



Article Info/Makale Bilgisi

✓Received/Geliş: 01.10.2024 ✓Accepted/Kabul: 20.01.2024

DOI:10.30794/pausbed.1559258

Research Article/Araştırma Makalesi

Türkoğlu, D. (2025). "Portföy Optimizasyonu ve Yatırımcı Senaryoları: Parçacık Sürü Optimizasyonu ile BIST Sürdürülebilirlik 25 Endeksi Uygulaması", *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, sayı 67, ss. 83-99.

## PORTFÖY OPTİMİZASYONU VE YATIRIMCI SENARYOLARI: PARÇACIK SÜRÜ OPTİMİZASYONU İLE BIST SÜRDÜRÜLEBİLİRLİK 25 ENDEKSİ UYGULAMASI

Diler TÜRKÖĞLU\*

### Öz

Portföy optimizasyonu, yatırımcıların risk ve getiri hedeflerine ulaşabilmesi için önemli bir konu olup, bu alanda çeşitli stratejiler geliştirilmiştir. Bu çalışma, 21.11.2022 ile 16.07.2024 tarihleri arasında Borsa İstanbul Sürdürülebilirlik 25 Endeksi'nde işlem gören firmaların hisse senetleri üzerinden Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritması kullanarak hem yatırımcı senaryoları geliştirmeyi hem de portföy optimizasyonu yapmayı amaçlamaktadır. Düşük, orta ve yüksek risk seviyelerine göre oluşturulan senaryolar, yatırımcıların farklı risk toleranslarına uygun stratejiler geliştirmelerine olanak tanımaktadır. Optimal portföy önerisi, belirli hisselerin yüksek ağırlıklarıyla dengeli bir yapı sunmakta ve yatırımcılara makul bir risk-getiri dengesi sağlamaktadır. Çalışma, yatırımcıların bilinçli kararlar almasına yardımcı olmayı, sürdürülebilir yatırımların önemini vurgulamayı ve piyasa koşullarına uygun stratejiler geliştirmeyi hedeflemektedir. Sonuç olarak, bu araştırmanın hem portföy optimizasyonu süreçlerinin iyileştirilmesi hem de yatırımcı senaryolarının oluşturulması açısından önem arz ettiği düşünülmektedir.

**Anahtar kelimeler:** *Portföy optimizasyonu, Parçacık sürü optimizasyonu, Yatırımcı senaryosu.*

## PORTFOLIO OPTIMIZATION AND INVESTOR SCENARIOS: APPLICATION OF PARTICLE SWARM OPTIMIZATION TO THE BIST SUSTAINABILITY 25 INDEX

### Abstract

Portfolio optimization is a key topic for investors to achieve their risk and return objectives, and various strategies have been developed in this field. The present research employs the Particle Swarm Optimization algorithm on the shares of firms listed in the Borsa Istanbul Sustainability 25 Index between November 21, 2022, and July 16, 2024, to develop investor scenarios and optimize portfolios. Investment plans appropriate for varying risk tolerances can be created by investors employing scenarios categorized as low, medium, or high risk. The optimal portfolio recommendation offers investors a balanced structure with high weights on certain stocks and a fair risk-return balance. The objectives of this research are to support investors in making well-informed decisions, highlight the significance of sustainable investments, and provide market-appropriate solutions. This makes the research significant for both developing investor scenarios and enhancing portfolio optimization procedures.

**Keywords:** *Portfolio optimisation, Particle swarm optimisation, Investor scenario.*

\*Dr. Öğr. Üyesi, Ardahan Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü, ARDAHAN.  
e-posta: dilerturkoglu@ardahan.edu.tr, (<https://orcid.org/0000-0001-5247-1590>)

## 1. GİRİŞ

Yatırım kararları genellikle risk ve getiriye dengelemeyi içerir. Yatırımcılar, riskleri en aza indirirken finansal varlıkların getirisini en üst düzeye çıkarmayı amaçlarlar. Bu iki unsur arasındaki ilişki, etkili bir yatırım stratejisi oluşturmada hayati bir rol oynar.

Finansal optimizasyonda varlık tahsisi ve risk yönetimi, belirsizlik altında etkili karar alma süreçlerinin temel unsurlarıdır; varlık tahsisi, portföy değerinin her bir bileşenine tahsis edilen yüzdeleri belirlerken, risk yönetimi farklı yatırım araçlarının riskini ölçer ve istenen risk-getiri özelliklerine sahip portföyler oluşturur. Bu iki alan, 1990'lardan bu yana finansal kurumların yönetiminde merkezi bir rol oynamakla birlikte gelişmiş nicel modeller ve optimizasyon araçları, riski daha verimli yönetme fırsatları sunar (Elton vd., 2009). Özellikle çok aşamalı stokastik optimizasyon, varlık tahsisi ve tasarruf stratejilerini entegre ederek, portföyü periyodik yeniden dengeleme yoluyla sürekli değişen finansal piyasalarda getiri maksimizasyonu ve risk minimizasyonunu sağlar (Sun vd, 2011). Bu amaçla her bir hissenin portföydeki oranının sermayeye dayalı olarak belirlenmesi önemlidir. Nobel Ödüllü Amerikalı ekonomist Harry Markowitz, yatırımcıların istedikleri risk seviyesini seçerek getirilerini artırmalarını sağlayan Modern Portföy Teorisi (MPT)'ni geliştirmiştir (Markowitz, 1952). Markowitz'in teorisi, optimal bir portföy oluşturmak için düşük korelasyona sahip hisselerin satın alınmasının risk çeşitlendirmedeki önemini vurgulamaktadır (Jun ve Johar, 2023).

Portföy optimizasyon problemi, yatırımcıların üstlenmek istedikleri risklerle optimal getiri elde etme arzularından kaynaklanır. Bu nedenle, yatırımcılar getiri sağlamak ve riski minimize etmek amacıyla çeşitli menkul kıymetleri birleştirerek çeşitlendirme yapabilirler. Hisse senedi portföyü, bir yatırımcının veya kuruluşun sahip olduğu birden fazla hisseyi içerir ve potansiyel yatırımcılar için önemli bir alternatif sunar. Hisse senedi portföyleri, Markowitz'in ortalama-varyans yöntemine dayanarak ikinci dereceden programlama modeli ile modellenebilmektedir. Portföy optimizasyonu, modern risk yönetiminde önemli bir araştırma alanı haline gelmişken, portföy sorunları fonların farklı varlıklar arasında nasıl dağıtılacağına dair sorular ortaya çıkarır. Genel olarak, yatırımcılar portföylerinden elde edecekleri getirinin maksimum, riskin ise minimum olmasını arzular. Markowitz, bu bağlamda ikinci dereceden bir programlama problemi olarak ortalama-varyans modelini önermiştir (Syaripuddin vd., 2024).

Risk-getiri analizleri ve yatırım hedeflerinin belirlenmesine yönelik teorik modeller yatırımcıların stratejik kararlar almasına yardımcı olur. Bu kapsamda MPT, yatırımcıların risk ve getiri arasındaki ilişkiyi anlamalarına imkân veren önemli bir teorik çerçeve sunar. MPT, portföyü çeşitlendirerek riski azaltmayı ve istenilen kârlılık seviyesine ulaşmayı amaçlar. Bu teori, yatırımcıların risk toleransına dayalı optimal portföylerin nasıl oluşturulacağını açıklar (Markowitz, 1952). Teori, geçen yüzyılın ortalarında finansal literatürde ve yatırım pratiğinde önemli bir ilerleme kaydetmiştir. Bu teori, yatırımın getiri oranları ile risk arasında mantık ilişkisi kurarak, yatırımcıların gerçekleştirdikleri yatırımlarla ilgili karar alırken rasyonel davrandıklarını, riske karşı bir eğilimleri olduğunu ve getiri oranlarının normal bir dağılım izlediğini varsayar (Geambaşu vd., 2013). Tüm bunların yanı sıra Markowitz, beklenen getiri-varyans kuralının sadece çeşitlendirmenin faydalarını ortaya koymakla kalmadığını, aynı zamanda doğru türde çeşitlendirmeyi de doğru bir nedenle vurguladığını belirtmekle birlikte, sadece sahip olunan menkul kıymetlerin sayısını artırarak çeşitlendirmek yeterli olmadığına vurgu yapmıştır. Portföydeki çoğu firma aynı sektörde yer alıyorsa, bu firmaların aynı anda kötü performans gösterme olasılığı, farklı sektörlerdeki firmalara göre daha yüksektir. Benzer şekilde, varyansı küçültmek için çok sayıda menkul kıymete yatırım yapmak da yeterli değildir (Subathra ve Mohideen, 2017, s. 526).

Ancak Markowitz'in portföy optimizasyonu, özellikle büyük ölçekli portföylerde hesaplama karmaşıklıkları nedeniyle pratikte her zaman ideal çözümü sunamayabilir. Bunun yanı sıra, yatırım ortamlarındaki belirsizlikler, klasik modellerin öngörülebilirliğini ve uygulanabilirliğini azaltabilir.

21 Kasım 2022 tarihinden itibaren yayınlanmaya başlayan BIST Sürdürülebilirlik 25 Endeksi, sürdürülebilirlik performansı yüksek ve büyük, likit şirketlerden oluşan bir endeks oluşturmayı hedefler. Bu endekste yer alacak payların, genel sürdürülebilirlik notunun 70 veya üzerinde, her bir ana başlık notunun 60 veya üzerinde ve kategori notlarından en az 8'inin 50 veya üzerinde olması gerekmektedir; ayrıca işlem hacmi ve piyasa değeri en yüksek 25 pay arasından seçilmektedir (Borsa İstanbul, 2024). Son yıllarda sürdürülebilir yatırımlara talebin artması,

yatırımcıları bu yönde optimize edilmiş portföyler oluşturmaya yönlendirmiştir. Sürdürülebilirlik performansı yüksek şirketler genellikle daha az risk taşır. Zira Türkiye Sürdürülebilirlik Raporlama Standartları, bu standartlar için “çevresel ve sosyal risklerin erken tespiti ve yönetilmesine yardımcı olur. Bu sayede kurumlar uzun vadeli sürdürülebilirlik stratejileri geliştirerek, operasyonel riskleri azaltabilir” ön görüşü içindedir. Bu da portföyün genel risk profilinin iyileşmesine katkı sağlamaktadır. Bu doğrultuda yatırımcıların sürdürülebilirlik endekslerini dikkate alarak daha bilinçli ve stratejik kararlar almaları olasıdır (Carbon Gate, 2024).

Bu motivasyon ve teorik alt yapıyla çalışmanın amacı makine öğrenimi algoritması ile modellenen Meta-sezgisel bir yaklaşım olan Parçacık Sürü Optimizasyonu yöntemi aracılığı ile sürdürülebilir yatırım tercih eden piyasa katılımcılarına risk tercihlerine göre yatırım senaryosu sunmanın yanı sıra BİST Sürdürülebilirlik 25 Endeksinde faaliyet gösteren hisselerin ağırlıklarının optimize edilerek optimal portföyün tespit edilmesidir. Bu amaçla çalışmada Literatür taramasına yer verildikten sonra çalışmanın veri seti ve metodoloji, analiz ve analizden elde edilen bulgulara değinildi. Nihai değerlendirmeler ise sonuç bölümünde verildi.

## **2. LİTERATÜR TARAMASI**

Cura (2009) Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) tekniğini kullanarak portföy optimizasyon problemine sezgisel bir yaklaşım sunmayı amaçladığı çalışmasında Hong Kong’da Hang Seng, Almanya’da DAX 100, İngiltere’de FTSE 100, ABD’de S&P 100 ve Japonya’da Nikkei borsalarında faaliyet gösteren firmalar için portföy optimizasyonu çalışması yapmıştır. Sonuçlar parçacık sürüsü optimizasyonu yaklaşımının portföy optimizasyonunda başarılı olduğunu göstermiştir.

Alagöz ve Kutlu (2012) çalışmalarında emtia piyasasında parçacık sürü optimizasyonu oluşturulan portföyü Markowitz’in ortalama-varyans modeli ile karşılaştırmayı amaçlamışlardır. Çalışmadan PSO ile elde edilen risk ve beklenen sonuçların ortalama varyans modeliyle elde edilen sonuçlarla benzer nitelikte olduğu tespit edilmiştir. Benzer şekilde Erwin ve Engelbrecht (2023) çalışmalarında portföy optimizasyonu üzerine 140’tan fazla araştırmayı incelemişlerdir. Geleneksel yöntemlerin karmaşık portföy modellerinde etkili olmadığını, bu nedenle meta-sezgisel yaklaşımların sıkça kullanıldığını vurgulamışlardır. İnceleme, kısıtlı ve kısıtsız portföy optimizasyonu problemleri ile tek hedefli ve çok hedefli yaklaşımlara göre kategorize edilmiştir. Farklı modeller, kısıtlamalar ve hedefler detaylı olarak ele alınmıştır. Sonuçlar, dinamik portföy optimizasyonu, tahmin fiyatlandırması ve çok hedefli yaklaşımların araştırılması gibi gelecekteki araştırma alanlarına yönelik öneriler sunmaktadır.

Syaripuddin vd. (2024) 2022 yılında IDX Yüksek Temettü 20 kategorisinde en yüksek temettü dağıtan 10 hisse senedi şirketinden elde edilen verilerle Wolfe yöntemi ve PSO algoritması olmak üzere iki yöntemi kullanarak portföy problemlerinde optimal sonuçları belirlemeyi amaçlamadığı çalışmalarında PSO algoritmasının 5,7 gibi daha küçük bir Z değerine sahip olduğu yönünde bulgular elde etmişlerdir.

Jun ve Johar (2023) belirli risk iştahı ve beklenen getiriler doğrultusunda varlıklara uygun ağırlıklar atayarak Sharpe oranını ve optimal ağırlıkları belirlemek amacıyla Parçacık Sürü Optimizasyonu yöntemini kullanmışlardır. Çalışma, New York Menkul Kıymetler Borsası’nda (NYSE) işlem gören 20 farklı sektörden borsa yatırım fonu (ETF) içeren bir portföyü ele almakta ve 2018-2021 tarihleri arasındaki fiyat verilerini incelemektedir. Sonuçlar, PSO’nun portföy optimizasyonunda etkinliğini göstermektedir. Benzer yöntemle Ishwa vd. (2023) çalışmasında sermaye piyasasında yatırımcıların karşılaştığı zorlukları aşmak için genetik algoritmaların portföy optimizasyonundaki uygulamalarını araştırmaktadır. Optimal bir portföy, yatırımcıların üstlendiği risk seviyesine göre en yüksek Sharpe oranını maksimize eden yatırım kombinasyonudur. Genetik algoritmalar, kâr maksimizasyonu, risk azaltma ve varlık korelasyonlarının yönetimi gibi kriterlere dayanarak en uygun portföyleri belirlemek için güçlü bir yöntem sunmaktadır. Performans metriği olarak Sharpe oranının kullanıldığı çalışmada, söz konusu algoritmaların geleneksel tekniklere göre avantajlarını vurgulamakta ve etkinliğini değerlendirmek için kapsamlı bir yöntem önermektedir. Farklı bir bakış açısıyla Morteza vd. (2023) çalışmasında finansal piyasalarda portföy optimizasyonu için balina optimizasyonuna dayanan çok hedefli bir yaklaşım olan Öncelik Tabanlı Çok Amaçlı Optimizasyon - Balina Optimizasyon Algoritması (PMP-WOA)’yı sunmaktadır. Amaç, yüksek getiri ve düşük risk sağlarken, portföylerin Pareto cephesini oluşturmak ve çözümün doğruluğunu artırmaktır. Çalışmada, çoklu alt popülasyonların dinamik kullanımı ve öğrenme yöntemleriyle parametre kontrolü sağlanarak algoritmanın performansı geliştirilmiştir. PMP-WOA, ZDT matematiksel test fonksiyonları ve mevcut altı meta-sezgisel yöntem

portföy optimizasyonu için uygulanmış ve elde edilen sonuçlar, daha yüksek çözüm çeşitliliği ve daha hızlı yakınsama hızı ile diğer yöntemlere göre üstünlük göstermiştir. Liu vd. (2024) Çin menkul kıymetler piyasasındaki farklı sektörlerden beş hisse senedinin ilgili getirilerini ve bunlarla ilişkili riskleri tam olarak dikkate alarak portföy problemini araştırmak amacıyla 8/10/2021 ile 20/09/2022 tarihleri arasında elde ettiği verilerle Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritmasını uygulamışlardır. Çalışmadan elde edilen sonuçlar diğer rastgele algoritmalarla karşılaştırıldığında Parçacık Sürü Optimizasyonunun, gradyan iniş yönteminin yerel ekstremuma düşmesinin kolay olması ve yakınsama hızının yavaş olması sorunlarını çözmekte olduğu yönündedir.

Lv vd. (2024) ise çalışmasında düşük risk ve yüksek getiri dengesini sağlamak amacıyla hisse seçimi ve portföy optimizasyonunu birleştiren hibrit bir sistem önermeyi amaçlamıştır. Çalışmada hisse seçiminde, konvolüsyonel sinir ağları ve çift yönlü tekrarlayan sinir ağları kullanılarak değer kazanması beklenen hisseler belirlenmektedir. Portföy optimizasyonu ise, ortalama, varyans, çarpıklık, basıklık ve iflas mesafesini içeren beş hedefli bir problem olarak formüle edilmiştir. Bu problem, geliştirilmiş Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması III (NSGA-III) algoritması ile çözülmektedir. Sonuçlar, hibrit sistemin geleneksel yöntemlere göre daha düşük risk ve daha yüksek getiri sağladığını göstermektedir. Öte yandan Meher ve Mishra (2024) çalışmalarında 2011-2021 yılları arasında Hindistan finans piyasasında Nifty 50 hisseleri ve yeni nesil varlıkları içeren çeşitlendirilmiş bir portföyün risk ayarlı performansını değerlendirmektedir. Monte Carlo simülasyonları ve matematiksel optimizasyon kullanılarak, verimli sınırdaki optimal bir portföy belirlenerek Black-Litterman modeli ile entegrasyon, yatırımcı görüşlerinin etkisini vurgulayan karşılaştırmalı bir analiz sunulmuştur. Öne çıkan bulgular arasında TCS.NS'nin lider hisse fiyatı, HDFCBANK.NS'nin istikrarı ve alternatif varlıkların yüksek volatilité ile artırılmış getiri potansiyeli yer almaktadır. Farklı bir perspektiften incelendiğinde Chai (2024) hızlı ekonomik gelişim bağlamında küçük ve mikro işletmelerin kredi risk değerlendirmesine odaklanmaktadır. Çalışmada Parçacık Sürü Optimizasyonu Rastgele Orman Algoritması (PSO-RF) tabanlı bir kredi risk tahmin modeli önerilmektedir. Parçacık sürü optimizasyonu, rastgele ormanın parametre seçim sorununu çözerek modelin tahmin performansını artırmaktadır. Deney sonuçları, PSO-RF algoritmasının kredi risk tahmininde belirgin performans avantajları sunduğunu ve dengesiz veri setleriyle başa çıkmada etkili olduğunu göstermektedir. Jarrah ve Abu-Khadrah (2024) çalışmalarında borsa endekslerini tahmin etmenin zorluklarını ele alarak Bakteriyel Sürü Optimizasyonu (BSO) ile yapay sinir ağlarını (ANN) birleştiren İkili Uyarlanabilir Optimizasyon - Yapay Sinir Ağı (BAO-ANN) adlı yeni bir yöntemi önermektedir. BSO, makine öğrenimi algoritmalarının parametrelerini optimize ederek geçmiş piyasa verileriyle gelecekteki borsa trendlerini tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Önerilen yöntem, geleneksel analizlerle belirgin olmayan trendleri tanıma yeteneği ile piyasa koşullarına esnek bir şekilde uyum sağlamaktadır. Gerçek piyasa verileriyle yapılan testler, BSO'nun daha üstün tahmin yetenekleri sunduğunu ve finansal karar alma süreçlerini iyileştirdiğini göstermektedir.

### **3. VERİ SETİ VE METODOLOJİ**

Portföy optimizasyonunda belirsizlik ve risk unsurlarını minimize etmek yatırımcılar için büyük önem taşır. Yatırımcılar, portföydeki riskleri dengelemek ve potansiyel getirileri maksimize etmek amacıyla çeşitli optimizasyon modellerine başvururlar. Öte yandan modern portföy teorisi temel olarak risk-getiri dengesi üzerine kuruludur. Bu modelde, portföyün beklenen getirisi ile risk arasındaki ilişki doğrusal olmayan bir yapıdadır ve yatırımcıların belirli bir getiri seviyesine ulaşmaları için kabul etmeleri gereken minimum risk seviyesi belirlenmektedir. Ancak Markowitz'in portföy optimizasyonu, özellikle büyük ölçekli portföylerde hesaplama karmaşıklıkları nedeniyle pratikte her zaman ideal çözümü sunamayabilir. Bunun yanı sıra, yatırım ortamlarındaki belirsizlikler, klasik modellerin öngörülebilirliğini ve uygulanabilirliğini azaltabilmektedir (Konak ve Bağcı, 2016, s. 66). Bu doğrultuda çalışmanın amacı makine öğrenimi algoritması ile modellenen ve meta-sezgisel bir yöntem olan Parçacık Sürü Optimizasyonu aracılığı ile sürdürülebilir yatırıma tercih eden piyasa katılımcılarına risk tercihlerine göre yatırım senaryosu sunmanın yanı sıra BİST Sürdürülebilirlik 25 Endeksi'nde faaliyet gösteren hisselerin ağırlıklarının optimize edilerek optimal portföyün tespit edilmesidir. Çalışmada BİST Sürdürülebilirlik 25 Endeksi'nin işlem görmeye başladığı 21/11/2022 ile 16/07/2024 tarihleri arasında Endekste faaliyet gösteren firmaların günlük kapanış fiyatları ile analiz yapıldı. Söz konusu veriler Yahoo Finance web sitesinden temin edildi. Analizler Python Jupyter Notebook 7.0.8 sürümü aracılığıyla gerçekleştirildi. Risksiz faiz oranları Devlet İç Borçlanma Senetlerinden elde edildi.

**Tablo 1: Analize dahil edilen hisseler ve hisse senedi kodları**

Hisse Senedi Adı	Hisse Senedi kodu	Hisse Senedi Adı	Hisse Senedi kodu
AKBANK	AKBNK.IS	PENGUEN GIDA	PGSUS.IS
ANADOLU EFES	AEFES.IS	PETKİM	PETKM.IS
ARÇELİK	ARCLK.IS	TEFEN	TKFEN.IS
BİM AŞ	BIMAS.IS	TOFAŞ	TOASO.IS
ÇİMSA	CIMSA.IS	TURKCELL	TCELL.IS
DOĞAN ŞİRKETLER	DOHOL.IS	TÜRK TRAKTÖR	TTRAK.IS
DOĞUŞ OTOMOTİV	DOAS.IS	HALK BANK	HALKB.IS
ENERJİSA	ENJSA.IS	İŞ BANKASI	ISCTR.IS
ENKA İNŞAAT	ENKAI.IS	SINAI BANKASI	TSKB.IS
SABANCI HOLDİNG	SAHOL.IS	ŞİŞE CAM	SISE.IS
KOÇ HOLDİNG	KCHOL.IS	ÜLKER	ULKER.IS
MAVİ GİYİM	MAVI.IS	ZORU ENERJİ	ZOREN.IS
MİGROS	MGROS.IS		

### 3.1. Parçacık Sürü Optimizasyonu

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Reeves tarafından parçacık sistemlerinin kullanılmasıyla ortaya çıkmıştır (Reeves, 1983). 1995 yılında Kennedy ve Eberhart tarafından algoritma olarak tanımlanan PSO, popülasyon temelli bir algoritmadır ve sosyal davranış ilkelerini kullanmaktadır (Kennedy ve Eberhart, 1995; de Gusmão ve de Carvalho, 2019). PSO'nun temel adımları, önce parametre ve eşik değerlerini tanımlayıp bir başlangıç popülasyonu oluşturarak hız değerlerini belirlemekle başlar. Ardından, her bir parçacığın kişisel en iyi konumu ( $pbest$ ) ve popülasyonun en iyi konumu ( $gbest$ ) belirlenir. Sonraki adımda, yeni hız değerleri hesaplanarak parçacıkların konumları güncellenir ve  $pbest$  ile  $gbest$  değerleri tekrar gözden geçirilir. Bu süreç, belirlenen iterasyon sayısı kadar tekrarlanır. PSO, parçacıklardan oluşan bir popülasyonu barındırır; her bir parçacık, optimize edilmek istenen parametreler için bir çözümü temsil eder. Parçacıklar, çevrelerindeki diğer parçacıkların tecrübelerinden faydalanarak hareket ederler. Her bir iterasyonda, parçacıkların konumları uygunluk fonksiyonu doğrultusunda değerlendirilir ve bu fonksiyona göre parçacıkların en iyi konumu ( $pbest$ ) ve popülasyon içindeki en iyi konum ( $gbest$ ) belirlenir. Parçacıkların hızı ise Eşitlik 1'e göre hesaplanır (Bülbül vd., 2022; Bülbül, 2023):

$$V_{ab}(t+1) = W V_{ab}(t) C_1 rand(1)(pbest_{ab}(t)) + C_2 rand(1)(gbest_{ab}(t) - X_{ab}(t)) \quad (1)$$

Her bir iterasyonda, parçacıkların konumları Eşitlik 2'ye göre güncellenir:

$$X_k(t+1) = X_k(t) + V_k(t+1) \quad (2)$$

Eşitlik 1'de,  $W$  momentum katsayısını ifade etmektedir.  $V_{ab}(t+1)$  değeri  $t$  iterasyonunda  $a$  parçacığın  $b$  boyuttaki hızını temsil etmektedir.  $pbest_{ab}(t)$  değeri  $t$  iterasyonunda  $a$  parçacığın  $b$  boyuttaki en iyi konumunu göstermektedir.  $X_{ab}(t)$  ise aynı iterasyonda  $a$  parçacığın  $b$  boyuttaki mevcut konumunu göstermektedir.  $pbest(t)$ ,  $t$  iterasyonunda  $b$  boyuttaki en iyi konumu ifade etmektedir. Sabit parametreler olan  $C_1$  ve  $C_2$  en iyi çözümün bulunmasını destekleyen öğrenme katsayılarıdır.  $C_1$ , bilişsel öğrenmeyi,  $C_2$  ise sosyal öğrenmeyi sağlamaktadır (Bülbül vd., 2022).

Popülasyondaki her bir parçacığın ilk hızı rastgele belirlenir. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), kuş sürülerinin sosyal davranışlarından esinlenen popülasyon tabanlı stokastik bir optimizasyon tekniği olarak tanımlanır. Bir grup halinde yaşayan doğal yaratıkların incelenmesinden kaynaklanan sürü zekâsına aittir. Her birey çok az veya hiç bilgeliğe sahip değildir; ancak birbirleriyle veya çevreleriyle etkileşime girerek, bir grup olarak çok karmaşık görevler gerçekleştirebilirler. PSO, hayali bir senaryoda iyi bir şekilde açıklanabilir: "Bir grup kuş yiyecek aramak için bir alanda uçuyor ve bu alanda yalnızca bir parça yiyecek var. Gruptaki her kuş yiyeceğin tam yerini bilmiyor, ancak yiyecek ile kendileri arasındaki mesafenin farkındalar. Bu şekilde, yiyeceği bulmanın en kolay yolu yiyeceğe

en yakın olanı takip etmektir (Kennedy ve Eberhart, 1995).” PSO algoritmasında ise, her biri bir konum ve bir hızla ilişkilendirilen rastgele parçacıklardan oluşan bir popülasyonun başlatılmasıyla başlar. Hızlar, her parçacığın ve komşularının arama alanında uçarken geçmişteki davranışlarına göre ayarlanır ve konumlar, mevcut konuma ve bir sonraki adımdaki hızlara göre güncellenir. Bu nedenle, parçacıklar arama süreci boyunca daha iyi ve daha iyi arama alanına doğru uçuş eğilimindedir (Zhu vd., 2011).

PSO algoritmasında araştırma probleminin çözümü, D boyutlu uzayda bir nokta olarak kabul edilen parçacıklar aracılığıyla gerçekleştirilir; burada optimizasyon ayarını bekleyen parametre, parçacık konumudur. Her parçacık, amaç fonksiyonuna göre bir uygunluk değeri olarak belirli bir hız ve yönde hareket etmektedir. Her parçacığın kendi bulunduğu en iyi çözüme “bireysel uç değer,” parçacık sürüsü tarafından bulunan en iyi çözüme ise “genel uç değer” denir. Bu parçacıklar, tüm uzayda belirli bir hız ve yönde uçarak, kendilerinin ve sürünün deneyimlerinden faydalanarak uçuş açısını ve hızını sürekli ayarlar. Son koşula ulaşılan kadar bireysel ve küresel uç değerleri aynı anda güncellenmekte; bu döngü devam etmekte ve en uygun çözüm elde edilmektedir (Liu vd., 2024).

### **3.2. Performans Metrikleri**

Portföy optimizasyonunda performans metriklerinin seçimi, yatırımcıların risk ve getiri beklentilerini daha iyi yönetmelerine olanak tanır. Uygun metriklerin belirlenmesi, portföyün risk profiline ve yatırım hedeflerine uygun stratejilerin geliştirilmesi açısından kritik öneme sahiptir. Performans ölçütleri, yatırımcıların performansı değerlendirmelerine ve farklı portföylerin karşılaştırılmasına yardımcı olurken risk toleransı açısından önemli bilgiler sunar. Sonuç olarak, doğru performans metriklerinin seçilmesi, hem stratejik karar alma süreçlerini destekler hem de portföy yönetiminde sürdürülebilir başarıyı artırır. Bu doğrultuda portföyün performansı Sharpe Performans Oranı (SR), Değişim Katsayısı (CV), Volatilité, Downside Riski (SV) ve beta gibi metriklerle değerlendirilmiştir.

#### **3.2.1. Sharpe Performans Oranı**

Genellikle bir portföyün performansını değerlendirmek için kullanılan, ortalama getirinin risk ayarlı bir ölçüsüdür. Burada, ortalama varyans etkin sınırına odaklanmak yerine, Portföy Sharpe Oranının (SR'nin) optimize edilmesi amaçlanır. Sharpe Oranı, bir varlığın ortalamasından ve varyansından gelen bilgileri birleştiren basit bir yöntemdir. Aşağıdaki denklemle tanımlanır:

$$SR = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p \times} \quad (3)$$

Burada  $\sigma_p$  portföydür,  $R_p$  portföyün ortalama getirisidir.  $\sigma_p$ ,  $R_p$  risksiz bir menkul kıymetin test edilebilir getiri oranıdır (üç aylık bir ABD Hazine bonosu üzerindeki faiz oranı).  $\sigma_p$ ,  $R_p$ 'nin standart sapmasıdır; başka bir deyişle, portföyün riskinin bir ölçüsüdür. Portföy ağırlıklarını ayarlayarak, beklenen getiriyi maksimize etme ve aynı zamanda riski en aza indirme arasındaki denge sağlanabilir ve böylece portföy Sharpe Oranı maksimize edilebilir. Bu çalışmada, iyi hisse senedi kombinasyonlarına sahip en değerli portföyü bulmak amacıyla PSO'da Sharpe Oranı kullanıldı (Zhu vd., 2011).

#### **3.2.2. Değişim Katsayısı**

Değişim katsayıları, hisse senetlerinin risk düzeylerini getirilere dayalı olarak ölçer (Pekkaya, 2013, s. 100). Bir başka ifadeyle değişim katsayılarını karşılaştırarak, oluşturulacak portföyde hangi hisselerin yer alacağına ve hangilerinin yer almayacağına karar verilebilir. Değişim katsayısı Eşitlik 4'teki gibi gösterilir (Bağcı ve Konak, 2016, s. 35):

$$Değişim Katsayısı = \frac{\sigma_p}{R} \quad (4)$$

### 3.2.3. Downside Riski

Getirilerin ortalama değerin altında olmasına karşı isteksizlik duyan yatırımcılar için, getiri yarı varyansı gibi aşağı yönlü risk ölçütlerinin kullanımı literatürde detaylı olarak ele alınmıştır. Başka bir deyişle, ortalama değerin altındaki yarı varyans, yatırımcı riski getirilerin dağılmasından ziyade olumsuz sonuçların bir şansı veya olasılığı olarak algılandığında, yani karar verici riskli bir durumu kayıp tehlikesine maruz kalan bir ortam olarak tanımladığında uygun bir ölçüdür. Aşağı yönlü risk bağlamında performans, Sortino ve Price (1994) tarafından ele alınan bir konudur (Ballesterro, 2005). Aşağı yönlü risk ölçümleri daha sağlamdır çünkü ortalama varyans varsayımlarıyla sınırlı değildir. Bu aşağı yönlü risk ölçümleri, belirtilen hedef getirinin altındaki getiri dağılımlarına odaklandıkları için yatırımcının riske yönelik algısıyla tutarlıdır. Geçmişteki araştırmacılar, Modern Varyans (MV) modelinin dezavantajlarını aşmak amacıyla yarı varyans (SV), hedef altı risk (BT) ve koşullu risk değeri (CVaR) gibi aşağı yönlü risk ölçümlerini önermişlerdir. Bu ölçümler, MV varsayımlarının sınırlamalarından bağımsız oldukları için daha sağlam bir yaklaşım sunar. Aşağı yönlü risk ölçümleri, belirtilen hedef getirinin altındaki getiri dağılımlarına odaklandıklarından yatırımcıların riske yönelik algılarıyla tutarlılık gösterir. Aşağı yönlü risk, yatırımcıların hedef getirinin altındaki kayıplardan daha fazla endişe duyması nedeniyle uygun bir yatırım risk ölçüsüdür. Markowitz (1959), Modern Varyans (MV) modelinin zayıflıklarını aşmak amacıyla risk ölçüsü olarak varyans yerine yarı varyans kullanan ortalama yarı varyans modelini önermiştir. Yarı varyans (SV) aşağıdaki gibi tanımlanmıştır (Jaaman vd., 2011):

$$SV = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \max[0, E(R) - R_t] \quad (5)$$

Denklem 5'te yer alan SV Downside Riskini; T dönem sayısını, t zaman periyodunu gösterir. E(R) ifadesi ise hedeflenen ya da beklenen getiri oranını ifade ederken;  $R_t$  t. dönemde gerçekleşen getiri oranıdır. Son olarak  $\max [0, E(R)-R_t]$  ifadesi gerçekleşen getirinin hedeflenen getiriden düşük olduğu durumları ölçmek için kullanılır (Jaaman vd., 2011).

### 3.2.4. Beta

Sermaye Varlıklarını Fiyatlandırma Modeli (SVFM) çerçevesinde, bir hisse senedinin risk düzeyi sistematik ve sistematik olmayan riskler olarak iki ana kategoride değerlendirilebilir. Sistematik risk, hisse senedinin fiyatı ile piyasa fiyatı arasındaki ilişkiyi gösteren beta katsayısı ile tanımlanır (Sayılğan, 2019). Eğer piyasanın beta değeri "1" olarak kabul edilirse, yükselen piyasalarda bir portföyün beta değerinin "1"den büyük olması, portföyün piyasadan daha yüksek bir getiri sağlaması anlamına gelirken; düşen piyasalarda ise daha fazla kayıplara yol açacağı anlamına gelir. Piyasanın beta değeri "1"den küçükse, bu durum tam tersi bir durumu ifade eder. Bir portföyün beta değeri "1" olduğunda ise, portföyün piyasa ile aynı yönde hareket edeceği anlaşılmaktadır. Dolayısıyla beta katsayısı için oluşturulacak üyelik fonksiyonu, beklenen getiri ve riskin üyelik fonksiyonlarıyla birlikte en uygun portföyün belirlenmesine yardımcı olacaktır (Kocadağlı ve Cinemre, 2010, s.362).

## 4. ANALİZ VE BULGULAR

Çalışmada Borsa İstanbul Sürdürülebilirlik 25 Endeksi'nde işlem gören firmaların 21.11.2022 ile 16.07.2024 tarihleri arasında Yahoo Finance veri tabanından elde edilen günlük kapanış verileri ile makine öğrenimi algoritması ile oluşturulan Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) aracılığıyla risk tercihlerine göre yatırımcı senaryoları sunmak ve portföy optimizasyonu ile sürdürülebilir yatırıma katkı sağlamak amaçlanmaktadır. Söz konusu uygulama Python Jupyter Notebook 7.0.8 sürümü ile gerçekleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan PSO algoritmasının hiper parametreleri Tablo 2'de gösterilmektedir.

**Tablo 2: Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmasının Hiperparametreleri**

Hiperparametre	Açıklama	Uygulamadaki Değer
Swarmsize	Parçacık sürü boyutu, yani her iterasyonda kaç tane partikül kullanılacağını belirler.	100
Maxiter	Maksimum iterasyon sayısı, Optimizasyon için durdurma kriteri olarak kullanılır.	200
Omega ( $w$ )	Eylemsizlik Ağırlığı, partiküllerin mevcut hızlarının ne kadar devam edeceğini belirler.	0.5
pbest ( $\varphi p$ )	Partikül katsayısı, partiküllerin kendi en iyi konumlarına geri dönme motivasyonunu sağlar.	1.5
gbest ( $\varphi g$ )	Sürü katsayısı, partiküllerin en iyi grup konumuna yönelme motivasyonunu belirler.	1.5
Minstep	Minimum Adım Boyutu, çözüm uzayındaki minimum adım boyutunu belirlemektedir.	0.00000001
Minfunc	Minimum Fonksiyon Değişikliği, algoritmanın minimum fonksiyon değışiklik eşğini belirlemektedir.	0.00000001

Tablo 2’de çalışmada modellenen PSO algoritmasına ait hiperparametreler yer almaktadır. Bu hiperparametrelerin ayarlanması, PSO algoritmasının performansını artırarak daha etkili ve verimli bir optimizasyon süreci sağlar. Eylemsizlik Ağırlığı belirlenirken özellikle literatür takip edilerek “rastgele eylemsizlik ağırlığı” stratejisi uygulanmıştır. Bansal vd (2011) çalışmasında daha hızlı yakınsama sağlar çünkü sabit ve rastgele değışen eylemsizlik ağırlığı değerleriyle algoritma daha hızlı çözüm bulduğuna vurgu yaparken; Özsoy (2020) yapmış olduğu çalışmada sabit eylemsizlik ağırlığı stratejisinin 42 farklı karşılaştırma fonksiyonundan 17’sinde en iyi performansı gösterdiğini, rastgele eylemsizlik ağırlığı stratejisinin ise 6 fonksiyonda en iyi sonuçları sağladığını belirtmektedir.

Yatırımcıların farklı risk seviyelerine göre bekledikleri getiri hedeflerini temsil eden yatırımcı senaryosu Tablo 3’te sunuldu.

**Tablo 3: Yatırımcı Senaryosu Metrikleri**

Senaryo	Risk Seviyesi	Getiri Seviyesi	Risk Hedefi (Standart Sapma)	Getiri Hedefi (Yıllık Getiri)	Ağırlıklandırma Kriteri
Düşük Risk Düşük Getiri	Düşük	Düşük	0.02	%5	Minimum risk ile düşük getiri hedeflenir
Orta Risk Orta Getiri	Orta	Orta	0.05	%10	Orta risk ile makul bir getiri sağlanır
Yüksek Risk Yüksek Getiri	Yüksek	Yüksek	0.1	%15	Yüksek risk ile yüksek getiri hedeflenir

Tablo 3 incelendiğinde düşük risk düşük getiri senaryosunda %5 yatırımcıların düşük riskle istikrarlı bir getiri elde etmek istediğini gösterir. Bu, genellikle güvenli yatırımların getiri seviyesidir. Orta risk orta getiri senaryosunda ise %10 orta düzeyde risk alan yatırımcıların, makul bir getiri sağlamak için hedefledikleri bir seviyedir. Bu, risk-getiri dengesinin gözetildiği bir durumdur. Son olarak yüksek risk yüksek getiri senaryosunda %15 yüksek riskli yatırımlarda yatırımcıların daha büyük kazançlar umduğunu yansıtır. Bu seviyede risk alarak yüksek kazanç potansiyeli hedeflenmektedir. Bu oranlar, yatırımcıların risk toleranslarına ve piyasa koşullarına bağlı olarak değışebilir. Bu metrikler göz önünde bulundurularak oluşturulan portföyler Tablo 4’te gösterildi.



**Tablo 4: Yatırım Senaryolarına Göre Portföy Ağırlıkları**

Hisseler	Portföy Ağırlıkları	Düşük Risk Düşük Getiri	Orta Risk Orta Getiri	Yüksek Risk Yüksek Getiri
AKBNK.IS	0.0010	0.2804	0.0608	0.0474
AEFES.IS	0.0010	0.0100	0.0365	0.0285
ARCLK.IS	0.1890	0.0100	0.0384	0.0451
BIMAS.IS	0.0384	0.1576	0.0665	0.0613
CIMSA.IS	0.0592	0.0100	0.0230	0.0330
DOHOL.IS	0.0010	0.0100	0.0168	0.0172
DOAS.IS	0.0010	0.0100	0.0400	0.0345
ENJSA.IS	0.0010	0.0100	0.0429	0.0453
ENKAI.IS	0.0122	0.0100	0.0289	0.0244
SAHOL.IS	0.0010	0.0100	0.0356	0.0392
KCHOL.IS	0.0010	0.0239	0.0320	0.0221
MAVI.IS	0.0358	0.0100	0.0247	0.0422
MGROS.IS	0.0010	0.1663	0.0423	0.0610
PGSUS.IS	0.0010	0.0100	0.0408	0.0382
PETKM.IS	0.0010	0.0100	0.0351	0.0257
TKFEN.IS	0.0010	0.0100	0.0417	0.0367
TOASO.IS	0.2243	0.0100	0.0409	0.0389
TCELL.IS	0.1835	0.0100	0.0516	0.0523
TTRAK.IS	0.0010	0.0100	0.0447	0.0582
HALKB.IS	0.1714	0.0100	0.0528	0.0573
ISCTR.IS	0.0400	0.0100	0.0340	0.0231
TSKB.IS	0.0010	0.0100	0.0512	0.0541
SISE.IS	0.0010	0.0836	0.0620	0.0490
ULKER.IS	0.0010	0.0985	0.0543	0.0593
ZOREN.IS	0.0312	0.0300	0.0543	0.0593

Tablo 4’te gösterilen yatırımcı analizlerine ait elde edilen değerler tablo 5’te sunulmuştur.

**Tablo 5: Risk Toleransına Göre Yatırımcı Senaryosu Analizi**

Senaryo	Risk	Getiri	Değişim Katsayısı
Düşük Risk Düşük Getiri	0.2	0.05	0.4
Orta Risk Orta Getiri	0.5	0.10	0.5
Yüksek Risk Yüksek Getiri	0.7	0.15	0.7

Bu perspektifte Tablo 4ve 5, farklı risk seviyeleri ve getiri hedefleri ile hisse senedi portföylerinin yapılandırılmasını göstermektedir. Her bir senaryonun altında, hisse senetleri, portföy ağırlıkları, portföy riski, portföy getirisi ve değişim katsayısı (CV) gibi önemli bilgiler yer almaktadır. İlk olarak Tablo 4’te yer alan düşük risk düşük getiri senaryosunda, portföyde çeşitli büyük ve likit şirketlerin hisse senetleri bulunmaktadır. Portföy ağırlıkları genellikle düşük seviyelerde (0.010000) belirlenmiş, bu durum portföyün iyi bir şekilde çeşitlendirildiğini göstermekte. Hedeflenen portföy riski 0.2 ile düşük bir düzeyde tutulurken, %5 oranında mütevazı bir getiri beklenmektedir. Ayrıca, değişim katsayısı (CV) 0.4 olarak hesaplanmış, bu da getiri ve risk arasında makul bir denge olduğunu ortaya koymakta. Orta risk orta getiri senaryosunda ise portföyde geniş bir hisse yelpazesi yer almakta ve daha dengeli bir dağılım söz konusu. Bazı hisselerin ağırlıkları %6.6’ ya kadar çıktığı görülüyor, bu

da portföyün çeşitliliğini artırmaktadır. Hedeflenen portföy riski 0.5 ile orta düzeyde tutulmuşken, %10 getiri hedeflenmekte. Değişim katsayısı (CV) 0.5 olarak hesaplanmış dolayısıyla risk ve getiri arasında makul bir denge sağlandığını görülüyor. Bu yapı, daha yüksek getiriler arayan yatırımcılar için uygun bir denge sunar ve portföydeki ağırlıklar, getiriye artırmaya yönelik stratejik bir yaklaşım ortaya koyar. Yüksek risk yüksek getiri senaryosunda, hisse senedi listesi benzerliğini korurken, portföydeki ağırlıkların daha yüksek olduğu görülüyor. Hisselerin ağırlıkları %0.1 ile %0.06 arasında değişmekte, bu da daha agresif bir yatırım stratejisi benimsendiğini ortaya koymaktadır. Hedeflenen portföy riski 0.7 ile yüksek bir risk profili sunarken, %15 gibi iddialı bir getiri hedefi belirlenmiştir. Değişim katsayısı (CV) 0.7 olarak hesaplanmış, bu da yüksek getiri hedefiyle birlikte yüksek riskin alındığını göstermektedir. Bu yapı, risk toleransı yüksek olan yatırımcılar için potansiyel kazançları artırma fırsatı sunar.

Parçacık sürü optimizasyonu hiperparametreleriyle oluşturulan ve BİST Sürdürülebilirlik 25 Endeksi kapsamında oluşturulan optimal portföy önerisi Tablo 5'te gösterildi.

**Tablo 6: Optimal Portföy Önerisi**

Hisseler	Portföy Ağırlıkları	Portföy Riski	Portföy Getirisi	Değişim Katsayısı (CV)	Sharpe Oranı	Portföy Volatilitesi	Down side risk	Beta
AKBNK.IS	0.0010							
AEFES.IS	0.0010							
ARCLK.IS	0.1890							
BIMAS.IS	0.0384							
CIMSA.IS	0.0592							
DOHOL.IS	0.0010							
DOAS.IS	0.0010							
ENJSA.IS	0.0010							
ENKAI.IS	0.0122							
SAHOL.IS	0.0010							
KCHOL.IS	0.0010							
MAVI.IS	0.0358							
MGROS.IS	0.0010	0.40	0.11	3.36	0.29	0.36	0.09	0.30
PGSUS.IS	0.0010							
PETKM.IS	0.0010							
TKFEN.IS	0.0010							
TOASO.IS	0.2243							
TCELL.IS	0.1835							
TTRAK.IS	0.0010							
HALKB.IS	0.1714							
ISCTR.IS	0.0400							
TSKB.IS	0.0010							
SISE.IS	0.0010							
ULKER.IS	0.0010							
ZOREN.IS	0.0312							

Tablo 6, optimal portföy önerisini içermekle birlikte, farklı hisse senetlerinin portföydeki ağırlıkları, portföy riski, portföy getirisi, değişim katsayısı (CV), Sharpe oranı, portföy volatilitesi ve downside risk ile beta değerlerini göstermektedir. Hisse senetlerinden ARCLK.IS, %18.91 ile en yüksek ağırlığa sahipken, TOASO.IS ve TCELL.IS sırasıyla %22.43 ve %18.75'lik ağırlıklarıyla dikkat çekmektedir. Portföy riski 0.40 olarak belirlenmiş olup, %11'lik bir getiri hedeflenmiştir. Değişim katsayısı 3.36 ile makul bir risk-getiri dengesini işaret ederken, Sharpe oranı 0.29, portföyün riskine göre sağlanan getiri düzeyini yansıtmaktadır. Portföy volatilitesi 0.36 olarak hesaplanmış,

downside risk ise 0.09 ile düşük seviyelerde kalmıştır. Beta değeri 0.30 olarak belirlendi. Bu durum portföyün piyasa hareketlerine karşı daha az duyarlı olduğunu gösterir. Genel olarak, bu tablonun yatırımcılara dengeli ve potansiyel olarak kârlı bir portföy yapısı sunduğu söylenebilmektedir.

## **5. SONUÇ**

Portföy optimizasyonu, yatırımcıların farklı varlıklar arasında en iyi dağılımı belirleyerek risk ve getiri dengesini sağlamalarına yardımcı olan kritik bir süreçtir. Bu süreç, piyasa koşullarının ve varlıklar arasındaki ilişkilerin dikkatlice analiz edilmesini gerektirir. Böylece yatırımcılar, portföylerini çeşitlendirerek potansiyel kayıpları azaltabilir ve beklenen getirilerini maksimize edebilir. Çalışmada Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritması kullanılarak hem yatırımcı senaryolarını geliştirmek hem de portföy optimizasyonu uygulamak amaçlandı. Bu maksatla Borsa İstanbul Sürdürülebilirlik 25 Endeksi'nde işlem gören firmaların hisse senetleri kullanılarak Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritmasıyla yatırım senaryoları oluşturulmuş ve optimal portföy önerileri geliştirildi. Üç farklı yatırımcı senaryosu belirlendi: Düşük, orta ve yüksek risk. Düşük risk senaryosunda %5, orta risk senaryosunda %10 ve yüksek risk senaryosunda %15'lik getiri hedefleri belirlendi. Bu durum, yatırımcıların risk toleranslarına uygun beklentilerini açık bir şekilde yansıtmaktadır. Portföy yapıları, bu risk seviyelerine göre çeşitlendirildi ve optimize edildi. Önerilen optimal portföy, ARCLK.IS, TOASO.IS ve TCELL.IS gibi hisseleri içermekte ve 0.40'lık bir risk ve %11'lik bir hedef getiri sunmaktadır. Bu, yatırımcılara makul bir risk-getiri dengesi sağlamaktadır.

Elde edilen sonuçlar, diğer tüm değişkenlerin sabit kaldığı varsayımı altında, yatırımcıların bilinçli kararlar almasına yardımcı olmakta ve sürdürülebilir yatırımların önemini vurgulamaktadır. Ayrıca bu bulgular, piyasa koşullarına uygun stratejiler geliştirme fırsatı sunmaktadır. Bu doğrultuda çalışmanın sonuçları Cura (2009), Jun ve Johar (2023) ve Ishwa vd (2023) çalışmalarını ile portföy oluşturmada optimal sonuçlar verdiği noktasında örtüşmektedir.

Gelecek araştırmalar, PSO algoritmasının farklı parametrelerle test edilmesiyle birlikte, yatırım karar süreçlerinin daha da iyileştirilmesine katkı sağlayabilir. Sonuç olarak, bu çalışmanın, sürdürülebilir yatırımların teşvik edilmesi ve yatırımcıların daha etkili kararlar alabilmesi açısından literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

## **KAYNAKÇA**

- Alagöz, A., & Kutlu, M. (2012). Parçacık sürü optimizasyonu yaklaşımı ile emtia piyasasında portföy optimizasyonu. *Sosyal Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 12(23), 35-50.
- Bağcı, B., & Konak, F. (2016). Linear programming on portfolio optimization: Empirical evidence from bist mining industry index. *Global Journal of Management and Business Research*, 16(2), 31-36.
- Ballesterio, E. (2005). Mean-semivariance efficient frontier: a downside risk model for portfolio selection. *Applied Mathematical Finance*, 12(1), 1-15. doi:10.1080/1350486042000254015
- Bansal, J. C., Singh, P. K., Saraswat, M., Verma, A., Jadon, S. S., & Abraham, A. (2011, October). Inertia weight strategies in particle swarm optimization. In *2011 Third world congress on nature and biologically inspired computing* (pp. 633-640). IEEE.
- Borsa İstanbul*. (2024). 2024 tarihinde Sürdürülebilirlik Endeksleri: <https://borsaistanbul.com/tr/sayfa/165/bist-surdurulebilirlik-endeksleri> adresinden alındı
- Bülbül, M. (2023). Kuru fasulye tohumlarının çok sınıflı sınıflandırılması için hibrit bir yaklaşım. *Journal of the Institute of Science and Technology*, 13(1), 33-43. doi:10.21597/jist.1185949
- Bülbül, M. A., Öztürk, C., & Işık, M. F. (2022). ptimization of climatic conditions affecting determination of the amount of water needed by plants in relation to their life cycle with particle swarm optimization, and determining the optimum irrigation schedule. *The Computer Journal*, 65(10), 2654-2663. doi:https://doi.org/10.1093/comjnl/bxab097
- Carbon Gate*. (2024, Haziran 11). 2024 tarihinde TSRS: TÜRKİYE SÜRDÜRÜLEBİLİRLİK RAPORLAMA STANDARDI: <https://www.carbongate.io/blog/tsrs-turkiye-surdurulebilirlik-raporlama-standardi> adresinden alındı
- Chai, F. (2024). A Prediction Model for Credit Risk Measurement of Small and Micro Enterprises Based On Particle Swarm Optimization random forest algorithm. *International Journal of Computer Science and Information Technology*, 3(1), 227-234. doi: <https://doi.org/10.62051/ijcsit.v3n1.29>

- Cura, T. (2009). Particle swarm optimization approach to portfolio optimization. *Nonlinear analysis: Real world applications*, 10(4), 2396-2406.
- de Gusmão, R. P., & de Carvalho, F. D. A. (2019). Clustering of multi-view relational data based on particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 123, 34-53.
- Elton, E. J., Gruber, M. J., Brown, S. J., & Goetzmann, W. N. (2009). *Modern portfolio theory and investment analysis*. John Wiley & Sons.
- Erwin, K., & Engelbrecht, A. (2023). Meta-heuristics for portfolio optimization. *Soft Computing*, 27(24), 19045-19073. doi:10.1007/s00500-023-08177-x
- Geambaşu, C., Şova, R., & Jianu, I. (2013). Risk Measurement in Post-Modern Portfolio Theory: Differences From Modern Portfolio Theory. *Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research*, 4(1).
- Ishwa, A., Akshita, S., Dhruv, D., & Sharma, A. (2023). A Genetic Algorithm Approach for Portfolio Optimization. *International Conference on Data Science and Applications* (s. 113-124). Singapore: Springer Nature.
- Jaaman, S., Lam, H., & Isa, Z. (2011). Different downside risk approaches in portfolio optimisation. *Journal of Quality Measurement and Analysis JQMA*, 7(1), 77-84.
- Jarrah, M., & Ahmed, A.-K. (2024). A. Predicting Stock Market Index Using Bacterial Swarm Optimization for Enhanced Market Insights. *Nature Inspired Optimization Theories (NIOT)*, 01(01), 44-53.
- Jun, C. S., & Johar, F. Portfolio Optimization of Exchange-Traded Funds Listed on the New York Stock Exchange Using Particle Swarm Optimization.
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995, November). Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks* (Vol. 4, pp. 1942-1948). IEEE.
- Kocadağlı, O., & Cinemre, N. (2010). Portföy optimizasyonunda SVFM ile bulanık doğrusal olmayan model yaklaşımı. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 39(2), 359-369.
- Konak, F., & Bağcı, B. (2016). Fuzzy linear programming on portfolio optimization: empirical evidence from FTSE 100 Index. *Global Journal of Management and Business Research: C Finance*, 16(2), 65-69.
- Liu, C., Shi, Y., & Xie, W. (2024). Applying Particle Swarm Optimization Algorithm to Solve Securities Portfolio Based on Utility Maximization. In *4th International Conference on New Computational Social Science (ICNCSS 2024)* (s. 286-293). Atlantis Press.
- Lv, M., Wang, J., Wang, S., Gao, J., & Guo, H. (2024). Developing a hybrid system for stock selection and portfolio optimization with many-objective optimization based on deep learning and improved NSGA-III. *Information Sciences*, 670(120549). doi:https://doi.org/10.1016/j.ins.2024.120549
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.
- Markowitz H. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments. *New York: John Wiley & Sons*.
- Meher, P., & Mishra, R. (2024). Risk-Adjusted Portfolio Optimization: Monte Carlo Simulation and Rebalancing. *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, 18(3), 85-101. doi:http://dx.doi.org/10.14453/aabfj.v18i3.06
- Morteza, H., Jameii, S. M., & Sohrabi, M. K. (2023). An improved learning automata based multi-objective whale optimization approach for multi-objective portfolio optimization in financial markets. *Expert Systems with Applications*, 224, 119970
- Özsoy, V. S. (2021). The determination of the most suitable inertia weight strategy for particle swarm optimization via the minimax mixed-integer linear programming model. *Engineering Computations*, 38(4), 1933-1954.
- Pekkaya, M. (2013). ARFIMA ve FIGARCH yöntemlerinin Markowitz ortalama varyans portföy optimizasyonunda kullanılması: İMKB-30 endeks hisseleri üzerine bir uygulama. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 42(1), 93-112.
- R., S., & Mohideen, A. (2017). Modern Portfolio Theory: A Review of the Work Done on Performance Measures and their Role in Portfolio Construction. *International Journal of Scientific Research in Science and Technology*, 3(3), 525-532.

- Reeves, W. T. (1983). Particle systems—a technique for modeling a class of fuzzy objects. *ACM Transactions On Graphics (TOG)*, 2(2), 91-108.
- Sayılgan, G. (2019). *Soru ve Yanıtlarıyla İşletme Finansmanı* (8. b.). Ankara: Siyasal Kitabevi.
- Sortino, F. A., & Price, L. N. (1994). Performance measurement in a downside risk framework. *the Journal of Investing*, 3(3), 59-64.
- Sun, J., Fang, W., Wu, X., Lai, C.-H., & Xu, W. (2011). Solving the multi-stage portfolio optimization problem with a novel particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 38(6), 6727-6735. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.11.061>
- Syaripuddin, S., Amijaya, F., Wasono, W., Tulzahrah, S., & Suciati, R. (2024). Application of quadratic programming on portfolio optimization using wolfe's method and particle swarm optimization algorithm. *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 18(2), 1067-1080. doi:10.30598/barekengvol18iss2pp1067-1080
- Zhu, H., Wang, Y., Wang, K., & Chen, Y. (2011). Particle Swarm Optimization (PSO) for the constrained portfolio optimization problem. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 10161-10169. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.075>

#### **Beyan ve Açıklamalar (Disclosure Statements)**

1. Bu çalışmanın yazarları, araştırma ve yayın etiği ilkelerine uyduklarını kabul etmektedirler (The authors of this article confirm that their work complies with the principles of research and publication ethics).
2. Yazarlar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir (No potential conflict of interest was reported by the authors).
3. Bu çalışma, intihal tarama programı kullanılarak intihal taramasından geçirilmiştir (This article was screened for potential plagiarism using a plagiarism screening program).