



## Research Article/Araştırma Makalesi

# Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama

## Deep Learning Based Price Prediction and Algorithmic Trading on BIST100

Ahmet AKUSTA<sup>1</sup>, Mehmet Nuri SALUR<sup>2</sup>

### Öz

Bu araştırma, BİST100 endeksinde yer alan hisse senetlerinin alım satımı için derin öğrenme tabanlı metodolojilerin kullanılmasını ele almaktadır. Özellikle, son dönemdeki piyasa dalgalanmaları üzerine yoğunlaşmıştır. Tahmine Dayalı İşlem Algoritması (TDİA) adı verilen, derin öğrenme esaslı bir işlem algoritması geliştirilmiş ve bu algoritmanın BİST100'de temsil edilen çeşitli sektörlerdeki hisse senedi hareketlerini tahmin etme ve işlem gerçekleştirme başarısı değerlendirilmiştir. Çalışma, Ağustos 2022'den Aralık 2023'e kadar olan ve toplam 270 işlem gününü kapsayan veriler üzerine kuruludur. Algoritmik ticaret, ticaretin yürütülmesinde sağladığı verimlilik, hız ve hassasiyet sayesinde modern finans dünyasında önemli bir yere sahiptir. Özellikle BİST100 gibi dinamik piyasalarda, algoritmik alım satımın önemi, geleneksel stratejilerin hızlı değişimlere ve karmaşıklıklara uyum sağlama konusundaki zorlukları nedeniyle daha da belirginleşmektedir. Bu çalışmada benimsenen metodoloji, geçmiş fiyat, hacim, hisse senedi endeksi ve döviz kuru verilerini kullanarak gelecekteki hisse senedi hareketlerini tahmin etmeye yönelik derin öğrenme modelinin geliştirilmesini ve uygulanmasını kapsamaktadır. Bu model, alım veya satım emirlerini gerçekleştirmek üzere tanımlanmış kurallar seti üzerinde çalışan bir Tahmine Dayalı İşlem Algoritması'nın temelini oluşturmaktadır. Araştırmanın temel bulguları, TDİA'nın seçilen hisse senetlerinde ortalama %15,87 kar ile kayda değer bir başarı elde ettiğini göstermektedir. Bu sonuçlar, algoritmik ticaretin potansiyelini ve derin öğrenme metodolojilerinin finansal piyasalarda kullanımının etkinliğini vurgulamaktadır.

**Jel Kodları:** G12, G17, C45, C53

**Anahtar Kelimeler:** Algoritmik Ticaret, Fiyat Tahmini, Derin Öğrenme, Tahmine Dayalı İşlem Algoritması

<sup>1</sup> Öğr. Gör. Dr., Konya Teknik Üniversitesi, Rektörlük, ahmetakusta@hotmail.com, ORCID: 0000-0002-5160-3210

<sup>2</sup> Doç. Dr., Necmettin Erbakan Üniversitesi, Siyasal Bilgiler Fakültesi, İşletme Bölümü, nsalur@erbakan.edu.tr, ORCID: 0000-0003-1089-1372



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

---

#### **Abstract**

This research uses deep learning-based methodologies for trading stocks in the BIST100 index. In particular, the focus is on recent market fluctuations. A deep learning-based trading algorithm called Predictive Trading Algorithm (PTA) is developed, and its success in predicting stock movements in various sectors represented in the BIST100 is evaluated. The study is based on data from August 2022 to December 2023, covering 270 trading days. Algorithmic trading is essential in the modern financial world thanks to its efficiency, speed, and precision in trade execution. Especially in dynamic markets such as the BIST100, the importance of algorithmic trading becomes even more evident due to the difficulties of traditional strategies in adapting to rapid changes and complexities. The methodology adopted in this study involves developing and applying a deep learning model to predict future stock movements using historical price, volume, stock index, and exchange rate data. This model forms the basis of a Predictive Trading Algorithm based on a defined set of rules to execute buy or sell orders. The main findings of the research show that the PTRA achieves remarkable success with an average profit of 15.87% on the selected stocks. These results emphasize the potential of algorithmic trading and the effectiveness of using deep learning methodologies in financial markets.

**Jel Codes:** G12, G17, C45, C53

**Keywords:** Algorithmic Trading, Price Prediction, Deep Learning, Predictive Trading Algorithm

## 1. Giriş

Finans piyasaları, 21. yüzyılda algoritmik ticaretin ortaya çıkışı ve hızla yaygınlaşması ile karakterize edilen önemli bir dönüşüm geçirmiştir. Bu olgu, küresel finansal işlemlerin dinamiklerini yeniden şekillendirmektedir. İlgili çalışma, BİST100 endeksinde algoritmik ticaretin inceliklerine odaklanmakta, finansta tahmine dayalı modellemenin gelişimini değerlendirmekte ve hisse senedi fiyat tahmini için kullanılan derin öğrenme algoritmasının özel hedeflerini ana hatlarıyla belirtmektedir.

Algoritmik alım satım, finansal piyasalar alanında, önceden belirlenmiş kriterlere dayalı işlemlerin bilgisayar programları aracılığıyla gerçekleştirilmesi şeklinde tanımlanmaktadır. Bu yaklaşım, piyasa verimliliğini artırarak, işlem maliyetlerini düşürerek ve likiditeyi artırarak alım satım uygulamalarında devrim yaratmıştır (Lu vd., 2021). Piyasa değeri ve likidite açısından Türkiye'nin en büyük 100 şirketini içeren BİST100 endeksi, farklı sektörleri temsil etmesi ve dinamik piyasa hareketleri ile algoritmik müdahaleler için benzersiz bir ortam sunmaktadır.

Finansal modellemenin tahmine dayalı yönü, başlangıçta geleneksel doğrusal modeller üzerine kurulmuşken, zamanla gelişmiş makine öğrenimi tekniklerine doğru önemli bir paradigma değişimi yaşamıştır. Bu değişim, karmaşık sistemleri yönetmenin önem kazandığı diğer alanlardaki gelişmeleri de yansıtmaktadır (Hansen, 2020). İlk dönemlerde finansal modelleme, geçmiş fiyat trendleri ve temel finansal göstergelere odaklanmıştır. Ancak, makine öğrenimi ve derin öğrenme tekniklerinin devreye girmesi ile finansal verilerdeki karmaşık, doğrusal olmayan ilişkileri analiz etme kapasitesi genişlemiştir (Zhang vd., 2018).

Bu evrimsel süreç, finansal piyasaların öngörülemez doğasına daha iyi uyum sağlama, daha rafine ve detaylı tahminler sunma ve gizli piyasa bilgilerinden faydalanmak adına tahmine dayalı analizlerden kuralcı analizlere doğru bir kaymaya yol açmıştır. Bu durum, finans alanında stratejik karar verme süreçlerinde kritik bir rol oynamaktadır (Koegelenberg & van Vuuren, 2024). Finansal modelleme alanındaki bu dönüşüm, ileri düzey analitik yeteneklerin yanı sıra, piyasa hareketlerini daha iyi anlama ve tahmin etme kabiliyetlerini de artırmıştır.

Bu çalışmanın temel amacı, BİST100 bağlamında bir derin öğrenme algoritmasının etkinliğini araştırmaktır. Çalışma spesifik olarak şunları amaçlamaktadır:

- Hisse senedi fiyat hareketlerini tahmin etmek için Tahmine Dayalı İşlem Algoritması (TDİA) adlı derin öğrenme tabanlı bir algoritma geliştirmek ve uygulamak.
- TDİA'nın bu tahminlere dayalı olarak işlem gerçekleştirme performansını BİST100 endeksine odaklanarak değerlendirmek.
- Algoritmanın BİST100 'deki farklı sektörlerdeki finansal performansını analiz etmek ve böylece çeşitli piyasa ortamlarında uyarlanabilirliğini ve sağlamlığını ölçmek.

Çalışmanın hedefleri, ticaret stratejilerini yönlendirmek için insan davranışının dijital izlerini kullanmaya yönelik hesaplamalı finans alanındaki daha geniş ihtiyaç (Garcia & Schweitzer, 2015) ve çeşitli sektörlerde yapay zekâ ve algoritmik yönetimin artan önemi (Stefano & Taes, 2022) ile uyumludur.

Bu hedeflere ulaşırken, çalışma, gelişmiş makine öğrenimi tekniklerinin finansal piyasalarda uygulanmasına ilişkin artan bilgi birikimine katkıda bulunmaya çalışmaktadır. Derin öğrenme



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

modellerinin algoritmik ticaret alanında kullanılmasının potansiyel faydaları, sınırlamaları ve pratik hususları hakkında içgörü sağlamayı amaçlamaktadır.

## 2. Çalışmanın Önemi

Bu araştırma, BİST100 endeksinde Tahmine Dayalı İşlem Algoritması'nı (TDİA) inceleyerek, finansal teknoloji ve özellikle derin öğrenme temelli algoritmik ticaret alanında önemli bir katkı sağlamaktadır. Çalışmanın önemi çok yönlü olup, birkaç temel hususu içermektedir:

**Algoritma Geliştirmede Yenilikler:** TDİA'nın formülasyonu ve uygulanması, hisse senedi fiyat tahmini için derin öğrenme algoritmaları alanında yeni bir emsal teşkil etmektedir. Mevcut çalışmalarda yaygın olan genel yaklaşımların aksine Liu vd. (2023) ve Sazu (2022) TDİA'nın tasarımı özellikle BİST100 endeksine uygun şekilde gerçekleştirilmiştir. Bu özgüllük, pazarın dinamiklerini daha iyi anlamaya ve geliştirilmiş modellerde gizlenebilecek önemli içgörüler elde etmeye olanak tanımaktadır. Bu çalışma, algoritmik ticaret araştırmalarında yeni bir alan açarken, diğer piyasalarda da benzer özel çözümlerin geliştirilmesi için bir yol göstermektedir.

**Algoritmik Performansın Titiz Değerlendirmesi:** Çalışma, TDİA'nın BİST100'deki gerçek dünya ticaret senaryolarında etkinliğini kapsamlı bir şekilde değerlendirmekte, bu yaklaşımı daha geniş algoritmik stratejilere veya farklı piyasalara odaklanan önceki çalışmalardan ayırmaktadır (Adegboye vd., 2023; Shavandi & Khedmati, 2022). Bu değerlendirme, gelişmekte olan piyasalardaki derin öğrenme etkinliğine dair yeni içgörüler sunmakta ve farklı piyasa ortamlarında algoritmik ticaret anlayışımızı derinleştirmektedir.

**Gelişmekte Olan Bir Pazarda Sektörel Analiz:** Bu çalışma, TDİA'nın BİST100 endeksinde sektöre özgü performansını inceleyerek mevcut literatürdeki önemli bir boşluğu ele almaktadır. Sektörel analiz, önceki araştırmalarda genellikle ihmal edilen, algoritmanın çeşitli pazar segmentlerindeki uyarlanabilirliği ve sağlamlığı hakkında ayrıntılı bir görünüm sağlamaktadır (Zulkifli vd., 2023). Bu tür derinlemesine analizler, belirli piyasa sektörlerine odaklanan paydaşlar için önemlidir ve bu paydaşlara sektör bazlı piyasa dinamikleri ve ilgili segmentlerdeki algoritmik ticaret stratejilerinin potansiyeli hakkında değerli bilgiler sunmaktadır.

**Algoritmik Alım Satımda Teori ve Uygulama Arasında Köprü:** Mevcut literatür, ağırlıklı olarak teorik çalışmalara odaklanmışken (Pricope, 2021; Théate & Ernst, 2021), bu araştırma algoritmik alım satım alanında derin öğrenme modellerinin kullanımına ilişkin pratik içgörüler sunmaktadır. Çalışma, TDİA'nın pratik uygulamalarını, faydalarını ve sınırlamalarını incelerken, teorik araştırmalar ile gerçek dünyadaki piyasa uygulamaları arasındaki boşluğu dolduran kapsamlı bir bakış açısı sunmaktadır. Bu perspektif, finansal piyasalarda ileri düzey makine öğrenimi tekniklerinin uygulanmasının pratik yönlerini ve gerçek dünya etkilerini aydınlatmakta, bu nedenle hem uygulayıcılar hem de araştırmacılar için büyük önem taşımaktadır.

**Gelişmekte Olan Piyasalarda Algoritmik Ticarete İlişkin Küresel Anlayışın Geliştirilmesi:** Son olarak, bu çalışmanın BİST100'e coğrafi olarak odaklanması, daha gelişmiş piyasalara yönelik mevcut literatürdeki önemli bir eksikliği gidermektedir (Hatch vd., 2021). Gelişmekte olan bir pazarın detaylı incelemesini sağlayan bu araştırma, mevcut anlayışı genişletmekte ve küresel



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

olarak benzer piyasalarda gelecekte yapılacak çalışmalar için bir şablon sunmaktadır. Bu katkı, algoritmik ticarete derin öğrenmenin küresel uygulanabilirliği ve potansiyeli üzerine daha kapsamlı ve kapsayıcı bir anlayışı teşvik etme açısından özellikle değerlidir.

### 3. Literatür Taraması

Algoritmik ticaret alanında, derin öğrenme ve gelişmiş hesaplama yöntemlerinin entegrasyonu finansal piyasaların işleyiş biçiminde büyük bir dönüşüme yol açmıştır. On yılı aşkın süredir bu alandaki literatür, algoritmik ticaret ve fiyat tahmini konularında çeşitli metodolojiler, zorluklar ve ilerlemeler hakkında geniş bir bakış açısı sunmaktadır. Bu inceleme, piyasa verimliliği üzerindeki ilk etkilerden, derin takviyeli öğrenme ve çoklu ajan sistemlerindeki son yeniliklere kadar bir dizi önemli çalışmayı ele almaktadır. Bu çalışmalar, dijital çağda finansal piyasaların karmaşık dinamiklerine genel bir bakış sağlamakta ve teknolojinin ticaret stratejileri, piyasa analizi ve finansal karar alma süreçlerindeki dönüştürücü rolünü vurgulamaktadır. Özellikle BİST100 bağlamında algoritmik ticaretin mevcut durumu ve gelecekteki gidişatı, tüccarlar, yatırımcılar ve piyasa düzenleyicileri üzerindeki etkileriyle birlikte incelenmektedir.

Chaboud vd. (2014) tarafından yapılan bir çalışma, döviz piyasasında algoritmik ticaretin etkilerini ele almıştır. Bu çalışmada, uzun bir dönem boyunca yüksek frekanslı veriler kullanılarak, algoritmik ticaretin fiyat verimliliğini önemli ölçüde artırdığı, üçgen arbitraj fırsatlarını azalttığı ve yüksek frekanslı getirilerin otokorelasyonunu düşürdüğü gözlemlenmiştir. Araştırmacılar, bu verimlilikleri esas olarak bilgisayarların likidite almasına bağlamış ve algoritmik ticaretin fiyat keşfini hızlandığı, ancak potansiyel olarak daha yavaş tüccarlara daha yüksek ters seçim maliyetleri yüklediği sonucuna varmışlardır. Ayrıca, algoritmik tacirler arasında stratejilerde yüksek bir korelasyon olmasına rağmen, genel piyasa kalitesi üzerinde önemli bir olumsuz etkisi bulunmamıştır.

Boehmer vd. (2015) ise 2001'den 2011'e kadar küresel çapta 42 hisse senedi piyasasında algoritmik ticaret yoğunluğunun etkilerini araştırmışlardır. Araştırmaları, algoritmik ticaretin genel olarak likiditeyi ve bilgi verimliliğini artırdığını, ancak oynaklığı yükselttiğini göstermiştir. Özellikle, algoritmik ticaret kaynaklı volatilité, daha hızlı fiyat keşfi gibi faydalı unsurlarla ilişkilendirilmemiştir. Bu volatilité, piyasa kalitesinin düşmesiyle ilişkilendirilen volatilité arayan algoritmik tacirler ile bağlantılıdır. Algoritmik ticaretin etkileri farklı hisse senedi kategorileri arasında önemli ölçüde farklılık göstermiş, daha küçük hisse senetleri algoritmik ticaret nedeniyle daha az likidite ve daha yüksek volatilité yaşamıştır.

Yadav (2015) algoritmik ticaretin yükselişinin, menkul kıymet piyasalarında etkin sermaye tahsisini olumsuz etkilediğini savunarak eleştirel bir bakış açısı sunmuştur. Makale, programlama ve finansal modellemenin karmaşıklığı nedeniyle algoritmik piyasaların sistemik model riskini vurgulamıştır. Yadav, bu durumun odak noktasını kısa vadeli piyasa tahminlerine kaydırıldığını, bilinçli tüccarların katılım teşviklerini azalttığını, böylece fiyat bilgilerinin zenginliğini düşürdüğünü ve düzenleyici amaçlar için fiyatlara olan güveni sorgulattığını belirtmiştir.

Cartea vd. (2016)) ise, algoritmik bir tüccarın gelecekteki fiyat dağılımlarını tahmin edip ticaret stratejilerini buna göre ayarladığı bir model önermiştir. Çalışmaları, piyasa dinamiklerine göre



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

stratejilerini sürekli güncelleyen bu tür yatırımcıların, genellikle piyasa ve limit emirlerinin bir karışımı yoluyla daha yüksek karlar elde ettiğini bulmuştur. Ayrıca, yüksek fiyat oynaklığının yatırımcının fiyat yeniliklerinden öğrenme kabiliyetini zayıflatabileceği, ancak bunun birlikte hareket eden varlık koleksiyonlarına odaklanarak azaltılabileceği belirtilmiştir.

Kelejian & Mukerji (2016), yüksek frekanslı algoritmik ticaretin (HFT) uzun vadeli piyasa sonuçları üzerindeki etkilerini incelemiştir. Araştırmaları, HFT'nin temel haberlerle ilgili oynaklığı artırabileceğini ve bu oynaklığın sektörler arasında aktarımını kolaylaştırabileceğini göstermiştir. Ayrıca, algoritmik ticaretin ortaya çıkışından bu yana sektörler arasında getiri volatilitesinde farklılıklar gözlemlenmiş ve bazı sektörlerde volatilitenin azaldığını tespit etmişlerdir.

Çankal & Yakut (2016) BIST 30 hisse senetleri bağlamında portföy optimizasyonu için genetik algoritmaların kullanılmasına odaklanmıştır. 2004-2013 yılları arasındaki verilere dayanan çalışmalarında, Markowitz ortalama-varyans modeline dayalı optimal portföylerin oluşturulmasında genetik algoritmaların ve hedef programlama yöntemlerinin etkinliğini incelemişlerdir. Bulgular, ikinci dereceden hedef programlamanın bazı durumlarda genetik algoritmaları geçtiğini gösterse de genetik algoritmaların portföy seçimi için hala etkili bir yöntem olduğunu ortaya koymuştur.

Weller (2018) özellikle algoritmik ticaret (AT) bağlamında, bilgi edinme ve bu bilginin varlık fiyatlarına entegrasyonu arasındaki gerilimi incelemiştir. Fiyat bilgisinin yeni bir ölçütünü kullanan çalışma, AT faaliyetlerinin, planlanan açıklamalar öncesinde dahi, fiyat bilgisinin miktarını standart sapma başına %9 ila %13 oranında azaltılabileceğini bulmuştur. Bu sonuç, AT'nin fiyat bilgilendiriciliğini kesintisiz bir şekilde artırdığına dair yaygın inanca meydan okumaktadır.

Upton & Van Ness (2017) 2012 yılının başında NYSE firmalarından bir örneklem kullanarak, kotasyon rekabeti ve aşırı algoritmik ticaretin (AT) Ulusal En İyi Alış ve Satış (NBBO) derinliği üzerindeki etkisini araştırmıştır. Bulguları, kotasyon rekabeti ve AT'nin NBBO derinliğine negatif bir etki yaptığını, hacim parçalanmasının ise pozitif bir etki yarattığını ortaya koymuştur. Ayrıca, kotasyon rekabeti ve AT aktivitesi arttıkça işlem kalitesinin düştüğünü, hacim bölünmesi arttıkça ise iyileştiğini gözlemlenmişlerdir. Çalışma, geleneksel U-şekilli alginın aksine, piyasa açılışında yüksek ve kapanışa doğru düşük spreadler ile spreadlerde S-şekilli bir model tespit etmiştir.

Kalaycı vd. (2017) 2000 yılından bu yana önemli bir büyüme gösteren portföy optimizasyonunda Genetik Algoritmaların (GA) kullanımını incelemiştir. Toplam 44 makaleyi kapsayan geniş çaplı incelemeleri, GA'nın ortalama-varyans portföy optimizasyonu problemlerinde nasıl uygulandığını vurgulamıştır. GA çerçevesindeki gelişmelerin yavaşladığını belirten araştırmacılar, daha etkin algoritmik tasarımlar ve yazılım uygulamaları için kıyaslama temelli karşılaştırmaların gerekliliğini öne sürmüşlerdir. Ayrıca, portföy optimizasyon problemlerinin çözümünde GA'nın diğer sezgisel, kesin ve meta-sezgisel yöntemlerle karşılaştırılmasının gelecekteki araştırmalarda faydalı olabileceğini belirtmişlerdir.

Vo & Yost-Bremm (2020), yüksek frekanslı ticaret stratejileri geliştirmek için Tasarım Bilimi Araştırma paradigmasını kullanarak, özellikle Bitcoin gibi gelişen kripto para birimlerine odaklanmıştır. Makine öğrenimi (ML) algoritmalarını ve finansal göstergeleri kullanarak,



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

geliştirdikleri stratejiyi başka bir popüler ML algoritması ve döviz cinsinden örneklem dışı ticaretle karşılaştırmışlardır. Bulguları, stratejilerinin etkinliğini göstermenin yanı sıra, ticaret modellerinin ekonomik faydalarını ve geliştirme sürecini açıklayıcı ve kuralcı bir şekilde vurgulayarak bu alana önemli bir katkı sağlamıştır.

MacKenzie (2018) yüksek frekanslı alım satım (HFT) uygulayıcılarıyla yaptığı görüşmelere dayanan araştırması ile, HFT'de 'yapma' (teklif ve teklif ekleme) ve 'alma' (mevcut teklif ve tekliflere karşı işlem yapma) arasında önemli bir ayrım olduğunu tespit etmiştir. Çalışma, bu iki tür algoritmanın etkileşimini araştırmış, maddi etkileşimlerini ve bu etkileşim üzerindeki hava durumu gibi beklenmedik etkileri vurgulamıştır. Bu makale, HFT'nin "maddi ekonomi politliğini" vurgulayarak, maddi düzenlerin ticareti ekonomik açıdan önemli şekillerde nasıl şekillendirdiğinin altını çizmiştir.

Cartea vd. (2018) yatırımcının bilgiyi işlemek ve limit emirleri göndermek için üstün hız kullandığı yüksek frekanslı bir ticaret stratejisi geliştirmiştir. Çalışma, karşılıklı olarak heyecan verici çok faktörlü bir süreç ortaya koyarak, piyasa emirlerindeki geri bildirim etkilerini ve limit emir defterindeki (LOB) değişiklikleri hesaba katmıştır. Model, ters seçimden kaçınmak ve yönlü stratejilerden kâr elde etmek için alım satım stratejilerine kısa vadeli sapma öngörücülerinin dahil edilmesinin önemini vurgulamıştır.

Uğur vd. (2018) gerçek zamanlı bir algoritmik alım satım prototipinin geliştirilmesini özetledi. Sistem, algoritmik ticaret yoluyla portföy tekniklerini analiz etmek ve optimize etmek için gerçek piyasa verileri de dahil olmak üzere veri üretmek ve kullanmak üzere tasarlanmıştır. Bu çalışma, fiyatlandırma, simülasyon, risk analizi ve optimizasyon gibi çeşitli finans mühendisliği unsurlarının prototipin işleyişine entegre edilmesini vurgulayarak sistemin esnekliğini ve gelişim potansiyelini ortaya koymuştur.

Li vd. (2019) algoritmik ticarete özellik çıkarma ve ticaret stratejisi tasarımının zorluklarını ele almıştır. Piyasa temsillerini çıkarmak ve finansal zaman serisi bağımlılıklarını ele almak için yığılmış gürültü arındırma oto kodlayıcıları (SDAE'ler) ve uzun kısa süreli bellek (LSTM) ağlarını kullanan derin takviyeli öğrenmeye (DRL) dayalı yeni bir ticaret aracı önerdiler. Pozisyon kontrollü eylem ve n-adımlı ödül mekanizmalarını içeren ticaret araçları, hisse senedi ve vadeli işlem piyasalarında temel modelleri geride bırakarak üstün performans ve istikrarlı riske göre ayarlanmış getiriler göstermiştir.

Ponomarev vd. (2019) algoritmik ticarete güçlendirilmiş öğrenme yöntemlerinin uygulanması üzerine bir araştırma gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışma, borsa ticaretini Markov özelliklerine sahip bir oyun olarak tanımlamış ve çeşitli sinir ağı mimarileriyle asenkron avantajlı aktör-eleştiri yöntemine dayalı bir ticaret sistemini geliştirmiştir. Araştırma, sabit hacimli bir finansal enstrümanın alım satımına odaklanarak, sistemi anonimleştirilmiş gerçek veriler üzerinde test etmiştir. Geliştirilen en etkili mimari, RTS Endeksi vadeli işlemleri için komisyon dahil yıllık %66'lık kayda değer bir kârlılık sağlamıştır.

Hansen (2020) algoritmik ticaret ve yatırım yönetiminde makine öğrenimi modellerinin artan kullanımını incelemiştir. Makine öğrenimi kullanan kuantumcularla yapılan görüşmelere dayanarak, alım satım algoritmalarının geliştirilmesinde model karmaşıklığının yönetimi üzerine odaklanmıştır. Hansen, aşırı model karmaşıklığının önlenmesi için Ockham'ın usturasının sezgisel bir aracın yanı sıra modelleme sürecinde insan kontrolü ve



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

yorumlanabilirlik düzeyini sağlamada kullanıldığını vurgulamıştır. Bu çalışma, veri ve model odaklı finans sektöründe insan etkileşiminin gelişen rolüne dair anlayışı geliştirmektedir.

Pricope (2021) derin pekiştirmeli öğrenmenin (DRL) finans alanında, özellikle otomatikleştirilmiş düşük frekanslı kantitatif hisse senedi alım satımında yapay zeka alt alanındaki ilerlemesini değerlendirmiştir. Makale, DRL ajanlarının karmaşık oyunlarda başarılı olmasına rağmen, hisse senedi alım satımındaki uygulamalarının henüz erken aşamada olduğuna dikkat çekmiştir. Çoğu çalışma, temel stratejilere göre istatistiksel iyileştirmeler sunmuş ancak önemli ölçüde kârlılık sağlamamıştır. Makalede, gerçek zamanlı ticaret ortamlarında daha fazla deneysel test yapılması ve DRL ajanları ile insan tüccarlar arasında karşılaştırmalar yapılması gerektiği vurgulanmıştır.

Théate & Ernst (2021) algoritmik ticaretin zorluklarına yönelik olarak derin pekiştirmeli öğrenmeye (DRL) dayalı yeni bir yaklaşım tanıtmıştır. Popüler DQN algoritmasından esinlenerek, ancak algoritmik ticaret için önemli derecede uyarlanmış Trading Deep Q-Network (TDQN) algoritmasını geliştirmişlerdir. Araştırmada, takviyeli öğrenme ajanını eğitmek için sınırlı borsa geçmiş verilerinden yapay yörüngelerin oluşturulmasının önemine dikkat çekilmiştir. Ayrıca, TDQN algoritmasının çeşitli borsalarda umut verici sonuçlar sergilediği ve titiz bir performans değerlendirme metodolojisi önerildiği belirtilmiştir.

Hatch vd. (2021) 2002-2013 yılları arasında algoritmik ticaretin firma değeri üzerindeki etkilerini incelemişlerdir. Araştırma, algoritmik ticaretin, hisse senedi likiditesi, kendine özgü volatilité ve çarpıklık gibi faktörler aracılığıyla firma değeri üzerinde olumlu bir etki yaptığını bulmuştur. Çalışma, New York Borsası'nda otomatik kotasyonun ortaya çıkışını dışsal bir şok olarak kullanarak, bu olumlu etkileri kanıtlamış ve daha büyük firmalar için ile algoritmik ticaret yoğunluğunun daha yüksek olduğu dönemlerde bu etkilerin daha güçlü olduğuna dikkat çekmiştir.

Aloud & Alkhomees (2021) Takviyeli Öğrenme (RL) kullanarak dinamik algoritmik ticaret için yeni bir yaklaşım önermiş ve DCRL ticaret stratejisini geliştirmiştir. Bu strateji, dinamik bir DC eşliği ile Yönlü Değişim (DC) olay yöntemini ortam durumlarının temsili için kullanmış ve Q-öğrenme algoritmasını eğitimde kullanmıştır. DCRL stratejisi, beş yıllık gerçek borsa verileri üzerinde değerlendirilmiş ve dalgalı piyasada önemli alım satım getirileri ve iyileştirilmiş Sharpe Oranları sergilemiştir.

Tao vd. (2021) 2016 ve 2019 yılları arasında ABD'deki robo danışmanların riske göre ayarlanmış performansını geleneksel yatırım fonlarıyla karşılaştırmışlardır. Bulguları, robo danışmanların hisse senedi, sabit gelir, para piyasası ve hibrit fonların yanı sıra üç önde gelen hisse senedi endeksine göre daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur. Çalışma, robo danışmanların erişilebilir, uygun maliyetli tavsiye sağlama konusundaki etkinliklerini ve riske göre ayarlanmış terimlerdeki üstün performanslarını vurgulamıştır.

Sazu (2022) borsada en uygun alım satım pozisyonlarını belirlemek için derin makine öğrenimi (DRL) tabanlı bir yöntem tanıtmıştır. Çalışma, algoritmik ticarete uyarlanmış ve DQN algoritmasından esinlenen yeni bir DRL ticaret politikası olan Trading Deep Q-Network (TDN) algoritmasını geliştirmiştir. Bu ticaret politikasının eğitimi, sınırlı borsa geçmiş verilerinden yapay yörüngeler oluşturularak gerçekleştirilmiştir. Sazu, yeni ve titiz bir performans





Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

değerlendirme metodolojisi önermiş ve TDN algoritmasının umut verici sonuçlarını sunmuştur.

Shavandi & Khedmati (2022) tarafından yapılan araştırma, finansal piyasaların karmaşık ve dinamik doğasına uygun olarak algoritmik ticaret için çok etmenli bir derin takviye öğrenme çerçevesini önermiştir. Bu çerçevede her ajan, belirli zaman dilimlerinde alım satım konusunda uzmanlaşarak, hiyerarşik bilgi akışı ve finansal zaman serisi gürültüsüne karşı sağlık sunmuştur. Çalışmada Derin Q-öğrenme algoritması kullanılarak eğitim yapılmış ve çerçeve EUR/USD döviz çifti tarihsel veri kümesi üzerinde test edilmiştir. Sonuçlar, çok etmenli yaklaşımın tek etmenli yaklaşımlardan ve bazı karşılaştırma stratejilerinden daha iyi performans gösterdiğini ve algoritmik ticaret için çeşitli zaman dilimlerinde uygun olduğunu göstermiştir.

Massei (2023) algoritmik ticaretin finansal piyasalardaki dönüştürücü etkisini analiz etmiştir. Çalışma, algoritmik ticaret stratejilerinin gelişimini izleyerek, bunların piyasalar, tüccarlar ve şirketler üzerindeki etkilerini ve risklerini incelenmiştir. Araştırma ayrıca, piyasa başarısızlıklarını ve manipülasyonları önlemek için düzenleyici tedbirleri ele almıştır. Massei, 2010 yılında yaşanan Flash Crash olayının detaylı bir analizini sunarak, algoritmik ticaretin bu önemli piyasa olayına nasıl katkıda bulunduğunu ve sonrasında uygulanan düzenleyici önlemleri araştırmıştır.

Zulkifli vd. (2023) 2010-2020 yılları arasındaki makaleleri kapsayan bir literatür taraması yaparak, Teknik Göstergeleri (TI) kullanarak Algoritmik Ticaret Sistemleri (ATS) geliştirmede Yapay Zekâ (YZ) uygulamalarını incelemiştir. İnceleme, ATS geliştirmede birden fazla TI ile Genetik Algoritma'nın (GA) ağırlıklı olarak kullanıldığını ortaya koymuştur. Çalışma, ATS geliştirme alanında daha fazla araştırma yapılmasını ve YZ'de TI'leri kullanmanın potansiyel faydalarını vurgulamıştır.

Adegboye vd. (2023) birden fazla DC tabanlı ticaret stratejisinden gelen önerileri optimize etmek için bir genetik algoritma (GA) kullanılmasını önermiştir. Bu stratejiler, trend dönüşlerini tahmin etmek için sınıflandırma ve regresyon tekniklerini birleştirmiştir. Araştırmada, 20 döviz piyasasından elde edilen veriler kullanılarak algoritma test edilmiş ve GA'nın hem DC hem de DC olmayan karşılaştırma ölçütlerine göre getiri ve risk açısından önemli ölçüde daha iyi performans gösterdiği bulunmuştur. Bu sonuçlar, çok eşikli DC'leri etkili bir algoritmik ticaret tekniği olarak öne çıkarmıştır.

Liu vd. (2023) algoritmik ticarete çok tipli verilerden borsa ortamını doğru bir şekilde temsil etme zorluğunu ele almıştır. Hisse senedi verilerini, teknik göstergeleri ve mum grafiklerini entegre eden derin takviyeli öğrenme (MSF-DRL) ile çok tipli bir veri füzyon çerçevesi önermişlerdir. MSF-DRL çerçevesi, özellikleri çıkarmak için LSTM ağları, CNN ve BiLSTM kullandı ve bunlar daha sonra ticaret kararları almak için RL modülü için girdi olarak kullanıldı. Çerçeve, Çin hisse senetleri ve S&P 500'den bazı hisse senetleri veri kümeleri üzerinde test edilmiş ve diğer alım satım stratejilerine kıyasla kâr elde etme ve daha yüksek bir Sharpe oranı elde etme konusundaki etkinliğini göstermiştir.



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

#### 4. Metodoloji

Metodoloji bölümü, BİST100 endeksinde algoritmik ticaret için derin öğrenme modelinin ve işlem algoritmasının tasarlanması ve uygulanmasında kullanılan yapılandırılmış yaklaşımı açıklamaktadır.

##### 4.1. Veri Toplama

Veri odaklı her modelin temel taşı, uygun verilerin elde edilmesi üzerine inşa edilir. Bu çalışmada, BİST100 endeksinde yer alan çeşitli sektörlerden hisse senetlerinin yanı sıra kritik finansal göstergeleri de kapsayan geniş bir yelpazede veri temin edilmiştir. Veri toplama süreci Ağustos 2022'den Aralık 2023'e kadar olan zaman dilimini ve toplam 270 işlem gününü kapsamaktadır. Toplanan veriler aşağıdaki bileşenleri içermektedir:

Hisse Senetleri ve Sektörler: Tabloda gösterilen çeşitli sektörleri temsil eden seçilmiş hisse senetleri için veriler elde edilmiştir.

**Tablo 1: Portföydeki Hisse Senetleri ve Sektörleri**

Hisse Senedi	Sektör
Yapı ve Kredi Bankası	Bankacılık
Ereğli Demir Çelik	Demir Çelik
Zorlu Enerji	Enerji
Hektaş	Üretim
Aselsan	Teknoloji

Piyasa Endeksi: Hisse senedi verilerine bağlam sağlamak için daha geniş piyasa eğilimini temsil eden BİST100 endeksi dahil edilmiştir.

Döviz Kuru: Piyasa ve belirli menkul kıymetler üzerindeki potansiyel etkisi göz önünde bulundurularak USDTRY döviz kuru da dikkate alınmıştır.

##### 4.2. Veri Ön İşleme

Ön işleme aşamasında, etkili model eğitimi için verilerin rafine edilmesi amacıyla bir dizi kritik adım uygulanmıştır. Öncelikle, veri setinde eksik değerlerin olmadığından emin olunmuş, bu sayede veri tamamlama işlemine ihtiyaç duymadan analizin bütünlüğü korunmuştur. Küresel bir analitik bakış açısı sağlamak ve para birimi etkilerini dikkate almak amacıyla BİST100 değerleri ABD dolarına dönüştürülmüş ve yeni bir değişken olarak modele eklenmiştir.

Ön işleme aşamasının önemli bir parçası olarak, her bir endeksin kapanış değerleri bir gün kaydırılmıştır. Bu düzenleme, zaman serisi tahmininde yaygın bir uygulama olan mevcut günün bilgilerini kullanarak bir sonraki günün kapanış fiyatını tahmin etmek amacıyla yapılmıştır. Finansal zaman serilerindeki zamansal bağımlılıkları yakalayabilmek için, kapanış değerlerinin on gün gecikmeli hali veri setine eklenmiştir. Gecikme özellikleri, zaman serisi analizinde kritik



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

öneme sahip olup, geçmiş eğilimleri ve kalıpları anlamakta ve gelecekteki hareketleri göstergesi olarak kullanılmaktadır.

Ayrıca, hedef değişken olan bir sonraki kapanış verisini ayrıştırmak için birleştirilmiş ampirik mod ayrıştırması (EMD) kullanılarak farklı frekans seviyelerindeki sinyaller elde edilmiştir. Bu ileri düzey sinyal işleme tekniği, modelin verilerdeki içsel örüntüleri daha etkin bir şekilde tespit etmesine ve bu örüntülerden öğrenmesine katkı sağlamıştır. Son olarak, normalleştirme işlemi için Min-Max Scaler kullanılarak, derin öğrenme modelinin farklı finansal ölçütlerin ölçeğine göre önyargılı olmaması sağlanmıştır. Bu ölçeklendirme işlemi, sinir ağlarının verileri daha etkin bir şekilde işlemesine yardımcı olmakta ve model eğitimini kolaylaştırmaktadır.

### 4.3. Tahminler için Derin Öğrenme Modeli

BİST100 endeksinde algoritmik ticaret için özel olarak tasarlanan derin öğrenme modelinin oluşturulması, hisse senedi fiyat tahmini için gelişmiş yapay zekâ tekniklerinden yararlanma yolunda önemli bir adımı temsil etmektedir. Python programlama dili üzerine kurulmuş Keras Kütüphanesi'ndeki Structured Data Regressor çerçevesi içinde geliştirilen bu model, yapılandırılmış veri girdilerinin işlenmesini ve yorumlanmasını optimize eden titizlikle yapılandırılmış bir yaklaşım içermektedir. Modelde kullanılan sinir ağı katmanları tabloda gösterilmiştir.

**Tablo 2: Model Konfigürasyonu**

Katman	Açıklama
Girdi Katmanı	Hisse senedi fiyat tahmini için 21 özelliği işler
Çok Kategorili Kodlama Katmanı	Kategorik değişkenleri kodlar
Normalleştirme Katmanı	Ölçeğe göre yanlılığı önlemek için girdileri standartlaştırır
Yoğun Katman 1	128 nöron, ardından ReLU aktivasyonu
Yoğun Katman 2	16 nöron, ardından ReLU aktivasyonu
Bırakma Katmanı	Aşırı uyumu önlemek için 0,5 bırakma oranı
Regresyon Kafası	Nihai tahmin çıktısı için tek nöron

Bu çalışmada, modelin eğitim, test ve doğrulama süreçlerine sırasıyla yüzde 75, yüzde 15 ve yüzde 10 oranında veri tahsis edilerek tahmin performansı kapsamlı bir şekilde değerlendirilmiştir. Model, maksimum 1000 deneme ve 100 epoch süresince kapsamlı hiper parametre ayarlamasına tabi tutularak, adaptif yeteneklerinin desteklenmesi ve performansının optimizasyonu amaçlanmıştır. Bu titiz ayarlama süreci, modelin en üst düzeyde etkinleştirilmesine katkı sağlamıştır.

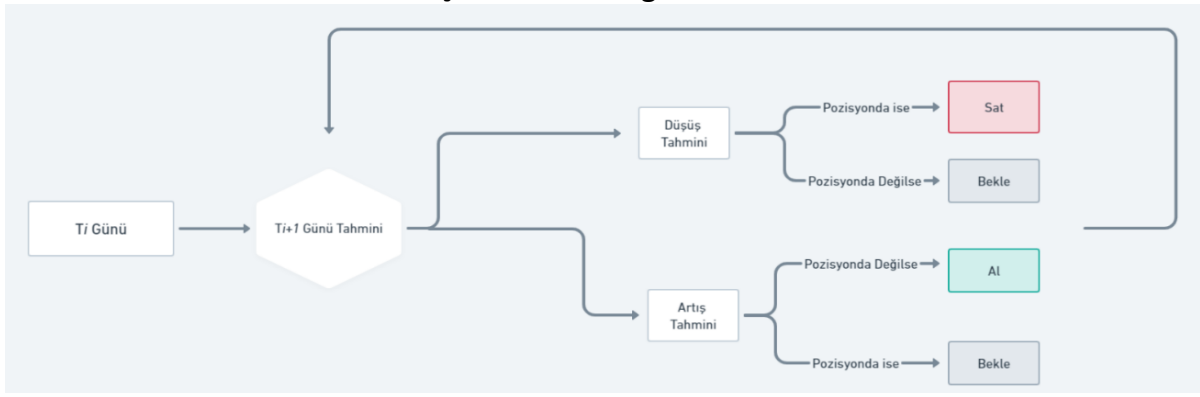
### 4.4. Alım Satım Algoritması

Algoritmanın etkinliği, altında yatan karar verme mantığının doğruluğu ve mantıklılığına bağlıdır. Burada ele alınan Tahmine Dayalı İşlem Algoritması (TDIA), işlemleri gerçekleştirmek üzere derin öğrenme tabanlı tahminlerden faydalanarak sıralı bir karar verme çerçevesi üzerinde çalışmaktadır. TDIA'nın mantığı, fiyat hareketlerinin öngörülmesine dayanmakta ve

önceden tanımlanmış derin öğrenme modelinin sağladığı tahminsel içgörülerden yararlanmak üzere tasarlanmıştır.

TDİA'nın merkezinde, operasyonel yürütmeyi yönlendiren iki anahtar karar verme kriteri bulunmaktadır: tahmini durum ve pozisyonel durum. Tahmini durum, yaklaşan işlem seansı için yapılacak yön tahmini ile belirlenirken, pozisyonel durum, algoritmanın belirli bir hisse senedindeki mevcut pozisyonunu yansıtmaktadır. Bu iki kriter, algoritmanın alım satım kararlarını yönlendirmede kritik bir rol oynamaktadır.

Şekil 1: TDİA Algoritması



BİST100 endeksinde algoritmik ticaret için kullanılan derin öğrenme algoritmasının yürütme protokolü aşağıdaki kurallara dayanmaktadır:

1. Satın Alma Kuralı: Eğer model, mevcut günün tahminine (T0) göre bir sonraki işlem günü (T+1) için hisse senedi fiyatında artış öngörüyor ve TDİA o hisse senedinde bir pozisyona sahip değilse, bir satın alma emri tetiklenmektedir. Bu eylem, beklenen fiyat artışından yararlanma niyetine dayanmaktadır.
2. Tutma Kuralı-Pozitif Tahmin: Model, bir sonraki gün için süregelen bir fiyat artışı öngörüyor ve TDİA o hisse senedinde zaten bir pozisyona sahipse, algoritma mevcut pozisyonu korumayı tercih etmektedir. Bu karar, devam eden yukarı yönlü eğilimden faydalanma amacına uygun olarak alınmaktadır.
3. Satış Kuralı: Model, bir sonraki gün için hisse senedi fiyatında düşüş öngörüyor ve TDİA'nın o hisse senedinde mevcut bir pozisyonu varsa, algoritma satış emri vermektedir. Bu hareket, olası değer kaybını önlemek ya da kâr realizasyonu amacıyla stratejik olarak gerçekleştirilmektedir.
4. Tutma Kuralı-Negatif Tahmin: Model, bir sonraki gün için fiyat düşüşü öngörüyorsa ve TDİA'nın o hisse senedinde pozisyonu yoksa, algoritma yeni bir işlem başlatmaktan kaçınmaktadır. Bu şekilde, tahmin edilen düşüş sırasında riskten kaçınılmaktadır.

TDİA'nın içinde yer alan algoritmik mantık, derin öğrenme modeli tarafından sağlanan detaylı tahminlere dayalı olarak dinamik bir şekilde pozisyon ayarlamak üzere tasarlanmıştır.

Algoritma, risk yönetimine disiplinli bir yaklaşım getirerek, riske göre ayarlanmış getiri hedefleriyle uyumlu olduğunda seçici alım satım yapmaktadır.

## 5. Sonuçlar

Bu bölümde, BİST100 endeksinde algoritmik ticaret için geliştirilen Tahmine Dayalı Eylem Tabanlı Alım Satım Algoritması'nın (TDİA) performansını ölçmek amacıyla belirlenen kriterler ve kullanılan metodolojiler açıklanmaktadır.

### 5.1. Derin Öğrenme Algoritması Tahminleri

Algoritmanın tahmin performansı, BİST100 'de yer alan YAPI VE KREDİ BANKASI (YKBNK), EREĞLİ DEMİR ÇELİK (EREGL), ZORLU ENERJİ (ZOREN) ve ASELSAN (ASELSAN) hisseleri üzerinden incelenmiştir. Görsel olarak sunulan grafikler hem test hem de doğrulama veri kümeleri için gerçek kapanış fiyatları ile tahmin edilen kapanış fiyatlarını karşılaştırmaktadır. Bu karşılaştırma, algoritmanın piyasa dinamiklerini ne ölçüde doğru bir şekilde tahmin edebildiğini göstermektedir ve algoritmanın tahmin performansının objektif bir değerlendirmesini sağlamaktadır.

Şekil 2: Model Tahminleri



Tüm beş varlık için yapılan incelemeler, modelin test veri setinde genellikle üstün performans sergilediğini, ancak doğrulama veri setinde performansının azaldığını ortaya koymaktadır. Yine de işlem stratejisinin bir sonraki gün için tahminler yapmak üzere kurulması göz önüne alındığında, gerçek ve tahmin edilen değerler arasında bir miktar sayısal farklılık olsa da tahminlerin doğru yönde olması avantaj sağlamaktadır. Bu bağlamda, grafiklerdeki uyumdan çok, algoritmanın temeli olarak tahminlerin yönünün doğruluğu ön plana çıkmaktadır.

### 5.2. Alım Satım Sonuçları

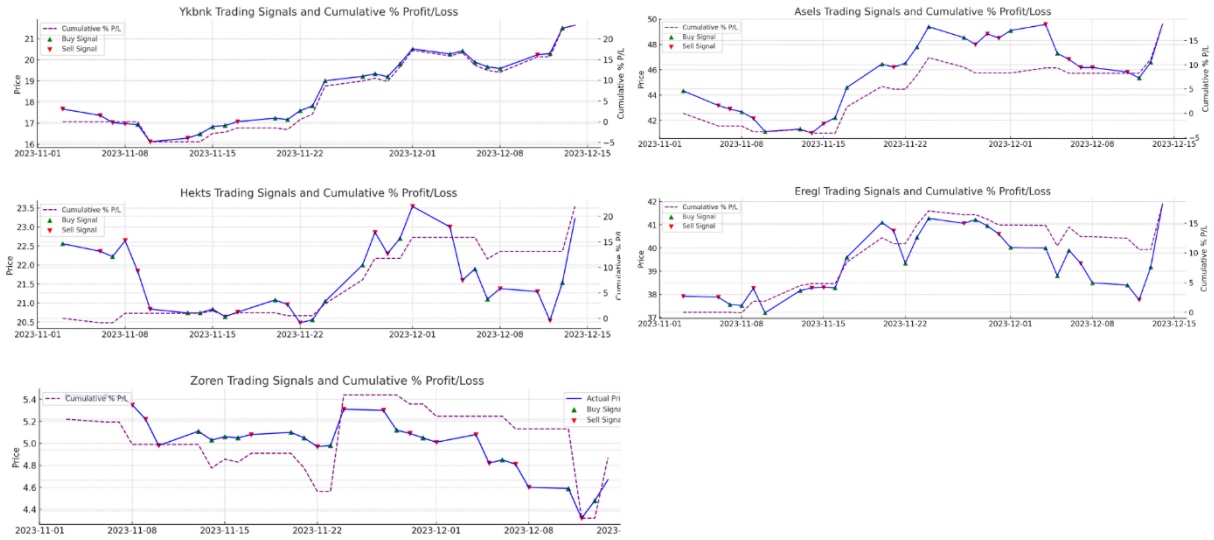
Ticaret algoritması, kesirli hisse alımı ve işlem maliyetlerinin önemsiz sayılması gibi iki önemli varsayıma dayanmaktadır. Simülasyon ortamı, kesirli hisse alımlarına olanak tanıyacak şekilde düzenlenmiştir. Bu özellik, sermayenin daha verimli kullanılmasını ve bütçenin tamamının kullanılmasını sağlamıştır.

Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscoeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

İşlem maliyetlerinin simülasyondan çıkarılması, modelin ve algoritmanın brüt kâr ve zararına odaklanmayı sağlamıştır. Ancak, işlem maliyetlerinin göz ardı edilmesi, yüksek frekanslı ticaret senaryolarında net getiriler üzerinde önemli etkileri olabileceği ve bu nedenle gerçek dünya uygulamalarında idealize edilmiş kârlılık projeksiyonlarının zayıflayabileceği anlamına gelmektedir.

TDİA'nın BİST100 endeksinde seçilen hisse senetlerine uygulanarak elde edilen finansal performans, algoritmanın öngörüsül zekasını göstermektedir. Görsel, her bir hisse senedi için elde edilen kâr/zarar, kümülatif kâr/zarar grafiklerinin yorumlanması ve belirlenen bir karşılaştırma ölçütüne göre yapılan karşılaştırmalı analizi göstermektedir. Bu analiz, algoritmanın tahminlerinin ve alım satım stratejisinin etkinliğine dair değerli bilgiler sunmaktadır.

**Şekil 3: Portföyün Tarihsel Getirisi**



Grafikler, simülasyon süresince elde edilen kümülatif kar veya zararın yanı sıra, her bir hisse senedinin fiyat hareketlerini göstermektedir. Alım ve satım sinyallerinin belirlendiği dönüm noktaları, algoritmanın piyasa koşullarındaki değişimlere nasıl tepki verdiğini açıkça ortaya koymaktadır. Alım ve satım emirlerinin stratejik uygulanması sonucunda kümülatif kar/zarar çizgisinde gözlemlenen artış, algoritmanın zaman içinde portföy değerini nasıl artırdığını kanıtlamaktadır.

**Tablo 3: Nihai Portföy Getirisi**

Hisse Senedi	Kâr/Zarar
YKBNK	23,28%
HEKTS	21,96%
ASELS	18,36%



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaoconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

EREGL	18,24%
ZOREN	-2,51%
Ortalama Kâr	15,87%

TDİA, 30 iş günü süresince tüm hisse senetlerinde ortalama yüzde 15,87 kar marjı ile başarılı bir performans sergilemiştir. Bu oran, toplam performans analizinde, derin öğrenme temelli algoritmik ticaret stratejilerinin etkinliğine dair kuvvetli bir kanıt sunmaktadır. BİST100 endeksi altındaki farklı sektörler üzerinden gerçekleştirilen detaylı hisse değerlendirmeleri, algoritmanın adaptasyon kabiliyeti ve güvenilirliğini ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, ZOREN hissesinde yaşanan zarar, modelin sektör spesifik optimizasyonlara ve tahmin doğruluğunu iyileştirecek ek piyasa verilerinin entegrasyonuna açık olduğuna dikkat çekmektedir.

Bu analizle desteklenen bulgular, TDİA'nın algoritmik ticaret araçları arasında öne çıkabileceğini göstermektedir. Ayrıca, bu yöntemin piyasaların geniş bir bölümüne uygulanabilirliği ve ölçeklenebilirliği konusunda yeni araştırmaları ve tartışmaları teşvik edeceği anlaşılmaktadır.

## 6. Sonuç

Bu çalışma, BİST100 endeksinde algoritmik ticaret için derin öğrenme tabanlı bir modelin geliştirilmesini ve uygulanmasını ele alarak, algoritmik ticaret ve derin öğrenme tekniklerinin finansal piyasalarda kullanımına dair önemli bulgular sunmaktadır. Çalışmanın amacı, hisse senedi fiyat tahmini ve alım satım stratejilerinin performansını artırmak için Tahmine Dayalı İşlem Algoritması'nı (TDİA) kullanmaktır. Elde edilen sonuçlar, derin öğrenme tabanlı algoritmaların finansal piyasalar üzerindeki etkisini ve potansiyelini vurgulamaktadır.

Çalışmanın metodolojisi üç ana aşamadan oluşmaktadır: veri toplama, veri ön işleme ve model geliştirme. Veri toplama aşamasında, Ağustos 2022 ile Aralık 2023 arasındaki 270 işlem gününü kapsayan BİST100 endeksinde ait veriler kullanılmıştır. Farklı sektörlerden seçilen hisse senetleri (Yapı ve Kredi Bankası, Ereğli Demir Çelik, Zorlu Enerji, Hektaş, Aselsan) analiz edilmiştir. Ek olarak, piyasa endeksi ve USD/TRY döviz kuru verileri de toplanmıştır.

Veri ön işleme aşamasında, eksik değerlerin bulunmadığı veriler normleştirilmiş ve ölçeklendirilmiştir. Her bir hisse senedinin kapanış değerleri bir gün kaydırılmış ve on günlük gecikmeli kapanış değerleri veri setine eklenmiştir. Birleştirilmiş Empirik Mod Ayrıştırması (EMD) kullanılarak hedef değişken olarak bir sonraki kapanış verisi ayrıştırılmıştır. Min-Max Scaler kullanılarak veriler normleştirilmiştir.

Model geliştirme aşamasında, derin öğrenme modeli Keras kütüphanesi kullanılarak Python programlama dilinde geliştirilmiştir. Model, 21 özellikli girdi katmanı, kategorik değişkenler için çok kategorili kodlama katmanı, normleştirme katmanı, 128 nöronlu ve 16 nöronlu iki yoğun katman, ReLU aktivasyon fonksiyonları ve 0.5 bırakma oranlı bırakma katmanı içermektedir. Eğitim, test ve doğrulama veri kümeleri için sırasıyla %75, %15 ve %10 oranında veri tahsis edilmiştir. Model, 1000 deneme ve 100 epoch boyunca hiper parametre ayarlaması ile optimize edilmiştir.



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

TDİA, hisse senedi fiyatlarını tahmin etmede ve bu tahminlere dayalı olarak alım satım kararları vermede önemli başarılar elde etmiştir. Algoritma, belirlenen kurallar çerçevesinde çalışarak, tahmin edilen fiyat artışlarına göre satın alma, mevcut pozisyonları koruma ve fiyat düşüşlerine göre satış kararları almıştır.

Algoritmanın uygulama sonuçları, BİST100 endeksinde seçilen hisse senetleri üzerinden analiz edilmiştir. Sonuçlar, modelin test veri setinde üstün performans sergilediğini, doğrulama veri setinde ise performansının bir miktar düştüğünü göstermektedir. Ancak, alım satım stratejisinin bir sonraki gün için tahminler yapmak üzere kurulması göz önüne alındığında, tahminlerin doğru yönde olması, modelin etkinliğini artırmaktadır.

TDİA, tüm hisse senetlerinde ortalama %15,87 kâr marjı ile başarılı bir performans sergilemiştir. Ancak, Zorlu Enerji (ZOREN) hissesinde yaşanan zarar, modelin bazı sektörlerde daha fazla optimizasyona ihtiyaç duyduğunu göstermektedir.

Bu çalışmanın başarılarına rağmen, algoritmanın varsayımlarından kaynaklanan sınırlamalar göz ardı edilemez. Kesirli hisse alımının mümkün olduğu ve işlem maliyetlerinin olmadığı varsayımları, algoritmanın gerçek dünya piyasalarında uygulanabilirliğini sınırlayabilir. Yüksek frekanslı ticaret senaryolarında, işlem maliyetlerinin önemli etkileri olabilir.

Gelecekteki çalışmalar, TDİA'nın gerçek zamanlı ticaret ortamlarında uygulanmasını ve farklı piyasalara genişletilmesini içerebilir. Alternatif derin öğrenme mimarilerinin araştırılması, tahmin doğruluğu ve alım satım performansında iyileştirmeler sağlayabilir. Bu çalışma, algoritmik ticaretin potansiyelini ve sınırlarını ortaya koymakta ve bu alanda gelecekteki araştırmalara yol göstermektedir.

## Kaynakça

- Adegboye, A., Kampouridis, M. & Otero, F. (2023). Algorithmic Trading with Directional Changes. *Artificial Intelligence Review*, 56(6), 5619-5644. <https://doi.org/10.1007/S10462-022-10307-0/TABLES/14>
- Aloud, M. E. & Alkhamees, N. (2021). Intelligent Algorithmic Trading Strategy Using Reinforcement Learning and Directional Change. *IEEE Access*, 9, 114659-114671. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3105259>
- Boehmer, E., Fong, K. & Wu, J. J. (2015). Algorithmic Trading and Market Quality: International Evidence. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 56(8), 2659-2688. <https://doi.org/10.1017/S0022109020000782>
- Cartea, Á., Jaimungal, S. & Kinzebulatov, D. (2016). Algorithmic Trading with Learning. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 19(4). <https://doi.org/10.1142/S021902491650028X>
- Cartea, Á., Jaimungal, S. & Ricci, J. (2018). Algorithmic Trading, Stochastic Control, and Mutually Exciting Processes. *SIAM Review*, 60(3), 673-703. <https://doi.org/10.1137/18M1176968>





- Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscoeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129
- Chaboud, A. P., Chiquoine, B., Hjalmarsson, E. & Vega, C. (2014). Rise of the Machines: Algorithmic Trading in the Foreign Exchange Market. *The Journal of Finance*, 69(5), 2045-2084. <https://doi.org/10.1111/JOFI.12186>
- Çankal, A. & Yakut, E. (2016). Portfolio Optimization Using of Methods Multi Objective Genetic Algorithm and Goal Programming: An Application in BIST-30. *Business and Economics Research Journal*, 7(2), 43-43. <https://doi.org/10.20409/BERJ.2016217495>
- Garcia, D. & Schweitzer, F. (2015). Social Signals and Algorithmic Trading of Bitcoin. *Royal Society Open Science*. <https://doi.org/10.1098/rsos.150288>
- Hansen, K. B. (2020). The Virtue of Simplicity: On Machine Learning Models in Algorithmic Trading. *Big Data & Society*. <https://doi.org/10.1177/2053951720926558>
- Hatch, B. C., Johnson, S. A., Wang, Q. E. & Zhang, J. (2021). Algorithmic Trading and Firm Value. *Journal of Banking & Finance*, 125, 106090. <https://doi.org/10.1016/J.JBANKFIN.2021.106090>
- Kalaycı, C. B., Ertenlice, O., Akyer, H. & Aygören, H. (2017). Ortalama-Varyans Portföy Optimizasyonunda Genetik Algoritma Uygulamaları Üzerine Bir Literatür Araştırması. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 23(4), 470-476. <https://gcris.pau.edu.tr/handle/11499/43710>
- Kelejian, H. H. & Mukerji, P. (2016). Does High Frequency Algorithmic Trading Matter for Non-AT Investors?. *Research in International Business and Finance*, 37, 78-92. <https://doi.org/10.1016/J.RIBAF.2015.10.014>
- Koegelenberg, D. J. C. & van Vuuren, J. H. (2024). A Dynamic Price Jump Exit and Re-Entry Strategy for Intraday Trading Algorithms Based on Market Volatility. *Expert Systems with Applications*, 243, 122892. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2023.122892>
- Li, Y., Zheng, W. & Zheng, Z. (2019). Deep Robust Reinforcement Learning for Practical Algorithmic Trading. *IEEE Access*, 7, 108014-108021. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932789>
- Liu, P., Zhang, Y., Bao, F., Yao, X. & Zhang, C. (2023). Multi-Type Data Fusion Framework Based on Deep Reinforcement Learning for Algorithmic Trading. *Applied Intelligence*, 53(2), 1683-1706. <https://doi.org/10.1007/S10489-022-03321-W/TABLES/15>
- Lu, B., Hao, S., Pinedo, M. & Xu, Y. (2021). Frontiers in Service Science: Fintech Operations-An Overview of Recent Developments and Future Research Directions. *Service Science*. <https://doi.org/10.1287/serv.2021.0270>
- MacKenzie, D. (2018). 'Making', 'Taking' and the Material Political Economy of Algorithmic Trading. *Economy and Society*, 47(4), 501-523. <https://doi.org/10.1080/03085147.2018.1528076>
- Massei, G. (2023). *Algorithmic Trading: An Overview and Evaluation of Its Impact on Financial Markets*. <http://dspace.unive.it/handle/10579/23509>
- Ponomarev, E. S., Oseledets, I. V., & Cichocki, A. S. (2019). Using Reinforcement Learning in the Algorithmic Trading Problem. *Journal of Communications Technology and*



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscoeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

*Electronics*, 64(12), 1450-1457.  
<https://doi.org/10.1134/S1064226919120131/FIGURES/7>

Pricope, T.-V. (2021). *Deep Reinforcement Learning in Quantitative Algorithmic Trading: A Review*. <https://arxiv.org/abs/2106.00123v1>

Sazu, M. H. (2022). How Machine Learning Can Drive High Frequency Algorithmic Trading for Technology Stocks. *International Journal of Data Science and Advanced Analytics*, 4(4), 84-93. <https://ijdsaa.com/index.php/welcome/article/view/97>

Shavandi, A., & Khedmati, M. (2022). A multi-agent deep reinforcement learning framework for algorithmic trading in financial markets. *Expert Systems with Applications*, 208, 118124. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2022.118124>

Stefano, V. D., & Taes, S. (2022). Algorithmic Management and Collective Bargaining. *Transfer European Review of Labour and Research*. <https://doi.org/10.1177/10242589221141055>

Tao, R., Su, C. W., Xiao, Y., Dai, K. & Khalid, F. (2021). Robo Advisors, Algorithmic Trading and Investment Management: Wonders of Fourth Industrial Revolution in Financial Markets. *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 120421. <https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2020.120421>

Théate, T. & Ernst, D. (2021). An Application of Deep Reinforcement Learning to Algorithmic Trading. *Expert Systems with Applications*, 173, 114632. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2021.114632>

Uğur, Ö., Aladağlı, E. E. & Tekin, Ö. (2018). *Algoritmik Ticaret ve Finansal Araçlar için Gerçek Zamanlı Çalışan Bir Prototip*. <https://open.metu.edu.tr/handle/11511/61719>

Upson, J. & Van Ness, R. A. (2017). Multiple Markets, Algorithmic Trading, and Market Liquidity. *Journal of Financial Markets*, 32, 49-68. <https://doi.org/10.1016/J.FINMAR.2016.05.004>

Vo, A. & Yost-Bremm, C. (2020). A High-Frequency Algorithmic Trading Strategy for Cryptocurrency. *Journal of Computer Information Systems*, 60(6), 555-568. <https://doi.org/10.1080/08874417.2018.1552090>

Weller, B. M. (2018). Does Algorithmic Trading Reduce Information Acquisition?. *The Review of Financial Studies*, 31(6), 2184-2226. <https://doi.org/10.1093/RFS/HHX137>

Yadav, Y. (2015). How Algorithmic Trading Undermines Efficiency in Capital Markets. *Vanderbilt Law Review*, 68(6), 1607-1671.

Zhang, X., Zhang, Y., Wang, S., Yao, Y., Fang, B. & Yu, P. S. (2018). Improving Stock Market Prediction via Heterogeneous Information Fusion. *Knowledge-Based Systems*. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2017.12.025>

Zulkifli, Z. S., Surip, M., Mohammad, H., Zamri, N., Mamat, M. & Idris, N. S. U. (2023). Algorithmic Trading System Based on Technical Indicators in Artificial Intelligence: A Review. *AIP Conference Proceedings*, 2484(1). <https://doi.org/10.1063/5.0110055/2879570>



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaoeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

---

**Çıkar Beyanı:** Yazarlar arasında çıkar çatışması yoktur.

**Etik Beyanı:** Bu çalışmanın tüm hazırlanma süreçlerinde etik kurallara uyulduğunu yazarlar beyan eder. Aksi bir durumun tespiti halinde Fiscaeconomia Dergisinin hiçbir sorumluluğu olmayıp, tüm sorumluluk çalışmanın yazarlarına aittir.

**Yazar Katkısı:** Yazarların katkısı aşağıdaki gibidir;

**Giriş:** 1. yazar ve 2. yazar

**Literatür:** 1. yazar ve 2. yazar

**Metodoloji:** 1. yazar ve 2. yazar

**Sonuç:** 1. yazar ve 2. yazar

1. yazarın katkı oranı: % 50. 2. yazarın katkı oranı: % 50.

**Conflict of Interest:** The authors declare that they have no competing interests.

**Ethical Approval:** The authors declare that ethical rules are followed in all preparation processes of this study. In the case of a contrary situation, Fiscaeconomia has no responsibility, and all responsibility belongs to the study's authors.

**Author Contributions:** author contributions are below;

**Introduction:** 1. author and 2. author

**Literature:** 1. author and 2. author

**Methodology:** 1. author and 2. author

**Conclusion:** 1. author and 2. author

1st author's contribution rate: % 50, 2nd author's contribution rate: % 50.

---



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

## Deep Learning Based Price Prediction and Algorithmic Trading on BIST100

Ahmet Akusta, Mehmet Nuri Salur

### Extended Abstract

The financial markets have experienced a significant transformation in the 21st century, characterized by the emergence and rapid proliferation of algorithmic trading. This phenomenon has reshaped the dynamics of global financial transactions. This research focuses on the intricacies of algorithmic trading within the BIST100 index, assessing the development of predictive modeling in finance and outlining the specific objectives of a deep learning algorithm designed for stock price prediction. Algorithmic trading, defined as executing trades based on predefined criteria through computer programs, has revolutionized trading practices by enhancing market efficiency, reducing transaction costs, and increasing liquidity. The BIST100 index, which includes Turkey's largest 100 companies by market value and liquidity, offers a unique environment for algorithmic interventions due to its dynamic market movements.

The primary aim of this study is to develop and apply a deep learning-based Predictive Trading Algorithm (PTA) to forecast stock price movements and evaluate its performance in executing trades within the BIST100 index. Specifically, the research aims to:

*Objective 1: Develop and Implement a Deep Learning-Based Algorithm to Predict Stock Price Movements*

The first objective of this research is to develop and implement a deep learning-based algorithm specifically designed to predict stock price movements within the BIST100 index. It involves creating a robust predictive model that leverages historical financial data, including price, volume, stock indices, and exchange rates. The model aims to identify patterns and trends within this data to make accurate predictions about future stock prices. The deep learning approach is chosen for its ability to handle large datasets and complex, nonlinear relationships inherent in financial markets. The development process includes selecting appropriate neural network architectures, tuning hyperparameters, and training the model on extensive historical data. Implementing this model involves integrating it into a trading system where it can continuously update its predictions based on new data, providing real-time insights into potential market movements. By achieving this objective, the research seeks to harness the predictive power of deep learning to enhance decision-making in stock trading.

*Objective 2: Assess the Predictive Trading Algorithm's Performance in Executing Trades Based on Predictions*

The second objective is to assess the Predictive Trading Algorithm's (PTA) performance in executing trades based on its predictions. This evaluation involves a detailed analysis of the PTA's effectiveness in translating predicted stock price movements into profitable trading actions. Key performance metrics include the algorithm's accuracy in predicting price directions, the profitability of executed trades, and the overall return on investment. The assessment covers various market conditions and time frames to ensure the algorithm's robustness. By simulating trades using historical data from the BIST100 index, the research evaluates the PTA's real-world applicability and identifies potential limitations or



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaoconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

improvement areas. This objective aims to comprehensively understand how well the PTA performs in practice, offering insights into its strengths and weaknesses in different market scenarios.

*Objective 3: Analyze the Algorithm's Financial Performance Across Different Sectors within the BIST100*

The third objective focuses on analyzing the financial performance of the algorithm across different sectors within the BIST100 index. Given the diverse nature of the BIST100, which includes companies from various industries such as banking, manufacturing, technology, and energy, it is crucial to determine how well the PTA adapts to different sectoral dynamics. This analysis involves segmenting the index into its constituent sectors and evaluating the algorithm's performance. Key metrics include:

- sector-specific profitability,
- the algorithm's adaptability to sector-specific trends and volatilities
- its ability to manage risk across different market environments.

By comparing performance across sectors, the research aims to identify patterns that could inform sector-specific optimizations and enhancements to the PTA. This objective highlights the algorithm's versatility and robustness and provides valuable insights into how different sectors respond to algorithmic trading strategies, contributing to more targeted and effective trading approaches.

Integrating deep learning and advanced computational methods into algorithmic trading has significantly transformed financial market operations. Over the past decade, extensive literature has covered various methodologies, challenges, and advancements in algorithmic trading and price prediction. Pivotal studies have highlighted the impact of algorithmic trading on market efficiency, volatility, and information dissemination. For example, Chaboud et al. (2014) explored the effects of algorithmic trading on foreign exchange markets, finding significant improvements in price efficiency and reductions in arbitrage opportunities. Boehmer et al. (2015) examined the impact of algorithmic trading across 42 global stock markets, noting increased liquidity, information efficiency, and higher volatility. This study addresses an essential gap in the existing literature by providing insights into algorithmic trading's efficacy in an emerging market, specifically within the BIST100 context.

The methodology for this study is structured around three main phases: data collection, data preprocessing, and model development. During the data collection phase, comprehensive data from the BIST100 index, including stock prices, volumes, stock indices, and exchange rates, were gathered from August 2022 to December 2023, covering 270 trading days. Data preprocessing involved several critical steps to ensure practical model training. Missing values were handled, data were normalized and scaled, and closing values were shifted by one day for prediction purposes. Additionally, ten-day lagged closing values were incorporated into the dataset, and the Empirical Mode Decomposition (EMD) was used to decompose the target variable (next closing price) into different frequency levels. The deep learning model was developed using the Keras library in Python and designed to process 21 input features through various layers, including encoding, normalization, dense layers, dropout layers, and a



Akusta, A. & Salur, M. N. Harfi. (2024). Derin Öğrenme Tabanlı Fiyat Tahmini ve Algoritmik Ticaret: BİST100 Endeksinde Bir Uygulama. *Fiscaeconomia*, 8(3), 1194-1215. Doi: 10.25295/fsecon.1447129

regression head for the final output. The model's training, testing, and validation datasets were allocated 75%, 15%, and 10% of the data, respectively, with extensive hyperparameter tuning conducted over 1000 trials and 100 epochs to optimize performance.

The effectiveness of the trading algorithm hinges on the accuracy and rationality of its decision-making logic. The Predictive Trading Algorithm (PTA) operates on a sequential decision-making framework, utilizing deep learning-based predictions to inform trading decisions. The algorithm's logic is built around two critical decision-making criteria: forecasted state and positional state. The forecasted state is determined by the directional prediction for the next trading session, while the positional state reflects the algorithm's current position in a specific stock. The PTA's execution protocol for algorithmic trading in the BIST100 index includes defined rules for buying, holding, and selling based on these criteria. Specifically, a buy order is triggered if the model predicts a price increase for the next day and the PTA does not hold a position. Conversely, a sell order is executed if a price decrease is predicted and the PTA holds a position. The PTA strategically manages risks and seeks to maximize returns by adhering to these disciplined trading rules.

The prediction performance of the deep learning model was evaluated on selected stocks from different sectors within the BIST100 index. The results indicated that the model performed exceptionally well on the test dataset, while the validation dataset showed slightly lower performance. Despite some numerical differences between actual and predicted values, the model's directional accuracy proved advantageous for trading decisions. The trading algorithm demonstrated an average profit margin of 15.87% across all selected stocks, with varying performance across different sectors. Notably, stocks such as Yapı ve Kredi Bankası, Ereğli Demir Çelik, and Aselsan yielded substantial profits, while Zorlu Enerji experienced a loss, indicating the need for sector-specific optimizations. The PTA's ability to adapt to market conditions and its overall reliability were highlighted, underscoring the potential of deep learning-based algorithmic trading strategies.

This study successfully developed and applied a deep learning-based Predictive Trading Algorithm (PTA) for algorithmic trading within the BIST100 index, demonstrating significant potential and effectiveness. The PTA successfully predicted stock movements and executed profitable trades, with an average profit margin of 15.87%. However, the study also highlighted the limitations of certain assumptions, such as fractional share purchases and negligible transaction costs, which may affect the algorithm's real-world applicability. Future research should focus on real-time trading applications, broader market testing, and exploring alternative deep-learning architectures to enhance prediction accuracy and trading performance.