies Research Journal: Trends and Strategies, 12(3), 528-574.

Dyer-Witheford, N., & de Peuter, G. (2021). Postscript: Gaming While Empire Burns. Games and Culture, 16(3), 371–380. https://doi.org/10.1177/1555412020954998

Dziamulych, M., Moskovchuk, A., Vavdiiuk, N., Kovalchuk, N., Kulynych, M., & Naumenko, N. (2021). Analysis and economic-mathematical modeling in the process of forecasting the financial capacity of milk processing enterprises of the agriculture sector: a case study of Volyn region, Ukraine.. Scientific Papers Series "Management, Economic Engineering in Agriculture and Rural Development, 21(1), 259-272.

Ediger, V. S., & Akar, S. (2007). ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey. Energy Policy, 35(3), 1701–1708.

Elahi, B. (2020). Is AI in Healthcare Doomed, or Destined for Greatness?. Journal of System Safety, 55(3), 23–27. https://doi.org/10.56094/jss.v55i3.38

Epstein, M., & Manzoni, J. (1997, August). The Balanced Scorecard and the Tableau de bord: Translating Strategy İnto Action. Management Accounting, 28-36.

Er, M. B., Işık, İ. (2021). LSTM tabanlı derin ağlar kullanılarak diyabet hastalığı tahmini. Türk Doğa ve Fen Dergisi, 10(1), 68-74.

Ertuğrul, Ö. F., & Tağluk, M. E. (2018). Forecasting financial indicators by generalized behavioral learning method. Soft Computing, 22(24), 8259-8272.

Eyben F., Wollmer M., Schuller B., Graves A., 2009. From Speech to Letters Using a Novel Neural Network Architecture for Grapheme Based ASR. in Automatic Speech Recognition & Understanding (ASRU). IEEE Workshop on. IEEE: 376-380.

Fang H (2012) Adaptive neurofuzzy inference system in the application of the financial crisis forecast. Int J Innov Manag Technol 3:250.

Fay, D. and Frese, M. (2001), The concept of personal initiative: an overview of validity studies, Human Performance, Vol. 14 No. 1, pp. 97-124

Feng, Y., & Zhou, C. (2015). Forecasting financial market activity using a semiparametric fractionally integrated Log-ACD. International Journal of Forecasting, 31(2), 349-363.

Forni, M., Hallin, M., Lippi, M., & Reichlin, L. (2003). Do financial variables help forecasting inflation and real activity in the euro area?. Journal of Monetary Economics, 50(6), 1243-1255.

Frenda, A., Scippacercola, S., & D'Ambra, L. (2012). Financial and Real Latent factors in Forecasting Economic Time Series. Electronic Journal of Applied Statistical Analysis, 5(3), 445-451.

Fryzlewicz, P. (2005). Modelling and forecasting financial log-returns as locally stationary wavelet processes. Journal of Applied Statistics, 32(5), 503.

Gemici, E., Ardıçlıoğlu, M., & Kocabaş, F. (2013). Akarsularda Debinin Yapay Zekâ Yöntemleri ile Modellenmesi. Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 29(2), 135-143.

Gerlach, R. H., Chen, C. W., & Chan, N. Y. (2011). Bayesian time-varying quantile forecasting for value-at-risk in financial markets. Journal of Business & Economic Statistics, 29(4), 481-492.

Gerlach, R., Chen, C.W.S. (2017). Semi-parametric expected shortfall forecasting in financial markets. Journal of Statistical Computation & Simulation, 1–23. doi:10.1080/00949655.2016.1246549

Gers F.A., Schmidhuber J., Cummins F., (2000). Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM. Neural Computation 12(10): 2451-2471.

Ghalayani , A. M., & Noble, J. S. (1996). Tha Cahnging Basis of Performance Measurement. International Journal of Operations & Production Management, 16(8), 63-80.

Giebel, S., & Rainer, M. (2013). Neural network calibrated stochastic processes: forecasting financial assets. Central European Journal of Operations Research, 21(2), 277-293.

Gordon R. Richards (2004). A fractal forecasting model for financial time series. Journal of Forecasting, 23(8), 586–601. doi:10.1002/for.927

Graves A., Jaitly N., Mohamed A., 2013. Hybrid Speech Recognition with Deep Bidirectional LSTM. IEEE Workshop on In Automatic Speech Recognition and Understanding (ASRU). pp. 273-278.

Graves A., Liwicki M., Fernandez S., Bertolami R., Bunke H., Schmidhuber J., 2009. A Novel Connectionist System for Improved Unconstrained Handwriting Recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 31(5).

Greenman, C. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on the accounting profession. Journal of Research in Business, Economics and Management, 8(3), 1451.

Griffin, M., Neal, A., & Parker, S. (2007). A New Model of Work Role Performance: Positive Behavior in Uncertain and Interdependent Contexts. Academy of Managemenet journal(50), 324-347.

Gruevski, I., & Gaber, S. (2021). Basic Time Series Models in Financial Forecasting. Journal of economics, 6(1), 76-89.

Guo, Z., Wang, H., Liu, Q., & Yang, J. (2014). A feature fusion based forecasting model for financial time series. PloS one, 9(6), e101113.

Gupta, D., Pratama, M., Ma, Z., Li, J., & Prasad, M. (2019). Financial time series forecasting using twin support vector regression. PloS one, 14(3), e0211402.

Guţă, A. J. (2015). The incomes and expenditures budget–the main tool for forecasting and pursuit the equilibrated financial standing of the company. Annals of the University of Petroşani. Economics, 15, 45-52.

Güleryüz, D. & Özden, E. (2020). The prediction of brent crude oil trend using LSTM and facebook Prophet. Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, (20), 1-9. DOI: 10.31590/ejosat.759302

Hacırüstemoğlu, R., Şakrak, M., & Demir, V. (2002). Etkin Performans Ölçüm Aracı (EVA) (Ekonomik Katma Değer-Ekonomik Kâr Yaklaşımı). Mali Çözüm (59, Nisan-Mayıs-Haziran).

Hadavandi, E., Shavandi, H., Ghanbari, A., (2010). Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting. Knowl.-Based Syst. 23 (8), 800–808.

Hajek, P., Olej, V., & Myskova, R. (2014). Forecasting corporate financial performance using sentiment in annual reports for stakeholders' decision-making. Technological and Economic Development of Economy, 20(4), 721-738.

Hasan, S. (2018). Performance Measurement: How Far it Has Traveled and Whereis it Headed. International Journal of Economics, Commerce and Management, 6(4), 238-251.

Hauser, M. A., & Kunst, R. M. (2001). Forecasting high-frequency financial data with the ARFIMA–ARCH model. Journal of Forecasting, 20(7), 501-518.

Hautsch, N., Schaumburg, J., & Schienle, M. (2014). Forecasting systemic impact in financial networks. International Journal of Forecasting, 30(3), 781-794.

Hochreiter S., Schmidhuber J. (1997). Long Short-Term Memory. Neural Computation 9(8):1735-1780.

Hochreiter, S. (1998). The vanishing gradient problem during learning recurrent neural nets and problem solutions. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 6(02), 107-116.

Hope, O. K. (2004). Variations in the financial reporting environment and earnings forecasting. Journal of International Financial Management & Accounting, 15(1), 21-43.

Horvitz, E. J., Breese, J. S., & Henrion, M. (1988). Decision theory in expert systems and artificial intelligence. International journal of approximate reasoning, 2(3), 247-302.

Hosking, J. R. M. (2016). Discussion of'Dynamic dependence networks: financial time series forecasting and portfolio decisions'. Applied Stochastic Models in Business and Industry, 32(3), 333-333.

Hossain, A., & Nasser, M. (2011). Comparison of the finite mixture of ARMA-GARCH, back propagation neural networks and support-vector machines in forecasting financial returns. Journal of Applied Statistics, 38(3), 533-551.

Hsu, M. W., Lessmann, S., Sung, M. C., Ma, T., & Johnson, J. E. (2016). Bridging the divide in financial market forecasting: machine learners vs. financial economists. Expert Systems with Applications, 61, 215-234.

Huang, C. F., & Li, H. C. (2017). An evolutionary method for financial forecasting in microscopic high-speed trading environment. Computational Intelligence and Neuroscience, 2017.

Huang, S. C. (2011). Integrating spectral clustering with wavelet based kernel partial least square regressions for financial modeling and forecasting. Applied mathematics and computation, 217(15), 6755-6764.

Huang, S. C., & Wu, T. K. (2010). Integrating recurrent SOM with wavelet-based kernel partial least square regressions for financial forecasting. Expert Systems with Applications, 37(8), 5698-5705.

Huang, W., Nakamori, Y., Wang, S.-Y., 2005. Forecasting stock market movement direction with support vector machine. Comput. Oper. Res. 32 (10), 2513–2522.

Huang, Y., Gao, Y., Gan, Y., & Ye, M. (2021). A new financial data forecasting model using genetic algorithm and long short-term memory network. Neurocomputing, 425, 207-218.

Huck N., 2009. Pairs Selection and Outranking: An Application to the S&P 100 Index. European Journal of Operational Research 196(2): 819-825.

Ibarra, R., & Gomez-Zamudio, L. M. (2017). Are Daily Financial Data Useful for Forecasting GDP? Evidence from Mexico. EconomÃa Journal, 17(Spring 2017), 173-203.

Imam, N., Cleland, T.A. (2020) Rapid online learning and robust recall in a neuromorphic olfactory circuit. Nat Mach Intell 2, 181–191. https://doi.org/10.1038/s42256-020-0159-4

Instefjord, N. (2006). Forecasting risk, informed speculation, and financial innovation. Journal of Financial Intermediation, 15(1), 67-85.

Jabeur, S. B., & Fahmi, Y. (2018). Forecasting financial distress for French firms: a comparative study. Empirical Economics, 54(3), 1173-1186.

Jańczuk, L. (2015). The perennial financial forecasting as a tool for predicting performance-based budgeting. Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu, (394), 18-26.

Jang, J.-S. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions On Systems, Man and Cybernetics, 23(3), 665-685.

Jiang, H., & Wang, Z. (2010). GMRVVm–SVR model for financial time series forecasting. Expert Systems with Applications, 37(12), 7813-7818.

Jin, S., Su, L., & Ullah, A. (2014). Robustify financial time series forecasting with bagging. Econometric Reviews, 33(5-6), 575-605.

Johnson, S. G., & Tuckett, D. (2022). Narrative expectations in financial forecasting. Journal of Behavioral Decision Making, 35(1), doi:10.1002/bdm.2245

Joshi K., Bharathi H.N., Rao J. 2013. Stock Trend Prediction using News Sentiment Analysis. https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1607/1607.01958.pdf

Junttila, J. (2007). Forecasting the macroeconomy with contemporaneous financial market information: Europe and the United States. Review of Financial Economics, 16(2), 149-175.

Junttila, J., & Korhonen, M. (2011). Utilizing financial market information in forecasting real growth, inflation and real exchange rate. International Review of Economics & Finance, 20(2), 281-301.

Kairys Jr, J. P. (2004). The Mathematical Approach in Financial Forecasting. Management of Organizations: Systematic Research, (29).

Kampouridis, M., & Otero, F. E. (2017). Heuristic procedures for improving the predictability of a genetic programming financial forecasting algorithm. Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies & Applications, 21(2), 295-310.

Kampouridis, M., Alsheddy, A., & Tsang, E. (2013). On the investigation of hyper-heuristics on a financial forecasting problem. Annals of Mathematics and Artificial Intelligence, 68(4), 225-246.

Kaplan, R., & Norton, D. (1992). The Balanced Scorecard - Measures that Drive Performance. Harvard Bus, ness Rewiev, January-February:71-79.

Karaçor, Z., & Alptekin, V. (2006). Finansal krizlerin önceden tahmin yoluyla değerlendirilmesi: Türkiye örneği. Yönetim ve ekonomi dergisi, 13(2), 237-256.

Karadeniz, E., Öcek, C. (2020). Finansal Başarısızlık Tahmin Modellerinin Geçerliliğinin Analizi: Thomas Cook Örneği. Seyahat ve Otel İşletmeciliği Dergisi, 17(3), 394-406.

Kâranasos, M., Yfanti, S., & Christopoulos, A. (2021). The long memory HEAVY process: modeling and forecasting financial volatility. Annals of Operations Research, 306(1), 111-130.

Kârathanasopoulos, A., & Osman, M. (2019). Forecasting the Dubai financial market with a combination of momentum effect with a deep belief network. Journal of Forecasting, 38(4), 346-353.

Kârlov, D. N., Zueva, V. N., Trukhan, D. A., & Belykh, A. A. (2019). Application of high-speed algorithms for training neural networks for forecasting financial

markets. BRAIN: Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience, 10(3), 61-66.

Kauko, K., & Palmroos, P. (2014). The Delphi method in forecasting financial markets—An experimental study. International Journal of Forecasting, 30(2), 313-327.

Kay, J. (2012). AI and education: Grand challenges. IEEE Intelligent Systems, 27(5), 66–69.

Kendall, L. K., & Arellano, F. (2019). Incorporating price elasticity in financial forecasting models: From theory to practice and implementation. Journal of Education for Business, 94(4), 217-227.

Kenward, L. R. (2016). The macro forecasting record of the indonesian financial authorities, 2004–15. Bulletin of Indonesian Economic Studies, 52(3), 321-342.

Kesh, S., & Raja, M. K. (2005). Development of a qualitative reasoning model for financial forecasting. Information management & computer security.

Khademolqorani, S., Hamadani, A. Z., & Rafiei, F. M. (2015). A Hybrid Analysis Approach to Improve Financial Distress Forecasting: Empirical Evidence from Iran. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 1-9.

Khan, M. N. (2018). Forecasting Uncertainty and Risk of Financial Development in Pakistan: Fan Chart Approach. South Asian Journal of Management, 12(2), 156-172.

Khashei, M., & Bijari, M. (2014). Fuzzy artificial neural network (p, d, q) model for incomplete financial time series forecasting. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 26(2), 831-845.

Khemchandani, R., & Chandra, S. (2009). Regularized least squares fuzzy support vector regression for financial time series forecasting. Expert Systems with Applications, 36(1), 132-138.

Kılcı, E. N. (2021). COVID-19 Salgını Döneminde Türkiye Finansal Piyasalarındaki Değişimlerin Tahmin Edilmesinde Volatilite Endeksinin Rolünün Analizi. Mali Çözüm, 31(165).

Kim, A., Yang, Y., Lessmann, S., Ma, T., Sung, M. C., & Johnson, J. E. (2020). Can deep learning predict risky retail investors? A case study in financial risk behavior forecasting. European Journal of Operational Research, 283(1), 217-234.

Kim, H., & Shi, W. (2021). Forecasting financial vulnerability in the USA: A factor model approach. Journal of Forecasting, 40(3), 439-457.

Kim, H., Shi, W., & Kim, H. H. (2020). Forecasting financial stress indices in Korea: a factor model approach. Empirical Economics, 59(6), 2859-2898.

Kim, K. J. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. Neurocomputing, 55(1-2), 307-319.

Kim, K. J. (2006). Artificial neural networks with evolutionary instance selection for financial forecasting. Expert Systems with Applications, 30(3), 519-526.

Kodogiannis, V., & Lolis, A. (2002). Forecasting financial time series using neural network and fuzzy system-based techniques. Neural computing & applications, 11(2), 90-102.

Kolasa, M., & Rubaszek, M. (2015). Forecasting using DSGE models with financial frictions. International Journal of Forecasting, 31(1), 1-19.

Konchitchki, Y., & Patatoukas, P. N. (2014). Taking the pulse of the real economy using financial statement analysis: Implications for macro forecasting and stock valuation. The Accounting Review, 89(2), 669-694.

Korol, T. (2021). Examining Statistical Methods in Forecasting Financial Energy of Households in Poland and Taiwan. Energies, 14(7), 1821.

Köse, E., Gülal, Ö. S., & Seçme, G. (2021). BİST sürdürülebilirlik endeksine alternatif bir yaklaşım: Finansal göstergeler ile bir tahmin. Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi, 12(30), 520-531.

Krylov, S. (2018). Target financial forecasting as an instrument to improve company financial health. Cogent Business & Management, 5(1), 1540074.

Kulalı İ. (2016). Altman Z-Score Modelinin BIST Şirketlerinin Finansal Başarısızlık Riskinin Tahmin Edilmesinde Uygulanması. Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi, 12(27), 283-292.

Kulalı, İ. (2014). Muhasebe Temelli Tahmin Modelleri Işığında, Finansal Sıkıntı ve İflasın Karşılaştırılması. Sosyoekonomi, 22(22).

Kuosmanen, P., & Vataja, J. (2014). Forecasting GDP growth with financial market data in Finland: Revisiting stylized facts in a small open economy during the financial crisis. Review of Financial Economics, 23(2), 90-97.

Kuosmanen, P., & Vataja, J. (2017). The return of financial variables in forecasting GDP growth in the G-7. Economic Change and Restructuring, 50(3), 259-277.

Kuosmanen, P., & Vataja, J. (2019). Time-varying predictive content of financial variables in forecasting GDP growth in the G-7 countries. The Quarterly Review of Economics and Finance, 71, 211-222.

Kuske, K., & Zander, L. (2005). History of Business Performance Measurement. Encyclopedia of Social Measurement, 2, 227-232.

Kuwaiti, M. E. (2004). Performance Measurement Process: Definition and Ownership. International Journal of Operations & Production Management, 24(1), 55-78.

Kuzu, Y. E., & Selçuk, A. (2022). Estimating the macroeconomic ındicators using ARIMA and ANFIS methods. Recent Advances in Science and Engineering 1(2): 6-17 DOI: 10.14744/rase.2022.0002

Lahmiri, S. (2016). A variational mode decompoisition approach for analysis and forecasting of economic and financial time series. Expert Systems with Applications, 55, 268-273.

Lai, R. K., Fan, C. Y., Huang, W. H., & Chang, P. C. (2009). Evolving and clustering fuzzy decision tree for financial time series data forecasting. Expert Systems with Applications, 36(2), 3761-3773.

Lam, M. (2004). Neural network techniques for financial performance prediction: integrating fundamental and technical analysis. Decision support systems, 37(4), 567-581.

Lapide, L. (2011). Forecasting Lessons from the Financial Meltdown. Journal of Business Forecasting, Vol. 30 Issue 2, p18-20. 3p.

Laws, J., & Sermpinis, G. (2018). Special Issue of Quantitative Finance on the '23rd Forecasting Financial Markets Conference'. Quantitative Finance, 18(5), 723-724.

Lee, M.-C., 2009. Using support vector machine with a hybrid feature selection method to the stock trend prediction. Expert Syst. Appl. 36 (8), 10896–10904.

Lee, Y.-S., Tong, L.-I., 2011. Forecasting time series using a methodology based on autoregressive integrated moving average and genetic programming. Knowl.-Based Syst. 24 (1), 66–72.

Leung, T., & Zhao, T. (2021). Financial time series analysis and forecasting with Hilbert–Huang transform feature generation and machine learning. Applied Stochastic Models in Business and Industry, 37(6), 993-1016.

Li H, Guo C, Yang S, Jin H et al (2006) Hybrid model of WT and ANFIS and its application on time series prediction of ship roll motion. In: IEEE IMACS multiconference on computational engineering in systems applications, vol 1. IEEE, Beijing, pp 333–337.

Li, J., Shi, Z., & Li, X. (2006). Genetic programming with wavelet-based indicators for financial forecasting. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 28(3), 285-297.

Li, S. T., & Kuo, S. C. (2008). Knowledge discovery in financial investment for forecasting and trading strategy through wavelet-based SOM networks. Expert Systems with applications, 34(2), 935-951.

Li, W., Luo, Y., Zhu, Q., Liu, J., & Le, J. (2008). Applications of AR-GRNN model for financial time series forecasting. Neural Computing and Applications, 17(5), 441-448.

Li, Z., Han, J., & Song, Y. (2020). On the forecasting of high-frequency financial time series based on ARIMA model improved by deep learning. Journal of Forecasting, 39(7), 1081-1097.

Lin, A., Shang, P., Feng, G., & Zhong, B. (2012). Application of empirical mode decomposition combined with k-nearest neighbors approach in financial time series forecasting. Fluctuation and Noise Letters, 11(02), 1250018.

Lin, G., Lin, A., & Cao, J. (2021). Multidimensional KNN algorithm based on EEMD and complexity measures in financial time series forecasting. Expert Systems with Applications, 168, 114443.

Lin, P. & Chen, J. (2007). FuzzyTree crossover for multi-valued stock valuation. Information Sciences, 2007. 177(5): p. 1193-1203.

Lin, S. L., & Huang, H. W. (2020). Improving deep learning for forecasting accuracy in financial data. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2020.

Liutvinavičius, M., Zubova, J., & Sakalauskas, V. (2017). Behavioural economics approach: Using investors sentiment indicator for financial markets forecasting. Baltic Journal of Modern Computing, 5(3), 275.

Lu, C. J., Lee, T. S., & Chiu, C. C. (2009). Financial time series forecasting using independent component analysis and support vector regression. Decision support systems, 47(2), 115-125.

Luo, J., & Chen, L. (2020). Modeling and Forecasting the Multivariate Realized Volatility of Financial Markets with Time-Varying Sparsity. Emerging Markets Finance and Trade, 56(2), 392-408.

Luo, Z., Guo, W., Liu, Q., & Zhang, Z. (2021). A hybrid model for financial time-series forecasting based on mixed methodologies. Expert Systems, 38(2), e12633.

Ma, Z., Ma, J., Miao, Y., Choo, K. K. R., Liu, X., Wang, X., & Yang, T. (2020). PMKT: Privacy-preserving Multi-party Knowledge Transfer for financial market forecasting. Future Generation Computer Systems, 106, 545-558.

"Magenreuter, Reinhard. (2016).

Forecasting of time-series for financial markets. Magenreuter. Mathematics and Informatics, Volume 59, Number 5. "

Malone, D. (1993). Expert Systems, Artificial Intelligence, and Accounting, Journal of Education for Business, 68:4, 222-226, DOI: 10.1080/08832323.1993.10117617

Maris, K., Pantou, G., Nikolopoulos, K., Pagourtzi, E., & Assimakopoulos, V. (2004). A study of financial volatility forecasting techniques in the FTSE/ASE 20 index. Applied Economics Letters, 11(7), 453-457.

Mbambo, M. A., Odunayo, M. O., & Ngiba, B. T. (2021). Forecasting and financial statement adjustment; The case of retail stores in KwaZulu-Natal, South Africa. African Journal of Business and Economic Research, 16(1), 309.

McAdam, P., & Warne, A. (2019). Euro area real-time density forecasting with financial or labor market frictions. International Journal of Forecasting, 35(2), 580-600.

McGuire, J. B., Sundgren, A., and Schneeweis, T. (1988). Corporate social responsibility and firm financial performance. Academy of Management Journal, 31 (4): 854- 872.

Miller, P., & O'Leary, T. (1987). Accounting and the construction of the governable person. Accounting, Organizations and Society, 12(3), 235-265.

Mintz, Y. & Brodie, R. (2019). Introduction to artificial intelligence in medicine, Minimally Invasive Therapy & Allied Technologies, Apr;28(2):73-81. DOI: 10.1080/13645706.2019.1575882

Mirjalili, S. (2019). Genetic Algorithm. In: Evolutionary Algorithms and Neural Networks. Studies in Computational Intelligence, vol 780. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-93025-1_4

Mishlove, J. (2013). The Future of Financial Market Forecasting: Five Trends Worth Watching. Foresight: The International Journal of Applied Forecasting, (31), 21-27.

Mistepe, M. (1998). Orman Ürünleri Sanayinde ORÜS A.Ş'nin Performans Göstergeleri. Verimlilik Dergisi, MPM Yayınları, 10(9).

Mo, H., Wang, J., & Niu, H. (2016). Exponent back propagation neural network forecasting for financial cross-correlation relationship. Expert Systems with applications, 53, 106-116.

Morana, C. (2017). The US Dollar/Euro Exchange Rate: Structural Modeling and Forecasting During the Recent Financial Crises. Journal of Forecasting, 36(8), 919-935.

Morris, V.C. (2011). Measuring and forecasting financial stability: the composition of an aggregate financial stability index for Jamaica. Journal of Business, Finance & Economics in Emerging Economies , Vol. 6 Issue 2, p34-57. 18p.

Moynihan, G., Jain, V., McLeod, R., & Fonseca, D. (2006). An expert system for financial ratio analysis. International Journal of Financial Services Management, 1(2/3), 141-154.

Murphy, J., Hofacker, C., & Gretzel, U. (2017). Dawning of the Age of Robots in Hospitality and Tourism: Challenges for Teaching and Research. European Journal of Tourism Research, 15, 104–111. https://doi.org/10.54055/ejtr.v15i.265

Muzır, E., & Çağlar, N. (2009). The accuracy of financial distress prediction models in Turkey: A comparative investigation with simple model proposals. Anadolu University Journal of Social Sciences Cilt/Vol.: 9 - Sayı/No: 2: 15–48.

Neely, A., Gregory, M., & Platts, K. (2005). Performance measurement system design: A literature review and research agenda. International Journal of Operations & Production Management, 25, 1228-1263.

Neftci, S. N. (2007). Why financial markets do not use econometric forecasting: Foreign exchange exotics, central banks and position taking. The Manchester School, 75, 1-20.

Nicholas, J., Holt, G. D., & Mihsein, M. (2000). Forecasting construction materials suppliers' financial turnover. Engineering, Construction and Architectural Management.

Niemira, M. P., & Saaty, T. L. (2004). An analytic network process model for financial-crisis forecasting. International journal of forecasting, 20(4), 573-587.

Niu, T., Wang, J., Lu, H., Yang, W., & Du, P. (2020). Developing a deep learning framework with two-stage feature selection for multivariate financial time series forecasting. Expert Systems with Applications, 148, 113237.

Nonejad, N. (2017). Forecasting aggregate stock market volatility using financial and macroeconomic predictors: Which models forecast best, when and why?. Journal of Empirical Finance, 42, 131-154.

Nyberg, H. (2010). Dynamic probit models and financial variables in recession forecasting. Journal of Forecasting, 29(1-2), 215-230.

Oh, K.J. and Kim, K. J. (2002). Piecewise Nonlinear Model for Financial Time Series Forecasting with Artificial Neural Networks. 175 – 185.

Osadchiy, N., Gaur, V., & Seshadri, S. (2013). Sales forecasting with financial indicators and experts' input. Production and Operations Management, 22(5), 1056-1076.

Oxley, L. (2002). Earthquakes and Volcanoes: The International Conference on Modelling and Forecasting Financial Volatility, Perth Australia, 7–9 September 2001. Journal of Economic Surveys, 16(2), 227-235.

Özbirecikli, M., & Ölçer, F. (2002). Strateji Odaklı Performans Ölçümü: Balanced Scorecard-BSC. İ.Ü İşletme Fakültesi Dergisi, 31(2), 1-18.

Öztunç, H., Serin, V., & Kılıç, I. (2013). Forecasting of financial crises: An empirical model for Turkey. Journal of Economic and Social Research, 15(2), 23.

Paientko, T. V., & Veresubova, T. A. (2016). Forecasting medium term output financial flows of insurance companies in the republic of belarus. Practical Science Edition" Independent Auditor", 3(17).

Paientko, T., & Proskura, K. (2017). Tax Forecasting as Part of a Macro Financial Controlling System-the Case of Ukraine. Zeszyty Teoretyczne Rachunkowości, 93(149), 149-162.

Panigrahi, S., Zainuddin, Y., & Azizan, N. (2014). Investigating key determinants for the success of knowledge management system (KMS) in higher learning institutions of Malaysia using structural equation modeling. The International Journal Of Humanities & Social Studies (IJHSS), 2(6), 202-209.

Park, S. H., Lee, J. H., & Lee, H. C. (2011). Trend forecasting of financial time series using PIPs detection and continuous HMM. Intelligent Data Analysis, 15(5), 779-799.

Parker, C. (2000). Performance Measurement. Work Study, MCB University Press, 49(2), 63-66.

Passalis, N., Tefas, A., Kanniainen, J., Gabbouj, M., & Iosifidis, A. (2020). Temporal logistic neural bag-of-features for financial time series forecasting leveraging limit order book data. Pattern Recognition Letters, 136, 183-189.

Patil S, Mandal S, Hegde A, Alavandar S (2011) Neuro-fuzzy based approach for wave transmission prediction of horizontally interlaced multilayer moored floating pipe breakwater. Ocean Eng 38:186–196.

Peek, E. (2005). The influence of accounting changes on financial analysts' forecast accuracy and forecasting superiority: Evidence from the Netherlands. European Accounting Review, 14(2), 261-295.

Pemberton, B. (2019). Crystal Balls and Cooling Ponds: An Insight into Financial Forecasting and Funding Problems of the Nuclear Legacy. Public Organization Review, 19(3), 407-422.

Penman, S. H. (2010). Financial forecasting, risk and valuation: Accounting for the future. Abacus, 46(2), 211-228.

Perveen, G., Rizwan, M., & Goel, N. (2019). An ANFIS-based model for solar energy forecasting and its smart grid application. Engineering Reports, 1(5), e12070.

Pesaran, M. H., Schuermann, T., & Smith, L. V. (2009). Forecasting economic and financial variables with global variables. International journal of forecasting, 25(4), 642-675.

Pető, D., & Rózsa, A. (2015). Financial future prospect investigation using bankruptcy forecasting models in Hungarian meat processing industry. Annals of the University of Oradea Economic Science Series, 24(1), 801-809.

Petrelli, D., & Cesarini, F. (2021). Artificial intelligence methods applied to financial assets price forecasting in trading contexts with low (intraday) and very low (high-frequency) time frames. Strategic Change, 30(3), 247-256.

Petropoulos, A., Siakoulis, V., Stavroulakis, E., Lazaris, P., & Vlachogiannakis, N. (2021). Employing Google trends and deep learning in forecasting financial market turbulence. Journal of Behavioral Finance, 23(3), 353-365.

Phutela, N., Bakshi, A., & Gupta, S. (2020). Forecasting the Stability of COVID-19 on Indian Dataset with Prophet Logistic Growth Model. Resarch Square. DOI:10.21203/rs.3.rs-32472/v1.

Pinkowski, J. (2004). Institutional Arrangements and State and Local Financial Forecasting. International Journal of Public Administration, 27(8-9), 547-556.

Plakandaras, V., Gogas, P., & Papadimitriou, T. (2019). The Effects of Geopolitical Uncertainty in Forecasting Financial Markets: A Machine Learning Approach. Algorithms, 12(1).

Podsiadlo, M., & Rybinski, H. (2016). Financial time series forecasting using rough sets with time-weighted rule voting. Expert Systems with Applications, 66, 219-233.

Poltorak, A., Potryvaieva, N., Kuzoma, V., Volosyuk, Y., & Bobrovska, N. (2021). Development of doctrinal model for state financial security management and forecasting its level. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5(13), 113.

Pooi, A. H., Ng, K. H., & Soo, H. C. (2016). Modelling and forecasting with financial duration data using non-linear model. Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research, 50(2), 79-92.

Poon, S. H., & Granger, C. W. (2003). Forecasting volatility in financial markets: A review. Journal of economic literature, 41(2), 478-539.

Racicot, F. É., Théoret, R., & Coën, A. (2007). Forecasting uhf financial data: Realized volatility versus UHF-GARCH models. International Advances in Economic Research, 13(2), 243-244.

Racicot, F. É., Théoret, R., & Coën, A. (2008). Forecasting irregularly spaced UHF financial data: Realized volatility vs UHF-GARCH models. International Advances in Economic Research, 14(1), 112-124.

Ramnath, S., Rock, S., & Shane, P. (2008). The financial analyst forecasting literature: A taxonomy with suggestions for further research. International Journal of Forecasting, 24(1), 34-75.

Risi, S., & Preuss, M. (2020). From Chess and Atari to StarCraft and Beyond: How Game AI is Driving the World of AI. KI - Künstliche Intelligenz, 34, 7-17. DOI: 10.1007/s13218-020-00647-w

Roberts, G. B., & Heriot, K. C. (2014). Forecasting Demand: Sensitivity Analysis of Financial Assumptions Using MS Excel. Atlantic Marketing Journal, 3(3), 5.

Robinson A.J., Cook G.D., Ellis D.P.W., Fosler-Lussier E., Renals S.J., Williams D.A.G., 2002. Connectionist Speech Recognition of Broadcast News. Speech Communications. 37(1-2): 27-45

Roondiwala M. Patel H., Varma S., 2017. Predicting Stock Prices Using LSTM. International Journal of Science and Research (IJSR) 6(4).

Rostan, P., & Rostan, A. (2018). The versatility of spectrum analysis for forecasting financial time series. Journal of Forecasting, 37(3), 327-339.

Salisu, A. A., Gupta, R., & Ogbonna, A. E. (2021). Point and density forecasting of macroeconomic and financial uncertainties of the USA. Journal of Forecasting, 40(4), 700-707.

Sarıözkan, S. (2019). Türkiye'de Süt Sığırcılığı İşletmelerinde Mastitis Nedeniyle Oluşan Finansal Kayıpların Tahmin Edilmesi. Harran Üniversitesi Veteriner Fakültesi Dergisi, 8(2), 147-151.

Satchell, S. E., & Williams, O. J. (2015). On the difficulty of measuring forecasting skill in financial markets. Journal of Forecasting, 34(2), 92-113.

Schmidhuber J., 2015. Deep learning in neural networks: An overview. Neural Networks 61: 85-117. DOI: 10.1016/j.neunet.2014.09.003.

Schwaab, B., Koopman, S. J., & Lucas, A. (2014). Nowcasting and forecasting global financial sector stress and credit market dislocation. International Journal of Forecasting, 30(3), 741-758.

Sevli, O. & Başer Gülsoy, V. G. (2020). Covid-19 Salgınına Yönelik Zaman Serisi Verileri ile Prophet Model Kullanarak Makine Öğrenmesi Temelli Vaka Tahminlemesi . Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi , (19) , 827-835 . Retrieved from https://dergipark.org.tr/tr/pub/ejosat/issue/54511/766623

Shatashvili, A. D., Didmanidze, I. S., Kakhiani, G. A., & Fomina, T. A. (2020). A method of preliminary forecasting of time series of financial data. Cybernetics and Systems Analysis, 56(2), 296-302.

Shmueli, G. (2010). To explain or to predict?. Statistical science, 25(3), 289-310.

Shmueli, G., & Koppius, O. R. (2011). Predictive analytics in information systems research. MIS quarterly, 553-572.

Šindelář, J. (2019). Sales forecasting in financial distribution: a comparison of quantitative forecasting methods. Journal of Financial Services Marketing, 24(3), 69-80.

Škâre, M., & Porada-Rochoń, M. (2020). Forecasting financial cycles: can big data help?. Technological and Economic Development of Economy, 26(5), 974-988.

Sridharan, S. A. (2015). Volatility forecasting using financial statement information. The Accounting Review, 90(5), 2079-2106.

Stephen, S. A. K., & Apilado, V. P. (2012). Financial Analysts' Forecasting Performance Post Sarbanes-Oxley. Journal of Accounting and Finance, 12(2), 80-93.

Strozzi, F., & Zaldivar, J. M. (2005). Non-linear forecasting in high-frequency financial time series. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 353, 463-479.

Subashini, A., Sandhiya, K., Saranya, S., and Harsha, U. (2019). Forecasting website traffic using prophet time series model. International Research Journal of Multidisciplinary Technovation 1 (1):56–63.

Sun, J. (2012). Integration of random sample selection, support vector machines and ensembles for financial risk forecasting with an empirical analysis on the necessity of feature selection. Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 19(4), 229-246.

Sun, S., & Ertz, M. (2021). Dynamic evolution of ride-hailing platforms from a systemic perspective: Forecasting financial sustainability. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 125, 103003.

Sun, Y. F., Liang, Y. C., Zhang, W. L., Lee, H. P., Lin, W. Z., & Cao, L. J. (2005). Optimal partition algorithm of the RBF neural network and its application to financial time series forecasting. Neural Computing & Applications, 14(1), 36-44.

Sung, M. C., & Lessmann, S. (2012). Save the best for last? The treatment of dominant predictors in financial forecasting. Expert Systems with Applications, 39(15), 11898-11910.

Sutton, S. G., Holt, M., & Arnold, V. (2016). Artificial intelligence research in accounting. International Journal of Accounting Information Systems(22), 60-73.

Süzen, A. A. (2019). LSTM derin sinir ağları ile üniversite giriş sınavındaki matematik soru sayılarının konulara göre tahmini. Engineering Sciences, 14(3), 112-118.

Sveshnikov, S., & Bocharnikov, V. (2009). Forecasting Financial Indexes With Model of Composite Events Influence. Journal of Applied Economic Sciences, 4(9).

Svetlova, E. (2012). Talking about the crisis: Performance of forecasting in financial markets. Culture and Organization, 18(2), 155-169.

Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, (1), 116-132. Doi: 10.1109/TSMC.1985.6313399

Tangsucheeva, R., & Prabhu, V. (2014). Stochastic financial analytics for cash flow forecasting. International Journal of Production Economics, 158, 65-76.

Tarrazo, M., & Gutierrez, L. (2000). Economic Expectations, Fuzzy Sets And Financial Planning. European Journal of Operational Research(126), 89-105.

Tarwani, M. & Edem, S. (2017). Survey on Recurrent Neural Network in Natural Language Processing. International Journal of Engineering Trends and Technology. 48. 301-304. https://10.14445/22315381/IJETT-V48P253

Tay, F. E. H., & Cao, L. J. (2001). Improved financial time series forecasting by combining support vector machines with self-organizing feature map. Intelligent Data Analysis, 5(4), 339-354.

Tay, F. E., & Cao, L. (2001). Application of support vector machines in financial time series forecasting. omega, 29(4), 309-317.

Tay, F. E., & Cao, L. J. (2002). Modified support vector machines in financial time series forecasting. Neurocomputing, 48(1-4), 847-861.

Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at Scale. The American Statistician, 72(1), 37-45. doi:10.1080/00031305.2017.1380080

Terceno, A., & Vigier, H. (2011). Economic-financial forecasting model of businesses using fuzzy relations. Journal of Economic Computation and Economic Cybernetics and Research, 1, 215-233.

Terzi S, Kıymetli Şen, İ (2015). Adli Muhasebede Hilelerin Tespitinde Yapay Sinir Ağı Modelinin Kullanımı. Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi, 0(14), 477- 490.

Tetyana, K. (2014). Exponential smoothing for financial tıme series data forecasting. Socio-Economic Problems & the State, 1 (10), 177-184

Thomas, L. C. (2000). A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers. International journal of forecasting, 16(2), 149-172.

Thompson, F., & Gates, B. L. (2007). Betting on the future with a cloudy crystal ball? How financial theory can improve revenue forecasting and budgets in the states. Public Administration Review, 67(5), 825-836.

Thompson, K., Van Eyden, R., & Gupta, R. (2015). Testing the out-of-sample forecasting ability of a financial conditions index for South Africa. Emerging Markets Finance and Trade, 51(3), 486-501.

Tiryaki, F., & Ahlatçıoğlu, M. (2005). Fuzzy Stock Selection Using a New fuzzy Ranking and Weighting Algorithm. Applied Mathmatics and Computation, 170, 144-157.

Toni, A., & Tonchia, S. (2001). Performance Measurement Systems: Models, Characteristics and Measures. International Journal of Operations & Production Management, 21(1/2).

Tregub, I. V. (2016). On the applicability of the random walk model with stable steps for forecasting the dynamics of prices of financial tools in the Russian market. Journal of Mathematical Sciences, 216(5), 716-721.

Trifan, A. L. (2010). Financial time series forecasting using neural networks: A case study of the Bucharest Stock Exchange. Annals of DAAAM & Proceedings, 1381-1383.

Trifan, A. L. (2011). Financial time series forecasting using neuro fuzzy approach for the Bucharest Stock Exchange. Annals of DAAAM & Proceedings, 867-869.

Tsai, C.-F., Lin, Y.-C., Yen, D.C., Chen, Y.-M., 2011. Predicting stock returns by classifier ensembles. Appl. Soft Comput. 11 (2), 2452–2459.

Tsang, E., Yung, P., & Li, J. (2004). EDDIE-Automation, a decision support tool for financial forecasting. Decision Support Systems, 37(4), 559-565.

Tung, H. K., & Wong, M. C. (2009). Financial risk forecasting with nonlinear dynamics and support vector regression. Journal of the operational research society, 60(5), 685-695.

Turing, A. M. (2012). Computing machinery and intelligence (1950). The Essential Turing: the Ideas That Gave Birth to the Computer Age, 433-464.

Tutkavul, K., & Karahan, Ü. F. (2021). Lojistik regresyon analizi ile işletmelerde finansal başarısızlığın tahmin edilmesi: BİST sınai endeksinde bir uygulama. Mali Çözüm Dergisi, 31, 45-60.

Tuzcuoğlu, T. (2019). Firmaların İflas ve Konkordato İlan Etme Risklerini Tahmin Etmeye Yönelik Finansal Modellerin Bir Değerlendirmesi. Legal Mali Hukuk Dergisi, 15(176), 1713-1724.

Tyo, A., Berezyuk, V., Kogay, G., Gordova, M., & Bulyga, R. (2018). Analysis, monitoring and forecasting financial stability. Journal of Applied Economic Sciences, 13(6), 1605-1614.

Uğurlu, M., Sevim, Ş. (2015). Finansal Tablolardaki Hile Riskinin Tahmin Edilmesinde Karma Modellerin Nispi Başarısı Üzerine Karşılaştırmalı Bir Analiz. Gaziantep Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 14(1).

Urfalıoğlu, F ve Tanrıverdi, İ. (2018). Comparison and estimated of inflation with regression analyse and ANFIS, Social Sciences Research Journal, Vol. 7(3), pp. 120–141.

V'yugin, V. V., & Trunov, V. G. (2016). Applications of combined financial strategies based on universal adaptive forecasting. Automation and Remote Control, 77(8), 1428-1446.

Valentin, B., Oana, B. (2020). Analysis on the effects of quality of financial statements, over GDP forecasting models. An empirical cross-country approach. Studies in Business & Economics, 15(3).

Van de Venter, G., & Michayluk, D. (2008). An insight into overconfidence in the forecasting abilities of financial advisors. Australian Journal of Management, 32(3), 545-557.

Vance, S. C.(1975) Are socially responsible corporations good investment risks? Management Review, 64: 18-24.

Varetto , F. (1998). Genetic Algorithms Applicaitons in the Analysis of İnsolvency Risk. Journal of Banking and Finance, 22, 1421-1439.

Varol, S. (2016). Tüketici Fiyat Endeksinin Uyarlamalı Ağa Dayalı Bulanık Çıkarım Sistemi ile Kestirimi. İnsan ve İnsan, 3 (8), 0-0. DOI: 10.29224/insanveinsan.280015

Vejendla, A., & Enke, D. (2013). Evaluation of GARCH, RNN and FNN Models for Forecasting Volatility in the Financial Markets. IUP Journal of Financial Risk management, 10(1).

Velásquez, J.D., Gutiérrez, S., & Franco, C.J. (2013). Using A Dynamic Artificial Neural Network For Forecasting The Volatility Of A Financial Time Series. Revista Ingenierías Universidad de Medellín, 12, 127-136.

Vojinovic, Z., Kecman, V., & Seidel, R. (2001). A data mining approach to financial time series modelling and forecasting. Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, 10(4), 225-239.

Vyshnevska, O. M., & Kolodii, I. P. Essence and features forecasting financial enterprises. Financial Space,1 (17)

Waddock, S. A. & Graves, S. B. (1997). The corporate social performance-financial performance link. Strategic Management Journal, 18 (4): 303-319.

Walczak, S. (2001). An empirical analysis of data requirements for financial forecasting with neural networks. Journal of management information systems, 17(4), 203-222.

Wang, B., Huang, H., & Wang, X. (2012). A novel text mining approach to financial time series forecasting. Neurocomputing, 83, 136-145.

Wang, B., Huang, H., & Wang, X. (2013). A support vector machine based MSM model for financial short-term volatility forecasting. Neural Computing and Applications, 22(1), 21-28.

Wang, C. H., & Chen, J. Y. (2019). Demand forecasting and financial estimation considering the interactive dynamics of semiconductor supply-chain companies. Computers & Industrial Engineering, 138, 106104.

Wang, C., Chen, Q., & Gerlach, R. (2019). Bayesian realized-GARCH models for financial tail risk forecasting incorporating the two-sided Weibull distribution. Quantitative Finance, 19(6), 1017-1042.

Wang, J., & Wang, J. (2017). Forecasting stochastic neural network based on financial empirical mode decomposition. Neural networks : the official journal of the International Neural Network Society, 90, 8-20.

Wang, L., & Zhu, J. (2010). Financial market forecasting using a two-step kernel learning method for the support vector regression. Annals of Operations Research, 174(1), 103-120.

Ward, F. (2017). Spotting the danger zone: Forecasting financial crises with classification tree ensembles and many predictors. Journal of Applied Econometrics, 32(2), 359-378.

Weytjens, H., Lohmann, E., & Kleinsteuber, M. (2019). Cash flow prediction: MLP and LSTM compared to ARIMA and Prophet. Electronic Commerce Research, 21, 371-391, Issue Date (2021), DOI:10.1007/S10660-019-09362-7

White, H. (2004). Financial Statement Analysis, Forecasting And Budgeting: An Integrative Teaching Approach. Journal of Accounting & Finance Research, 12(5).

Wong, C., & Versace, M. (2012). CARTMAP: a neural network method for automated feature selection in financial time series forecasting. Neural Computing and Applications, 21(5), 969-977.

Wu, J. L., & Chang, P. C. (2012). A Trend-Based Segmentation Method and the Support Vector Regression for Financial Time Series Forecasting. Mathematical Problems in Engineering, 1-20.

Wu, Y., & Gao, J. (2018). AdaBoost-based long short-term memory ensemble learning approach for financial time series forecasting. Current Science, 115(1), 159-165.

Xie, G., Zhao, Y., Jiang, M., & Zhang, N. (2013). A novel ensemble learning approach for corporate financial distress forecasting in fashion and textiles supply chains. Mathematical Problems in Engineering, 2013.

Xing, D. Z., Li, H. F., Li, J. C., & Long, C. (2021). Forecasting price of financial market crash via a new nonlinear potential GARCH model. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 566, 125649.

Xu, B., Rahman, M. U., & Yu, H. (2021). Forecasting Chinese EPU based on financial uncertainty in emerging market economies (EMEs): evidence from six selected East Asian economies. Economic Research-Ekonomska Istraživanja, 34(1), 628-649.

Yadav, H. K., Pal, Y., & Tripathi, M. M. (2019). A novel GA-ANFIS hybrid model for short-term solar PV power forecasting in Indian electricity market. Journal of Information and Optimization Sciences, 40(2), 377-395.

Yadav, N., & Sagar, M. (2013). Performance Measurement and Management Frameworks: Research Trends of the Last Two Decades. Business Process Management Journal, 19(6), 947-971.

Yakut, S. G., Bacaksız, N. E. (2019). Teknoloji yoğunluğuna göre finansal başarısızlık tahmin modelleri değişir mi? İmalat sanayi sektörü üzerine bir uygulama. Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 41(2), 536-555.

Yan, W., & van Tuyll van Serooskerken, E. (2015). Forecasting financial extremes: A network degree measure of super-exponential growth. PLoS One, 10(9), e0128908.

Yang, H.L, & Lin, H.C (2015). Integrating emd, chaos-based neural network and psr for financial time series forecasting. Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research, 49(1).

Yang, Y., & Wang, J. (2021). Forecasting wavelet neural hybrid network with financial ensemble empirical mode decomposition and MCID evaluation. Expert Systems with Applications, 166, 114097.

Yıldız, B., & Gedik, H. (2004). Bulanık Bütçeleme ve Bulanık Bütçe Kontrolü. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 5(2), 141-166.

Yılgör Gül, A., Doğrul, Ü., Temel Orekici, G., & Ersöz Kaya. (2010). Finansal Başarısızlık Tahmin Yöntemlerinin Karşılaştırmalı Analizi: Hisse Senetleri İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda İşlem Gören Sınai İşletmeler Üzerinde Bir Uygulama. Finans Politik ve Ekonomik Yorumlar Dergisi, 47(541), 31-50.

Yohn, T. L. (2020). Research on the use of financial statement information for forecasting profitability. Accounting & Finance, 60(3), 3163-3181.

Yousuf, K., & Feng, Y. (2022). Targeting Predictors Via Partial Distance Correlation With Applications to Financial Forecasting. Journal of Business & Economic Statistics, 40(3), 1007-1019.

Yu, L., Wang, S., Lai, K. K., & Wen, F. (2010). A multiscale neural network learning paradigm for financial crisis forecasting. Neurocomputing, 73(4-6), 716-725.

Yun Z, Quan Z et al (2008) RBF neural network and ANFIS-based short-term load forecasting approach in real-time price environment. Power Syst 23(3):853–858

Yurttabir, A. & Kıymetli Şen, İ. (2021). Finansal Performans Tahmininde Prophet Modeli: İmalat Sektörü Uygulaması. Journal of Economics Finance and Accounting, 8(4), 160-166. https://doi.org/10.17261/Pressacademia.2021.1470

Yürük, M. F., & Ekşi, İ. H. (2019). Yapay Zekâ Yöntemleri ile İşletmelerin Finansal Başarısızlığının Tahmin Edilmesi: BIST İmalat Sektörü Uygulaması. Mukaddime, 10(1), 393-422.

Zadeh, Lotfi A., 2006. "Generalized theory of uncertainty (GTU)--principal concepts and ideas," Computational Statistics & Data Analysis, Elsevier, vol. 51(1), pages 15-46

Zarandi, M., Hadavandi, E., Turksen, I., 2012. A hybrid fuzzy intelligent agent-based system for stock price prediction. Int. J. Intell. Syst. 27 (11), 947–969.

Zaychenko, Y., & Zaychenko, H. (2019). Fuzzy GMDH and its application to forecasting financial processes. System research and information technologies, (1), 91-109.

Zhang P.G., Qi M., (2005). Neural Network Forecasting for Seasonal and Trend Time Series, European Journal of Operational Research 160: 501-514.

Zhang Z, Ning H, Shi F, Farha F, Xu Y, Xu J, Zhang F, Raymond Choo K (2021) Artificial intelligence in cyber security: research advances, challenges, and opportunities. Artif Intell Rev. https://doi.org/10.1007/s10462-021-09976-0

Zhang, G., Zhang, X., & Feng, H. (2016). Forecasting financial time series using a methodology based on autoregressive integrated moving average and Taylor expansion. Expert Systems, 33(5), 501-516.

Zhang, J., Hua, X. S., Huang, J., Shen, X., Chen, J., Zhou, Q., et al. (2019). City brain: practice of large-scale artificial intelligence in the real world. IET Smart Cities 1, 28–37. doi: 10.1049/iet-smc.2019.0034

Zhang, N., Lin, A., & Shang, P. (2017). Multidimensional nearest neighbor model based on EEMD for financial time series forecasting. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 477, 161-173.

Zhao, Z. Y., Xie, M., & West, M. (2016). Dynamic dependence networks: Financial time series forecasting and portfolio decisions. Applied Stochastic Models in Business and Industry, 32(3), 311-332.

Zhiqiang, G., Huaiqing, W., & Quan, L. (2013). Financial time series forecasting using LPP and SVM optimized by PSO. Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies & Applications, 17(5), 805-818.

Žikeš, F., Baruník, J., & Shenai, N. (2017). Modeling and forecasting persistent financial durations. Econometric Reviews, 36(10), 1081-1110.

Zuo, Y., Kita, E., 2012. Stock price forecast using Bayesian network. Expert Syst. Appl. 39 (8), 6729–6737.

Rapor ve Bildiriler

Abraham, A. & Nath, B. (2000). Hybrid Intelligent Systems Design - A Review of a Decade of Research. School of Computing and Information Technology, Faculty of Information Technology, Monash University, Australia, Technical Report Series, 5/2000, 1-55.

Ahmadi, N., Constandinou, T. G., & Bouganis, C. S. (2019, March). Decoding hand kinematics from local field potentials using long short-term memory (LSTM) network. In 2019 9th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER) (pp. 415-419). IEEE.

Ali, M., Ghatol, A. (2004) A neuro-fuzzy inference system for student modeling in web-based intelligent tutoring systems. In: Proceedings of international conference on cognitive systems, pp 14–19.

Damodaran, A. (1999), "Value Creation and Enhancement: Back to the Future, Leonard N. Stern Business School Finance Department Working Paper, New York University.

Duarte, D., & Faerman, J. (2019). Comparison of time series prediction of healthcare emergency department indicators with ARIMA and Prophet. Computer Science & Information Technology (CS & IT) Computer Science Conference, 123–33, https://doi.org/10.5121/csit.2019.918102626667.2019.1651933

Erdi, M., Şahin, İ., & Calp, M. H. (2018). Sikorsky Uh-60 Kâra Şahin Helikopteri Performans Planlamasına Yönelik Statik Uzman Sistem Tasarımı. 3rd International Symposium on Industrial Design Engineering (ISIDE 2018), Antalya.

Escobar A, Perez L (2008) Application of support vector machines and ANFIS to the short-term load forecasting. In: IEEE transmission and distribution conference and exposition

Gamboa J., 2017. Deep Learning for Time-Series Analysis. University of Kaiserslautern, Kaiserslautern, Germany

Institute of Chartered Accountants in England and Wales (ICAEW).(2017). Artificial intelligence and the future of accountancy.https://www.icaew.com/-/media/corporate/files/technical/information-technology/technology/artificial-intelligence-report.ashx?la=en

Jackson, A. (2005). Falling from a Great Height: Principles of Good Practice in Performance Measurement and the Perils of Top Down Determination of Performance Indicators, Local Government Studies, 31:1, 21-38, DOI: 10.1080/0300393042000332837

Jha, B. K., & Pande, S. (2021). Time Series Forecasting Model for Supermarket Sales using FB-Prophet. 2021 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), 547-554, Erode, India.

Kulida, E.& Lebedev, V. (2020). About the Use of Artificial Intelligence Methods in Aviation, 13th International Conference "Management of large-scale system development" (MLSD), 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/MLSD49919.2020.9247822

Lipton, Z. C., Kale, D. C., Elkan, C., & Wetzel, R. (2015). Learning to diagnose with LSTM recurrent neural networks.

Madhuri, C., Chinta, M., & Kumar, V. (2020). Stock Market Prediction for Time-series Forecasting using Prophet upon ARIMA. 7th International Conference on Smart Structures and Systems (ICSSS), Chennai, India, 317-321.

Mellit A, Arab H et al (2007) An ANFIS-based forecasting for solar radiation data from sunshine duration and ambient temperature. In: IEEE power engineering society general meeting , pp. 1-6, doi: 10.1109/PES.2007.386131.

Mohammadi S, Keivani H et al (2006) Demand forecasting using time series modelling and ANFIS Estimator. In: IEEE Proceedings of the 41st international universities power engineering conference, vol 1. IEEE, Newcastle-upon-Tyne, pp 333–337

Neely, A. (1999), "The performance measurement revolution: why now and what next?", International Journal of Operations & Production Management, Vol. 19 No. 2, pp. 205-228. https://doi.org/10.1108/01443579910247437

Quintana, D. M., Luque , C. d., & Isasi, P. (2005). Evolutionary Rule-Based System for IPO Underpricing Prediction. Proceedings of the 2005 Conference on Genetic and Evolutionary Computation, (s. 983-989). Washington DC.

Sak, H., Senior, A. W., & Beaufays, F. (2014). Long short-term memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling. INTERSPEECH, pp. 338-342

Samal, K. R., Babu, K. S., Das, S. K., & Acharaya, A. (2019). Time Series based Air Pollution Forecasting using SARIMA and Prophet Model. ITCC 2019, Proceedings of the 2019 International Conference on Information Technology and Computer Communications, 80-85.

Sundermeyer, M., Schlüter, R., & Ney, H. (2012). LSTM neural networks for language modeling. In Thirteenth annual conference of the international speech communication association.

Topalov AV, Kayacan E, Oniz Y, Kaynak O (2009) Adaptive neuro-fuzzy control with sliding mode learning algorithm: application to antilock braking system. In: Asian Control Conference, 2009. ASCC 2009. 7th, IEEE, pp 784–789

Xiong R., Eric P. Nichols E.P.,Yuan Shen Y., 2015. Deep Learning Stock Volatility with Domestic Trends. https://arxiv.org/abs/1512.04916

Yunos Z, Shamsuddin S et al (2008) Data modeling for kuala lumpur composite index with ANFIS. In: IEEE second Asia international conference on modeling and simulation, pp 609–614

Chen D, Zhang J (2005) Time series prediction based on ensemble ANFIS. In: 2005 IEEE international conference on machine learning and cybernetics, vol 6. IEEE, Guangzhou, pp 3552–3556.

Tezler

Alexander Smith, D. (2011). Two essays in financial accounting 1.The association of earnings quality with financial analysts' earnings forecast attributes 2. The influence of earnings quality on financial analysts' herding behavior. (PhD Thesis). ABD: Rutgers University

Altan, Y. (2005). Türk Kamu Personel Yönetiminde Performans Değerlemesi Sistemi ve Çağdaş Bir Model Önerisi (Doktora Tezi). Isparta: Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme anabilim Dalı.

Astarcıoğlu, M. (2006). Finansal tahmin yoluyla bankaların performanslarının belirlenmesi: İMKB'de bir uygulama. Isparta: Süleyman Demirel Üniversitesi.

Bowers, C.T. (2015). Estimation and forecast evaluation of risk measures with high frequency financial data. (PhD Thesis). Australia: Macquarie University.

Bulut, B. (2010). Kapsamlı ARCH modelleri aracılığıyla demir içermeyen metal fiyatlarında finansal tahmin değerlendirmesi & dünya petrol piyasasından demir içermeyen metal piyasalarına volatilite yayılması. (Yüksek Lisans Tezi). Ankara: Orta Doğu Teknik Üniversitesi.

Coşkun, A. (2005). İşletmelerde Performans Yönetimi: Bir Yönetim Muhasebesi Aracı Olarak Performans Karnesi, Yayınlanmamış Doktora Tezi. İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı, İstanbul.

Çaylı, H. (2008). Finansal tahminde yapay sinir iletim ağlarının kullanımı ve bir örnek uygulama. (Yüksek Lisans Tezi). Ankara: Ankara Üniversitesi.

Demirci, N. S. (2013). Hisseleri Borsa İstanbul'da işlem gören KOBİ'lerde finansal performansı belirleyen faktörler: Panel veri analizi. (Yayımlanmamış Doktora Tezi). Atatürk Üniversitesi /Sosyal Bilimler Enstitüsü, Erzurum.

Göksungur, A.E. (2008). Stok Kontrolünde Yapay Zekâ Kavramı ve Bir Uygulama. Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Doktora Tezi, İstanbul

Han, C. (2003). A System Dynamic Approach to the Study of enterprises financial forecast and financial diagnosis.(Master Thesis). Tayvan: National Sun Yat-sen University.

Huang, H.C. (2016). Time Series forecast of Company Revenue Trend Using Financial News. (Master Thesis). Tayvan: National Sun Yat-sen University.

Hwang, I.S. (2007). Optimizing inventory levels using financial, lifecycle and forecast variance data. (Master Thesis). ABD: Massachusetts Institute of Technology.

Joo, T.T. (2013). Does Analyst Experience Affect Their Understanding of Non-Financial Information? An Analysis of the Relation between Patent Information and Analyst Forecast Errors. (PhD Thesis). ABD: University of Arkansas.

Kaftan, İ. (2010). Batı türkiye Gravite ve Deprem Katalog Verilerinin Yapay Sinir Ağları İle Değerlendirilmesi, Doktora Tezi. Dokuz Eylül Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Kılıç, F. (2000). Yapay Sinir Ağları Kullanarak Finansal Tahminlerde Bulunma. (Yüksek Lisans Tezi). Kocaeli: Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü.

Kortsmit, T.W.W. (2017). Improving analyst forecast accuracy: the role of voluntary financial disclosure and industry competitiveness. (Master Thesis). Netherland: Universiteit van Tilburg.

Köseoğlu, M. (2005). Kamu İktisadi Teşebbüslerinde Performans Ölçümü, (DPT Uzmanlık Tezi).

Lind, L. (2015). Evaluation of Financial Forecasts: An empirical study of revenue forecast accuracy and bias within M&A. (Master Thesis). Swedish:Chalmers University of Technology.

Lund-Jensen, K. (2013). Essays on forecast evaluation and financial econometrics. (PhD Thesis). UK: University of Oxford.

Ma, P.Y. (2006). A fresh engineering approach for the forecast of financial index volatility and hedging strategies. (PhD Thesis). Canada: École de technologie supérieure.

Mukulu, S. (2017). A financial stress index to model and forecast financial stress in Australia. (PhD Thesis). Australia: Federation University.

Personne, K. (2013). Financial Analysts' Forecast Precision: Swedish Evidence. (Master Thesis). Swedish:Upsala University.

Rahimi, K. (2020). Forecast comparison of financial models. (PhD Thesis). UK: University of Surrey.

Savka, A. (2018). Wavelet Transform in Financial Time Series Analysis: Denoising and Forecast. (Master Thesis). ABD: Kent State University.

Sezer, Ö.B. (2018). Zaman serisi verilerinin derin yapay sinir ağları ile analizi ve en iyilemesi: Finansal tahmin algoritmaları. (Doktora Tezi). Ankâra:TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi.

Sun, A.A. (2012). Ghost in the shell: econometric forecast of Singapore's office market and where is architect in financial time: Econometric forecast of Singapore's office market and where is architect in financial time. (Yüksek Lisans Tezi). ABD: Massachusetts Institute of Technology.

Sutton, D. (2014). A macro-financial theory of corporate financing and forecast modelling of market movements. (PhD Thesis).New Zealand: Victoria University of Wellington.

Tangsucheeva, R. (2014). Stochastic Financial Analytics for Cash-flow Bullwhip, Cash-flow Forecast, and Optimizing Working Capital . (PhD Thesis). ABD: Penn State University.

Tong,G. (2015). Essays on forecast evaluation and model estimation in financial markets. (PhD Thesis). Canada: University of British Columbia

Vural, B.B. (2007). Yapay sinir ağları ile finansal tahmin. (Yüksek Lisans Tezi). Ankara: Ankara Üniversitesi.

Diğer

Brownlee J., 2016. Time Series Prediction with LSTM Recurrent Neural Networks in Python with Keras. https://machinelearningmastery.com/time-series-prediction-lstm-recurrent-neural-networks-python-keras/

Durakcan, Y. C. (2015). Yapay Zekanın Kısa Tarihçesi, BilimFili. https://bilimfili.com/yapay-zekanin-kisa-tarihcesi (Erişim tarihi: 15/08/2021)

Joseph, K.M., Aaron, B. & Robert, B. 2004. https://patentimages.storage.googleapis.com/92/b2/dc/02e9f1b0ed2e19/US6807274.pdf

"Kehl, D., & Kessler, S. (2017). Algorithms in the Criminal Justice System: Assessing the Use of Risk Assessments in Sentencing. Responsive Communities

Initiative, Berkman Klein Center for Internet & Society, Harvard Law School."

Mata, A. G. (2020). A Comparison Between LSTM and Facebook Prophet Modles: A Fianacial Forecasting Case Study. Universital Oberta de Catalunya.

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2016). OECD Science, Technology and Innovation Outlook.https://www.oecd-ilibrary.org/sites/sti_in_outlook-2018-en/index.html?itemId=/content/publication/sti_in_outlook-2018-en

Özkan, H. (2018). Ütopyadan Distopyaya Yapay Zekâ. https://www.turkiyeegitim.com/utopyadan-distopyaya-yapay-zeka-852yy.htm (Erişim tarihi: 18/08/2021)

Phillips, M. (2015)."The DuPont invention that changed how things work in the corporate world". Quartz (publication). https://finance.yahoo.com/news/dupont-invention-forever-changed-things-195601650.html

Taylor, S. J., & Letham, B. (2017). Prophet: Forecasting at Scale Facebook. Eylül 29, 2021 tarihinde https://facebook.github.io/prophet/ adresinden alındı.

EK

ŞİRKET LİSTESİ

Kod	Şirket Unvanı	Şehir
ADEL	ADEL KALEMCİLİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	KOCAELİ
AFYON	AFYON ÇİMENTO SANAYİ T.A.Ş.	İSTANBUL
AKCNS	AKÇANSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
AKENR	AKENERJİ ELEKTRİK ÜRETİM A.Ş.	İSTANBUL
AKMGY	AKMERKEZ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
AKSA	AKSA AKRİLİK KİMYA SANAYİİ A.Ş.	YALOVA
AKSUE	AKSU ENERJİ VE TİCARET A.Ş.	ISPARTA
ALARK	ALARKO HOLDİNG A.Ş.	İSTANBUL
ALCAR	ALARKO CARRIER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
ALCTL	ALCATEL LUCENT TELETAŞ TELEKOMÜNİKASYON A.Ş.	İSTANBUL
ALGYO	ALARKO GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
ARENA	ARENA BİLGİSAYAR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
ARMDA	ARMADA BİLGİSAYAR SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
ASELS	ASELSAN ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	ANKÂRA
ASUZU	ANADOLU ISUZU OTOMOTİV SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
AYCES	ALTIN YUNUS ÇEŞME TURİSTİK TESİSLER A.Ş.	İZMİR
AYEN	AYEN ENERJİ A.Ş.	ANKÂRA
AYGAZ	AYGAZ A.Ş.	İSTANBUL
BAGFS	BAGFAŞ BANDIRMA GÜBRE FABRİKALARI A.Ş.	İSTANBUL
BANVT	BANVİT BANDIRMA VİTAMİNLİ YEM SANAYİİ A.Ş.	BALIKESİR
BIMAS	BİM BİRLEŞİK MAĞAZALAR A.Ş.	İSTANBUL
BOSSA	BOSSA TİCARET VE SANAYİ İŞLETMELERİ T.A.Ş.	ADANA
BRISA	BRİSA BRIDGESTONE SABANCI LASTİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
BRKO	BİRKO BİRLEŞİK KOYUNLULULAR MENSUCAT TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	NİĞDE
BRSAN	BORUSAN MANNESMANN BORU SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
BRYAT	BORUSAN YATIRIM VE PAZARLAMA A.Ş.	İSTANBUL
BTCIM	BATIÇİM BATI ANADOLU ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	İZMİR
BUCIM	BURSA ÇİMENTO FABRİKASI A.Ş.	BURSA
CCOLA	COCA-COLA İÇECEK A.Ş.	İSTANBUL
CELHA	ÇELİK HALAT VE TEL SANAYİİ A.Ş.	KOCAELİ

CEMTS	ÇEMTAŞ ÇELİK MAKİNA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BURSA
CIMSA	ÇİMSA ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
CLEBI	ÇELEBİ HAVA SERVİSİ A.Ş.	İSTANBUL
CMBTN	ÇİMBETON HAZIRBETON VE PREFABRİK YAPI ELEMANLARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İZMİR
DERIM	DERİMOD KONFEKSİYON AYAKKABI DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	TEKİRDAĞ
DESA	DESA DERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
DEVA	DEVA HOLDİNG A.Ş.	İSTANBUL
DGATE	DATAGATE BİLGİSAYAR MALZEMELERİ TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
DITAS	DİTAŞ DOĞAN YEDEK PARÇA İMALAT VE TEKNİK A.Ş.	NİĞDE
DMSAS	DEMİSAŞ DÖKÜM EMAYE MAMÜLLERİ SANAYİ A.Ş.	KOCAELİ
DOAS	DOĞUŞ OTOMOTİV SERVİS VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
DOBUR	DOĞAN BURDA DERGİ YAYINCILIK VE PAZARLAMA A.Ş.	İSTANBUL
DOGUB	DOĞUSAN BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	ERZİNCAN
DOHOL	DOĞAN ŞİRKETLER GRUBU HOLDİNG A.Ş.	İSTANBUL
DURDO	DURAN DOĞAN BASIM VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	İSTANBUL
DYOBY	DYO BOYA FABRİKALARI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İZMİR
ECILC	EİS ECZACIBAŞI İLAÇ SINAİ VE FİNANSAL YATIRIMLAR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
ECZYT	ECZACIBAŞI YATIRIM HOLDİNG ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
EDIP	EDİP GAYRİMENKUL YATIRIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
EGEEN	EGE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	İZMİR
EGGUB	EGE GÜBRE SANAYİİ A.Ş.	İZMİR
EGPRO	EGE PROFİL TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	İZMİR
EGSER	EGE SERAMİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İZMİR
EMKEL	EMEK ELEKTRİK ENDÜSTRİSİ A.Ş.	ANKÂRA
ENKAI	ENKA İNŞAAT VE SANAYİ A.Ş.	İSTANBUL
EPLAS	EGEPLAST EGE PLASTİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	İZMİR
ERBOS	ERBOSAN ERCİYAS BORU SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	KAYSERİ
ETYAT	EURO TREND YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	ANKÂRA
EUYO	EURO MENKUL KIYMET YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	ANKÂRA
FMIZP	FEDERAL-MOGUL İZMİT PİSTON VE PİM ÜRETİM TESİSLERİ A.Ş.	KOCAELİ
FRIGO	FRİGO-PAK GIDA MADDELERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
GENTS	GENTAŞ DEKORATİF YÜZEYLER SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	BOLU

GEREL	GERSAN ELEKTRİK TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	İSTANBUL
GLYHO	GLOBAL YATIRIM HOLDİNG A.Ş.	İSTANBUL
GOLTS	GÖLTAŞ GÖLLER BÖLGESİ ÇİMENTO SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
GOODY	GOODYEAR LASTİKLERİ T.A.Ş.	İSTANBUL
GRNYO	GARANTİ YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
GUBRF	GÜBRE FABRİKALARI T.A.Ş.	İSTANBUL
HEKTS	HEKTAŞ TİCARET T.A.Ş.	KOCAELİ
HURGZ	HÜRRİYET GAZETECİLİK VE MATBAACILIK A.Ş.	İSTANBUL
IHLAS	İHLAS HOLDİNG A.Ş.	İSTANBUL
INTEM	İNTEMA İNŞAAT VE TESİSAT MALZEMELERİ YATIRIM VE PAZARLAMA A.Ş.	İSTANBUL
IPEKE	İPEK DOĞAL ENERJİ KAYNAKLARI ARAŞTIRMA VE ÜRETİM A.Ş.	ANKÂRA
ISGSY	İŞ GİRİŞİM SERMAYESİ YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
ISGYO	İŞ GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
ISMEN	İŞ YATIRIM MENKUL DEĞERLER A.Ş.	İSTANBUL
ISYAT	İŞ YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
IZMDC	İZMİR DEMİR ÇELİK SANAYİ A.Ş.	İZMİR
KÂREL	KÂREL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
KÂRSN	KÂRSAN OTOMOTİV SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	BURSA
KÂRTN	KÂRTONSAN KÂRTON SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
KCHOL	KOÇ HOLDİNG A.Ş.	İSTANBUL
KENT	KENT GIDA MADDELERİ SANAYİİ VE TİCARET A.Ş.	KOCAELİ
KERVT	KEREVİTAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
KLMSN	KLİMASAN KLİMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	MANİSA
KNFRT	KONFRUT GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
KONYA	KONYA ÇİMENTO SANAYİİ A.Ş.	KONYA
KORDS	KORDSA TEKNİK TEKSTİL A.Ş.	KOCAELİ
KRDMA	KÂRDEMİR KÂRABÜK DEMİR ÇELİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KÂRABÜK
KRSTL	KRİSTAL KOLA VE MEŞRUBAT SANAYİ TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
KUTPO	KÜTAHYA PORSELEN SANAYİ A.Ş.	KÜTAHYA
LINK	LİNK BİLGİSAYAR SİSTEMLERİ YAZILIMI VE DONANIMI SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
LOGO	LOGO YAZILIM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KOCAELİ
LUKSK	LÜKS KADİFE TİCARET VE SANAYİİ A.Ş.	KAYSERİ
MAKTK	MAKİNA TAKIM ENDÜSTRİSİ A.Ş.	İSTANBUL

MGROS	MİGROS TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
MNDRS	MENDERES TEKSTİL SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İZMİR
NETAS	NETAŞ TELEKOMÜNİKASYON A.Ş.	İSTANBUL
NUGYO	NUROL GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
OYAYO	OYAK YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
PARSN	PARSAN MAKİNA PARÇALARI SANAYİİ A.Ş.	İSTANBUL
PEGYO	PERA GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	İSTANBUL
PETKM	PETKİM PETROKİMYA HOLDİNG A.Ş.	İZMİR
PETUN	PINAR ENTEGRE ET VE UN SANAYİİ A.Ş.	İZMİR
PINSU	PINAR SU VE İÇECEK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İZMİR
PKÂRT	PLASTİKKÂRT AKILLI KÂRT İLETİŞİM SİSTEMLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
PKENT	PETROKENT TURİZM A.Ş.	ANKÂRA
RYSAS	REYSAŞ TAŞIMACILIK VE LOJİSTİK TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
SAHOL	HACI ÖMER SABANCI HOLDİNG A.Ş.	İSTANBUL
SANKO	SANKO PAZARLAMA İTHALAT İHRACAT A.Ş.	GAZİANTEP
SARKY	SARKUYSAN ELEKTROLİTİK BAKIR SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KOCAELİ
SASA	SASA POLYESTER SANAYİ A.Ş.	ADANA
SELEC	SELÇUK ECZA DEPOSU TİCARET VE SANAYİ A.Ş.	İSTANBUL
SELGD	SELÇUK GIDA ENDÜSTRİ İHRACAT İTHALAT A.Ş.	İZMİR
SILVR	SİLVERLİNE ENDÜSTRİ VE TİCARET A.Ş.	AMASYA
SISE	TÜRKİYE ŞİŞE VE CAM FABRİKALARI A.Ş.	İSTANBUL
SONME	SÖNMEZ FİLAMENT SENTETİK İPLİK VE ELYAF SANAYİ A.Ş.	BURSA
TAVHL	TAV HAVALİMANLARI HOLDİNG A.Ş.	İSTANBUL
TBORG	TÜRK TUBORG BİRA VE MALT SANAYİİ A.Ş.	İZMİR
TCELL	TURKCELL İLETİŞİM HİZMETLERİ A.Ş.	İSTANBUL
TIRE	MONDİ TİRE KUTSAN KAĞIT VE AMBALAJ SANAYİ A.Ş.	İZMİR
TKFEN	TEKFEN HOLDİNG A.Ş.	İSTANBUL
TOASO	TOFAŞ TÜRK OTOMOBİL FABRİKASI A.Ş.	İSTANBUL
TRCAS	TURCAS PETROL A.Ş.	İSTANBUL
TTRAK	TÜRK TRAKTÖR VE ZİRAAT MAKİNELERİ A.Ş.	ANKÂRA
TUKAS	TUKAŞ GIDA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İZMİR
TUPRS	TÜPRAŞ-TÜRKİYE PETROL RAFİNERİLERİ A.Ş.	İSTANBUL
USAK	UŞAK SERAMİK SANAYİ A.Ş.	UŞAK

VAKKO	VAKKO TEKSTİL VE HAZIR GİYİM SANAYİ İŞLETMELERİ A.Ş.	İSTANBUL
VESBE	VESTEL BEYAZ EŞYA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
VESTL	VESTEL ELEKTRONİK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	İSTANBUL
YATAS	YATAŞ YATAK VE YORGAN SANAYİ VE TİCARET A.Ş.	KAYSERİ
YGGYO	YENİ GİMAT GAYRİMENKUL YATIRIM ORTAKLIĞI A.Ş.	ANKÂRA