

OPTİMAL PORTFÖY YÖNETİMİNDE SEZGİSEL YAKLAŞIMLAR

Hasan AKYER

**Haziran 2016
DENİZLİ**

OPTİMAL PORTFÖY YÖNETİMİNDE SEZGİSEL YAKLAŞIMLAR

**Pamukkale Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
Doktora Tezi
İşletme Anabilim Dalı
Genel İşletme Doktora Programı**


Hasan AKYER

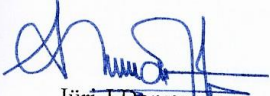
**I. Danışman: Prof. Dr. Hakan AYGÖREN
II. Danışman: Yrd. Doç. Dr. Can Berk KALAYCI**

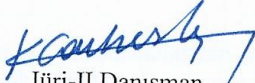
**Haziran 2016
DENİZLİ**

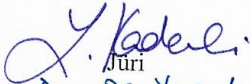
DOKTORA TEZİ ONAY FORMU

İşletme Anabilim Dalı, Genel İşletme Bilim Dalı doktora programı öğrencisi Hasan AKYER tarafından, Prof. Dr. Hakan AYGÖREN ve Yrd. Doç. Dr. Can Berk KALAYCI yönetiminde hazırlanan “**Optimal Portföy Yönetiminde Sezgisel Yaklaşımlar**” başlıklı tez aşağıdaki jüri üyeleri tarafından 16/06/2016 tarihinde yapılan tez savunma sınavında başarılı bulunmuş ve Doktora Tezi olarak kabul edilmiştir.


Jüri Başkanı
Prof. Dr. Hakan SARI TAŞ



Jüri-I. Danışman
Prof. Dr. Hakan AYGÖREN


Jüri-II. Danışman
Yrd. Doç. Dr. Can Berk KALAYCI


Jüri
Doç. Dr. Yusuf KADERLİ


Jüri
Doç. Dr. Mehmet Güray GÜLER

Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun
13/07/2016...tarih ve ...13/15... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

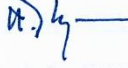

Prof. Dr. Kenan ÇOYAN
Müdür

Özgeçmiş

1998 yılında İstanbul'da doğdum. İlk ortaokulu İstanbul'da, ilköğrenimi İstanbul'da, liseyi İstanbul'da tamamladım. İstanbul'da bulunan İstanbul Kültür Enstitüsü'nde 2016-2017 yıllarında Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2017-2018 yıllarında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2018-2019 yıllarında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2019-2020 yıllarında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2020-2021 yıllarında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2021-2022 yıllarında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2022-2023 yıllarında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2023-2024 yıllarında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2024-2025 yıllarında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2025-2026 yıllarında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm.

2023 yılında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2024 yılında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2025 yılında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm. 2026 yılında İstanbul Kültür Enstitüsü'nde Türkçe öğretmenliği eğitimi için eğitim gördüm.

Bu tezin tasarımı, hazırlanması, yürütülmesi, araştırmalarının yapılması ve bulgularının analizlerinde bilimsel etiğe ve akademik kurallara özenle riayet edildiğini; bu çalışmanın doğrudan birincil ürünü olmayan bulguların, verilerin ve materyallerin bilimsel etiğe uygun olarak kaynak gösterildiğini ve alıntı yapılan çalışmalara atıfta bulunulduğunu beyan ederim.

İmza : 
Öğrenci Adı Soyadı : Hasan AKYER

ÖNSÖZ

Tezde, finans alanının en önemli bileşenlerinden biri olan portföy yönetimi konusu incelenmiştir. Konu, akademik disiplin, bakış açısı ve finans bilimindeki gelişmeleri birleştirerek teori ve uygulama alanlarına katkı sağlamak amacı ile araştırılmıştır. Ülkelerin gelişmesinde tasarruflar ve bu tasarrufların kalıcı yatırımlara dönüşmesi oldukça önemlidir. Fon yöneticileri, portföy yöneticileri ve kendi portföylerini yöneten bireylerin yatırım kararları süreçlerinde yardımcı olacak bulgular tezde sunulmuştur.

Akademik hayatımın doktora tezi aşamasında bana kendisi ile çalışma fırsatı sunan, derin finans bilgilerini sabır ve anlayış ile öğreten tez danışmanı hocam Sayın Prof. Dr. Hakan AYGÖREN'e teşekkür ederim. Tezin oluşumunun her aşamasında beni cesaretlendiren, teşvik eden ve sürekli olarak çalışmaya yönlendiren II. Tez danışmanı hocam Sayın Yrd. Doç. Dr. Can Berk KALAYCI'ya da teşekkür ederim. Ayrıca, tez sürecindeki öneri ve katkılarından dolayı Sayın Prof. Dr. Hakan SARITAŞ ve Sayın Doç. Dr. Yusuf KADERLİ hocalarıma da teşekkür ederim. Yüksek lisans döneminden bu güne her zaman yanımda olan ve beni destekleyen değerli hocam Sayın Doç. Dr. Mehmet Güray GÜLER'e de teşekkür ederim. Mensubu olmaktan mutluluk duyduğum Endüstri Mühendisliği Bölümü değerli hocalarıma, asistan dostlarıma ve öğrenci arkadaşlarıma da teşekkür ederim.

Ailem, biricik yeğenlerim sizlerin manevi desteği için sonsuz teşekkürler. Sözün bittiği noktada, canım annem Aysel AKYER'e en içten sevgilerimi sunarım.

Doktora tezinde, 2014SOBE013 numaralı proje ile destek sağlayan Pamukkale Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi'ne ve 214M224 projesi ile burs desteği veren Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu'na teşekkürlerimi sunarım.

ÖZET

OPTİMAL PORTFÖY YÖNETİMİNDE SEZGİSEL YAKLAŞIMLAR

Akyer, Hasan
Doktora Tezi
İşletme ABD
Genel İşletme Doktora Programı
Tez Yöneticisi: Prof. Dr. Hakan Aygören

Haziran 2016, 102 Sayfa

Günümüzde ticaretin küreselleşmesi ile birlikte dünyada finans piyasaları da hızla gelişmiştir. Bu ilerlemelerin sonucunda finans alanının bir alt dalı olan portföy yönetimi de oldukça önem kazanmıştır. Geçmişte, yatırımcılar portföylerini geleneksel portföy teorisi yaklaşımına göre oluşturmaktadırlar. İkinci yöntem ise, modern portföy teorisi yaklaşımına göre portföy oluşturmaktır. Modern portföy teorisi yaklaşımında kullanılan temel model H. Markowitz'in geliştirdiği ortalama varyans modelidir. Küreselleşme ile birlikte dünyada yatırım olanakları genişlemiş ve portföye dahil edilebilecek menkul kıymet sayısı artmıştır. Yatırımcı açısından fazla sayıda menkul kıymetten oluşan bir portföyün işlem maliyeti artacak ve kontrolü zorlaşacaktır. Bu durumda, yatırımcı aynı risk ve getiri düzeyinde sınırlı sayıda menkul kıymete yatırım yapmak istemektedir. Bu kısıtın eklenmesi sonucunda portföy optimizasyonu problemi literatürde yer alan NP-Zor sınıfında bir probleme dönüşmüştür. Bu tür problemlerin, belirli bir zaman diliminde çözümü zor olduğundan sezgisel yöntemler geliştirilmiştir. Tezde, portföy optimizasyonu problemi çözümü için genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu ve yapay arı kolonisi algoritmaları geliştirilmiştir. Geliştirilen sezgisel metotlar önde gelen dünya borsa endekslerine ve Borsa İstanbul endeksine uygulanmıştır. Önerilen algoritmalar ile bulunan sonuçlar etkin sınıra yakınsamaktadır ve yatırımcıya portföy oluşturma sürecinde yardımcı olacaktır.

Anahtar Kelimeler: Portföy Seçimi, Genetik Algoritma, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Yapay Arı Kolonisi.

ABSTRACT**HEURISTIC METHODS FOR OPTIMAL PORTFOLIO MANAGEMENT**

Akyer, Hasan
Doctoral Thesis
Business Administration Department
General Business Administration Program
Advisor of Thesis: Prof. Dr. Hakan Ayyören

June 2016, 102 Pages

Today, financial markets have rapidly developed with the globalization of trade. As a result of this progress, portfolio management as a sub-branch of finance has also significantly gained importance. In the past, investors used to decide their portfolio according to the traditional portfolio theory. Today on the other hand, portfolio is created according to the modern portfolio theory proposed by H. Markowitz due to the increase in the number of assets to be held in a portfolio. It is desired to invest in a limited number of assets with the same level of risk and return. Therefore, the portfolio optimization problem with cardinality constraints turns out to be in NP-hard class of problems. Metaheuristic approaches are usually applied to solve this problem since it is often not possible to reach optimal solutions within acceptable time. In this thesis, a genetic algorithm, a particle swarm optimization algorithm and an artificial bee colony algorithm are developed to solve this problem studied. These proposed solution approaches are applied to primary world market data sets and Istanbul market data sets. Computational results confirm that proposed solution approaches are useful tools to converge an efficient frontier that may help the investors to select portfolio.

Keywords: Portfolio Selection, Genetic Algorithms, Particle Swarm Optimization, Artificial Bee Colony.

İÇİNDEKİLER

ÖZET	v
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	viii
TABLolar DİZİNİ	x
SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ	xi
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

OPTİMAL PORTFÖY YÖNETİMİ

1.1. Temel Kavramlar	5
1.2. Geleneksel Portföy Teorisi Yaklaşımı	11
1.3. Modern Portföy Teorisi Yaklaşımı	14
1.4. Optimal Portföy Modellemesi	19

İKİNCİ BÖLÜM

SEZGİSEL YAKLAŞIMLAR

2.1 Literatür Taraması.....	29
2.2. Sezgisel Yaklaşımların Kodlanması	38
2.2.1. Algoritmalarda Kullanılan Ortak Prosedürler.....	39
2.2.2. Genetik Algoritma (GA).....	41
2.2.3. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO).....	46
2.2.4. Yapay Arı Kolonisi (YAK) Yaklaşımı	48

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

SONUÇLARIN DEĞERLENDİRİLMESİ

3.1. BULGULAR.....	52
3.1.1. GA Sonuçları	52
3.1.2. PSO Sonuçları.....	60
3.1.3. YAK Sonuçları	67
3.2. TARTIŞMA	74
3.3. SONUÇ.....	93
KAYNAKLAR	96
ÖZGEÇMİŞ	102

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1: Portföy Yönetim Süreci	7
Şekil 2: Risk Karşısında Yatırımcı Tipleri	8
Şekil 3: Toplam Risk Bileşenleri	9
Şekil 4: Sermaye Piyasası Doğrusu	17
Şekil 5: GAMS ile bulunan Hang Seng veri seti için kısıtsız etkin sınır	21
Şekil 6: Hang Seng veri setinde $K = 10$ değeri için GAMS ile bulunan kısıtlı ve kısıtsız etkin sınırlar ...	26
Şekil 7: Hang Seng veri setinde farklı K değerleri için GAMS ile bulunan kısıtlı ve kısıtsız etkin sınırlar	27
Şekil 8: Uygunsuz Çözüm Tamir Prosedürü	40
Şekil 9: Uygunluk Hesaplama Prosedürü	41
Şekil 10: Genetik Algoritmalar'ın Ana Adımları	42
Şekil 11: Çaprazlama Prosedürü	43
Şekil 12: $BLX - \alpha$ çaprazlama operatörü	43
Şekil 13: Mutasyon Prosedürü	44
Şekil 14: Rulet Tekerı Prosedürü	44
Şekil 15: Genetik Algoritma	45
Şekil 16: Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmasının Ana Adımları	46
Şekil 17: Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması	48
Şekil 18: Temel YAK Algoritmasının Ana Adımları	49
Şekil 19: Yapay Arı Kolonisi Algoritması	51
Şekil 20: Hang Seng veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar	53
Şekil 21: DAX 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar	54
Şekil 22: FTSE 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar	55
Şekil 23: S&P 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar	56
Şekil 24: NIKKEI veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar	57
Şekil 25: BİST 30 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar	58
Şekil 26: BİST 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar	59
Şekil 27: Hang Seng veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar	60
Şekil 28: DAX 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar	61
Şekil 29: FTSE 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar	62
Şekil 30: S&P 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar	63
Şekil 31: NIKKEI veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar	64
Şekil 32: BİST 30 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar	65
Şekil 33: BİST 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar	66
Şekil 34: Hang Seng veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar	67
Şekil 35: DAX 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar	68
Şekil 36: FTSE 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar	69
Şekil 37: S&P 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar	70
Şekil 38: NIKKEI veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar	71
Şekil 39: BİST 30 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar	72
Şekil 40: BİST 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar	73
Şekil 41: Hang Seng veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	75
Şekil 42: Hang Seng veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	75
Şekil 43: Hang Seng veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	76
Şekil 44: DAX 100 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	77
Şekil 45: DAX 100 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	77

Şekil 46: DAX 100 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	78
Şekil 47: FTSE 100 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	79
Şekil 48: FTSE 100 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	79
Şekil 49: FTSE 100 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	80
Şekil 50: S&P 100 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	81
Şekil 51: S&P 100 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	82
Şekil 52: S&P 100 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	82
Şekil 53: NIKKEI veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	83
Şekil 54: NIKKEI veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	84
Şekil 55: NIKKEI veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	84
Şekil 56: BİST 30 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	85
Şekil 57: BİST 30 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	86
Şekil 58: BİST 30 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	86
Şekil 59: BİST 100 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	87
Şekil 60: BİST 100 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	88
Şekil 61: BİST 100 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları	88
Şekil 62: BİST 30 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar	89
Şekil 63 :BİST 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar	90

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo 1: Eleman sayısı kısıtlı portföy optimizasyonu problemi için geliştirilen GAMS kaynak kodları...	25
Tablo 2: Farklı çözümler için Hang Seng veri seti ile GAMS çözümleri	26
Tablo 3: Hang Seng veri setinde farklı K değerleri için GAMS ile bulunan sonuçların performans analizi	28
Tablo 4: Literatürde portföy optimizasyona uygulanan genetik algoritmaların özellikleri	31
Tablo 5: Literatürde portföy optimizasyona uygulanan genetik algoritmaları çalışmaların performans uygulamaları.....	34
Tablo 6: Hang Seng veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar	52
Tablo 7: DAX 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar	54
Tablo 8: FTSE 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar	55
Tablo 9: S&P 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar	56
Tablo 10: NIKKEI veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar	57
Tablo 11: BİST 30 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar	58
Tablo 12 :BİST 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar	59
Tablo 13: Hang Seng veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar	60
Tablo 14: DAX 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar	61
Tablo 15: FTSE 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar	62
Tablo 16: S&P 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar.....	63
Tablo 17: NIKKEI veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar	64
Tablo 18: BİST 30 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar	65
Tablo 19: BİST 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar	66
Tablo 20: Hang Seng veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar	67
Tablo 21: DAX 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar	68
Tablo 22: FTSE 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar	69
Tablo 23: S&P 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar	70
Tablo 24: NIKKEI veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçları	71
Tablo 25: BİST 30 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçları	72
Tablo 26: BİST 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçları	73
Tablo 27: Hang Seng veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları	74
Tablo 28: DAX 100 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları	76
Tablo 29: FTSE 100 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları	78
Tablo 30: S&P 100 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları	80
Tablo 31: NIKKEI veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları	83
Tablo 32: BİST 30 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları	85
Tablo 33: BİST 100 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları	87
Tablo 34: BİST 30 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar	89
Tablo 35: BİST 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar	90
Tablo 36: BİST 30 sezgisel yaklaşımlardan bulunan farklı K değerleri için optimal portföyler.....	92
Tablo 37: BİST 100 sezgisel yaklaşımlardan bulunan farklı K değerleri için optimal portföyler.....	92

SİMGE VE KISALTMALAR DİZİNİ

BİST	Borsa İstanbul
DAX	Almanya Borsa Endeksi
FTSE	İngiltere Borsa Endeksi
GA	Genetik Algoritma
GVH	Getirinin Varyans Hatası
Hang Seng	Hong Kong Borsa Endeksi
İMKB	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
NIKKEI	Japonya Borsa Endeksi
OGH	Ortalama Getiri Hatası
OÖU	Ortalama Öklid Uzaklığı
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu
SVFM	Sermaye Varlıkları Fiyatlama Modeli
S&P	Amerikan Borsa Endeksi
YAK	Yapay Arı Kolonisi

GİRİŞ

Dünyada 21. Yüzyılın ilk dönemlerinin yaşandığı günümüzde, özellikle bilişim alanındaki gelişmeler sonucunda yaşam ve bilimin çok alanlarında kişi ve kurumların anlayış biçimleri hızla değişmektedir. Bu gelişmelerden en hızlı etkilenen alanlardan bir tanesi de finans bilimidir. Finans piyasaları özellikle gelişmiş ülkelerde 2. Dünya savaşı sonrası hızlı bir ilerleme kaydetmiştir (Bayar, 2008). Küreselleşmenin artık gelişen ülkeleri de kapsama ile birlikte 1990'lı yıllardan itibaren tüm dünyada finansal piyasalar göz kamaştırıcı bir şekilde büyüyüp hemen hemen tüm ülkelerde etkin bir şekilde ticari hayatta rol almaya başlamıştır (Karan, 2011). Bu bağlamda, her ülke ekonomisi sadece kendi dinamikleri ile değil diğer ülke ekonomilerine de bağlı olarak değişim göstermektedir. İşletmelerin faaliyetleri artık kendi ülke sınırlarını aşip uluslararası bir rekabet ortamına taşınmış, finansal faaliyetlerinde serbestleşme olgusu ön plana çıkmıştır. Tüm bu gelişmeler sonucunda ülkelerin finans piyasaları birbiri ile etkileşim içine girmiştir.

Dünyada meydana gelen bu gelişmelerden Türkiye'de gelişmekte olan ülkeler ile birlikte payını almıştır. Türkiye'de, 1983'ten itibaren ticaretin serbestleşmesi ile birlikte hızlı büyüme ve gelişme gösteren sektörlerin başında finans piyasaları gelmektedir. Gelişmiş ülkelerde var olan finansal kurum ve araç çeşitliliği de Türkiye'deki finans alanına yansımıştır. Bu gelişmeler sonucunda, işletmeler yatırım için finans kaynaklarındaki çeşitlenmeler ile daha etkin kaynak bulabilmişlerdir. Ülkemizde 1986 yılında İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (İMKB) şimdiki adı ile Borsa İstanbul (BİST) kurulmuştur (Kaplan, 1999). BİST, şirketlere daha kolay ve düşük maliyet ile kaynak elde etme imkânı sağlamıştır. Bunun sonucu olarak sermaye halka yayılmaya başlamıştır. Ayrıca, 2002 yılında İzmir'de Vadeli İşlemler Piyasası kurulması ile türev piyasaları faaliyete geçmiştir (Gökmen, 2008).

Finans alanındaki dünyadaki ve Türkiye'deki önemli gelişmelerin sonucunda, finans yöneticilerinin işletmelerdeki etkinliği artmıştır. Önceden sadece işletmelerin muhasebe işleri ile ilgilenen finans yöneticileri günümüzde, işletmelerin tüm finansal karar süreçlerinde ve yönetiminde önemli rol almaktadırlar. Geçmişte şirketlerin en önemli amacı kâr elde etmek iken, günümüzde şirket değerinin artırılması birinci öncelik haline gelmiştir (Ercan ve Ban, 2010). Son yıllarda, bu amaç doğrultusunda işletmenin

önemli fonksiyonlarından olan finans birimi de işletme değerine katkı sağlayacak şekilde yeniden yapılandırılmıştır.

Finans alanının en önemli alt bileşenlerinden bir tanesi portföy seçimi ve yönetimidir. Portföy, en az iki menkul kıymetten oluşan ve yatırımcının katlandığı riske göre en yüksek getiriye elde etmek için oluşturulan menkul kıymetler kümesidir (Ercan ve Ban, 2010). Bireysel ve kurumsal yatırımcıların portföyden beledikleri en önemli amaç katlandıkları riske göre en yüksek getiriye elde etmektir. Finansal anlamda getiri, bir yatırımdan belirli bir dönem sonunda beklenen geliri ifade etmektedir (Karan, 2011). Risk ise, beklenen getiriden gerçekleşen getirinin sapma olasılığıdır (Schroek, 2002). Portföy seçimi ve yönetimi dinamik yapıda bir karar verme sürecidir. Portföy yönetimi zaman içinde risk ve getiri arasındaki ilişkiyi analiz etme esasına dayanmaktadır (Aygören ve Akyer, 2013). Yatırımcılar sahip oldukları fonların yönetiminde, yatırım alternatifleri arasında, maksimum getiriye belirli bir risk düzeyinde ya da hedeflenen getiriye minimum risk seviyesinde elde etmeyi amaçlarlar (Atan, 2005).

Finans alanında portföy yönetiminde iki temel yaklaşım vardır. Bunlar; geleneksel portföy teorisi yaklaşımı ve modern portföy teorisi yaklaşımıdır. Bu metot temel yaklaşım olarak basit çeşitlendirme esasına dayanmaktadır. Portföye çeşitli sektörlerden fazla sayıda menkul kıymetin dahil edilerek portföy riskinin azaltılacağı varsayılmaktadır. Geleneksel portföy teorisi yaklaşımı II. Dünya savaşı sonlarına kadar portföy yöneticileri tarafından yoğun olarak kullanılmıştır (Shenoy ve McCarthy, 1988). Geleneksel portföy teorisi yaklaşımında yatırımcılar riski azalmak istemelerine karşılık riskin değerini ve nasıl hesaplanacağını bilememektedirler (Reilly ve Brown, 2011).

Modern portföy teorisinin kurucusu kabul edilen Harry Markowitz, 1952 yılında portföy seçimi başlıklı çalışmasında ilk defa portföyü oluşturan menkul kıymetler arasındaki matematiksel ilişkiyi analiz etmiştir (Markowitz, 1952). Bu çalışma ile birlikte, modern portföy teorisi finans piyasalarında kabul görmeye başlamıştır. Markowitz bu çalışmada, sadece portföy içindeki menkul kıymet çeşitliliğinin artırılarak riskin azaltılamayacağını göstermiştir. Markowitz, geliştirdiği ortalama varyans modeli ile menkul kıymetler arasındaki ilişkinin yönü ve şiddetini istatistiksel olarak analiz ederek hedeflenen getirinin minimum risk düzeyinde elde edilebileceğini göstermiştir.

Geçmişte yatırımcılar genellikle sadece kendi ülkelerinde yatırım yaparken günümüzde yatırım olanakları genişlemiş ve dünyada pek çok ülke sermaye varlıklarına yatırım fırsatı doğmuştur. Küreselleşme sonucunda dünyada finans piyasaları içi içe geçmiş yatırımcı açısından bilişim alanındaki ilerlemeler sayesinde portföye farklı bir çok ülkenin menkul kıymetlerinin dahil edilebilme olanağı artmıştır. Bunun sonucunda, yatırımcılar fayda fonksiyonlarına göre daha yüksek faydayı sunan portföyler elde edebilmektedirler. Ayrıca, portföy kümesindeki çeşitlendirme artacağından portföyün sistematik riski de azaltılabilecektir

Yatırım olanaklarının genişlemesi ile birlikte portföye dahil edilebilecek menkul kıymet sayısı oldukça artmıştır. Bu durumda, yatırımcı menkul kıymet olanakları kümesinden her bir menkul kıymete yatırım yapmak istese de işlem maliyetleri oldukça artacak ve portföyün yönetilebilirliği zorlaşacaktır. Belirtilen bu dezavantajlardan kurtulmanın en temel yolu portföye dahil edilecek menkul kıymet sayısını sınırlandırmaktır. Bu şartlar altında, H. Markowitz'in geliştirmiş olduğu ortalama varyans modeline portföyde yer alacak menkul kıymet sayısı kısıtı eklenmektedir. Yeni oluşturulan problemin literatürdeki adı elaman sayısı kısıtlı portföy optimizasyonu problemidir. Problem tanımı gereği, menkul kıymetler bütününden oluşan evrensel bir uzay kümesinden belli bir sayıda menkul kıymeti belli bir risk düzeyinde portföy getirisini maksimum edecek şekilde yada başka bir ifade ile hedeflenen getiriyi minimum risk düzeyinde belirleme esasına dayanmaktadır. Problem kombinasyonel optimizasyondur ve literatürde NP-Zor sınıfına girmektedir. Elaman sayısı kısıtsız portföy optimizasyonu modelleri standart kuadratik programlama programları ile çözülebilir iken günümüzde problem boyutlarının büyümesi ile standart programlar çözüm için yetersiz kalmaktadır. Bu tür problemlerin belirli bir zaman aralığında çözümü zordur ve problem boyutu büyüdükçe çözüm bulmak olanaksızlaşmaktadır. Tezde, ele alınan portföy optimizasyonu problemi de bu sınıfta yer almaktadır.

Araştırmacılar belirtilen bu soruna çözüm bulmak ve yatırımcıya yol göstermek amacıyla portföy yönetimi ve optimizasyonu problemi için sezgisel yöntemler geliştirmişlerdir. Güncel literatür analizi sonucunda, portföy optimizasyonu problemleri çözümü için metasezgisel algoritmaların önerildiği görülmektedir. Literatürde yine NP-Zor sınıfına giren benzer kombinasyonel optimizasyon problemlerine başarıyla

uygulanmış, fakat henüz portföy optimizasyonu problemine uygulanmamış olan teknikler bulunmaktadır.

Çalışmanın öncelikli amacı, portföy optimizasyonu problemi için etkin algoritmaların tasarlanmasıdır. Diğer önemli amaç da, yatırımcılara aynı risk düzeyinde daha yüksek getiriye verecek optimal portföyler oluşturmalarına yol gösterici bulgular elde etmektir. Portföy yönetiminde temel prensip olan çeşitlendirmenin büyüklüğü araştırılacak ve portföyde yer alması gereken optimal menkul kıymet sayısı tespit edilmeye çalışılacaktır.

Tezde, 1. Bölümde optimal portföy yönetiminde yer alan temel kavramlar açıklanmıştır. Geçmişte ve günümüzde portföy yönetiminde kullanılan yaklaşımlar anlatılmış ve geçiş süreçleri incelenmiştir. Ayrıca, optimal portföy modeli anlatılmış ve matematiksel çözüm algoritmaları ile problemin çözümü incelenmiştir. 2. Bölümde, sezgisel metotlar için ayrıntılı bir literatür taraması yapılmıştır. Literatürde yer alan sezgisel metotların portföy optimizasyonu problemi için nasıl uygulandıkları araştırılmıştır. Portföy optimizasyonu problemi için geliştirilen sezgisel metotlar sırasıyla, Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ve Yapay Arı Kolonisi (YAK) algoritmaları detaylı sunulmuştur. 3. Bölüm de ise, geliştirilen sezgisel metotlar literatürde yer alan HANG SENG (Hong Kong), DAX (Almanya), FTSE (İngiltere), S&P (Amerika Birleşik Devletleri), NIKKEI (Japonya) ve BİST (Türkiye) endekslerine ait verilere uygulanmış ve bulgular sunulmuştur. Ayrıca, literatürde kabul gören temel performans ölçütleri kullanılarak geliştirilen sezgisel metotların performansı ölçülmüş ve karşılaştırılmalı analizleri yapılmıştır. Sonuçlar bölümünde de, çalışmanın finans literatürüne katkısı, yatırımcıya sağladığı faydalar özetlenmiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

OPTİMAL PORTFÖY YÖNETİMİ

1.1. Temel Kavramlar

Yatırımlar genel olarak gelecekte elde edilmesi umulan bir değeri elde etmek için bugün elde edilen bir değerden fedakârlık etmek olarak tanımlanmaktadır (Karan, 2011). Başka bir ifade ile yatırım, daha fazla kazanç sağlamak amacıyla belirli bir sermayeyi bir işe bağlamaktır. Yatırımcı, hedeflediği getiriye elde etmek amacıyla belirli bir vade ile tasarruflarını yatırım araçlarına bağlayan kişi ve kurumlar olarak tanımlanmaktadır (Ceylan ve Korkmaz, 2012). Küreselleşen dünyada her alanda olduğu gibi finans alanında da önemli değişim ve gelişmeler olmuştur. Finans alanındaki yöneticiler 1950’li yıllara kadar genellikle şirketlerin finansal raporlarını hazırlamak ile sorumlu iken günümüzde daha çok firmanın gelecek yatırım ve finansman konuları ile ilgilenmektedir. Finans yöneticisinin temel amacı, firmanın piyasa değerini (anonim şirketlerde hisse senetlerinin piyasa değerini) en iyi seviyeye ulaştırmak şeklinde tanımlanır (Akgüç, 1985).

Yatırıma karar verme süreci ile gerçekleşene kadar geçen aşamalar bütününe yatırım süreci denilmektedir. Yatırımlar temel olarak iki grupta sınıflandırılabilir. Arsa ve gayrimenkul gibi fiziksel mallara yapılan yatırımlar reel yatırım olarak adlandırılır iken, fiziksel olmayan ve gelecekle ilgili alacak ya da ortaklık hakkı veren senetlerden oluşan yatırımlara ise finansal yatırım adı verilmektedir. Finansal yatırımlar, finansal varlıklara ve menkul kıymetlere yapılmaktadır. Yatırımcılar temel olarak iki çeşit menkul kıymetlere yatırım yapmaktadırlar. Birincisi, hisse senetleridir sahibine ortaklık hakkı tanımaktadır. İkincisi ise, tahvillerdir sahip olan yatırımcıya alacaklılık hakkı verir.

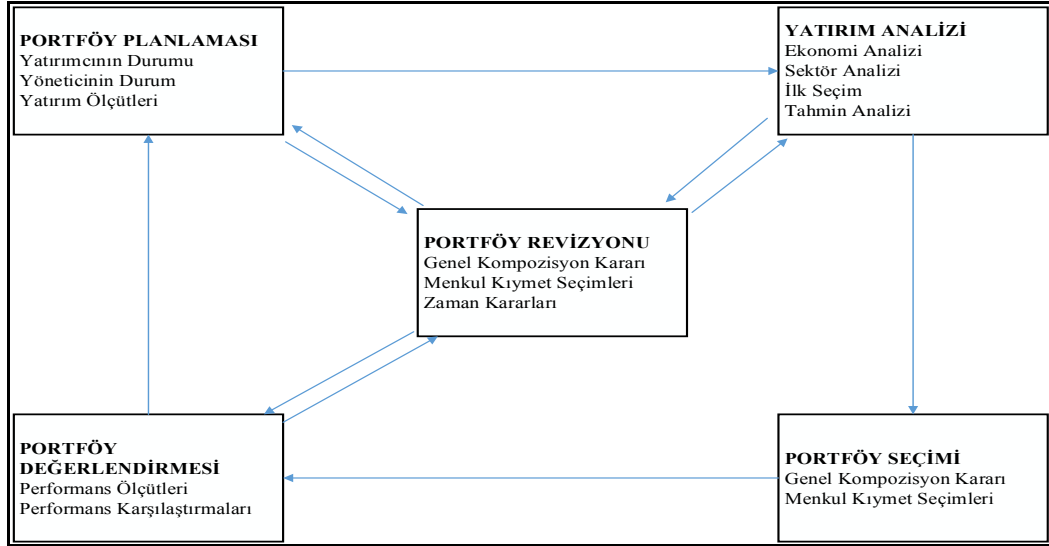
Portföy yönetimi, yatırım araçları kümesinin yatırım olanak sınırları altında en az risk ile yatırımcıya en fazla getiriye sağlayacak şekilde yönetilmesidir (Karan, 2011). Genellikle strateji yatırımcının risk-getiri tercihi etrafında belirlenmektedir. Bazı yatırımcılar riskli varlıklara yatırımı tercih ederek beklenen getirilerini maksimize etmek istemektedir. Bazı yatırımcılarda riski düşük varlıklara yatırımı tercih ederek risklerini minimize etmek istemektedir. Fakat yatırımcıların bir kısmı da bu ikisi arasındaki stratejileri tercih etmektedir.

Portföy yönetim stratejilerinin belirlenmesinde birçok faktör bulunmaktadır. Bunlar; yatırımcının amacı, portföyün büyüklüğü, elde tutma süresi, yatırımcının kişi veya kurum olması, vergi durumları, yasal sınırlamalar, yatırımcının risk alma seviyesi ile gelecekte ihtiyaç duyacağı para miktarı, piyasadaki beklentiler, yatırımdan beklenen getiri oranı, yatırımcılarla ilgili bilgiler ve yatırımcıların özel talepleri olarak sayılabilir.

Bir portföy yöneticisinin temel görevleri şunlardır;

1. Portföy kurmak ve analizini yapmak: Portföy yöneticisi, müşterinin fayda fonksiyonuna bağlı olarak onun için en iyi portföyü oluşturur ve portföyü beklenen getiri ve riske göre analiz eder.
2. Portföyde gerekli düzeltmeleri yapmak: Portföy yöneticisi, değişen koşulları dikkate alarak varlık alım ve satımını yapar.
3. Portföy performansını ölçmek: Portföy yöneticisi, portföyün gerçek performansını ölçer ve onu alternatif portföylerle karşılaştırır.

Portföy yöneticileri genel olarak gerçek ve tüzel kişiler olmak üzere iki tür müşteri grubuna hizmet sunarlar. Bunlardan birincisinin belirli bir varlığı vardır. Bu tür yatırımcılar risk ve getiri arasındaki dengeye uyarak portföylerinin yönetilmesini isterler. İkinci grup ise, sahip oldukları varlıklara karşı belirli yükümlülüklerle sahip yatırımcılardır. Bunlar risk ve getiri uyumu kadar vade uyumu da talep etmektedirler. Bu tür yatırımcılara, şirketlerin fon yöneticilerini ve sigorta fonlarını örnek olarak verebiliriz. Kurumsal yatırımcıların ilave olarak vade uyumu talep etmelerinin asıl nedeni sahip oldukları varlıklara karşı belirli yükümlülüklerle sahip olmalarıdır. Ayrıca özel emeklilik ve diğer sigorta fonlarını yöneten kurumların yatırım kararlarına ilişkin kısıtlar yasalarla belirlenmiştir. Bu tür kurumsal portföy yönetim şirketlerinin bir firmanın hisselerine yapacakları yatırım miktarının yasal sınırları aşmaması gerektiği gibi, tahvil yatırımlarında da derecesi belirli bir seviyenin üzerinde olanlara yatırım yapma zorunluluğu bulunmaktadır. Portföy yönetim süreci aşamaları Şekil 1’de gösterilmiştir.



Şekil 1: Portföy Yönetim Süreci

Portföy yöneticisinin izleyebilecekleri çeşitli yöntem tarzları vardır. Fon yöneticisinin yaklaşımı, yönettiği fonun büyüklüğüne ve müşterisinin taleplerine göre değişmektedir. Portföy yönetim stratejisinin belirlenmesinde; yatırımcının amacı, risk karşısındaki tutumu ve beklentisi önem taşımaktadır. Portföy yönetiminde iki yönetim yaklaşımı önerilmektedir. Bunlar, pasif ve aktif portföy yönetimi yaklaşımlarıdır.

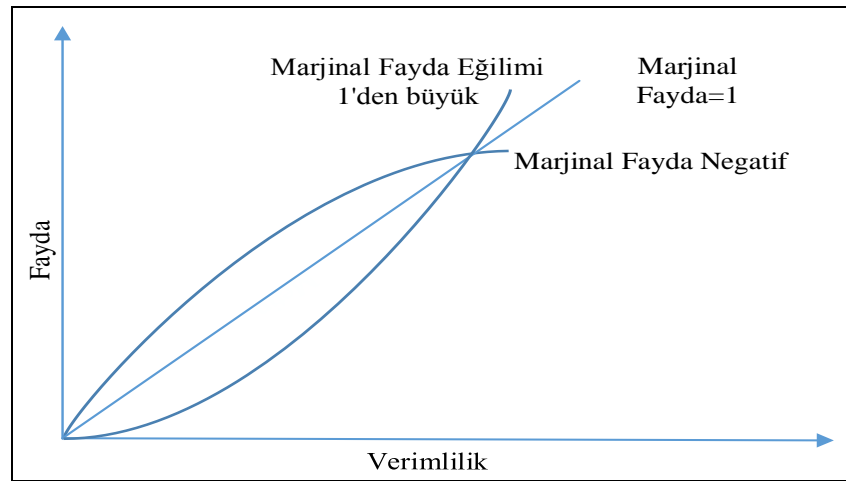
Pasif portföy yönetimi genel olarak etkin piyasa hipotezine dayanır (Malkiel ve Fama, 1970). Bu hipoteze göre, menkul kıymet piyasaları etkindir. Her türlü bilgi piyasaya çok çabuk ulaştırılır ve piyasa tarafından değerlendirilerek fiyatlara yansır. Fiyatlar yeni bilgiye göre oluşur ve gelecek bilgi tahmin edilemez. Dolayısıyla pasif portföy yönetiminde temel, teknik ve trend analizlerine gerek yoktur. Pasif portföy yönetiminde çok iyi çeşitlendirilmiş menkul kıymet portföyü oluşturularak belirli bir süre elde tutma stratejisi izlenir.

Aktif portföy yönetiminde ise temel, teknik ve trend analizlerinin piyasadaki diğer yatırımcılara göre daha iyi yapılması durumunda iyi firmaların portföye dahil edilebileceğine inanılır (Ertuna, 1986). Böylece piyasa getirisinin üzerinde bir kazanç sağlanabileceği varsayılır. Aktif portföy yönetimi; uzmanlık, yüksek maliyet ve çok ciddi bir araştırma gerektirdiğinden genellikle büyük yatırımcılar tarafından kullanılmaktadır.

Portföy yönetiminde kullanılan önemli bir stratejide portföy sigortasıdır. Portföy sigortası stratejisinde, portföyün hedeflenen getirisini gerçekleştirmek ya da olası kayıpların önlenmesi amaçlanır. Bunun için bir dizi farklı finansal varlıklara yatırım

yapılır. En yaygın kullanılan sigortalama stratejileri vadeli işlem ve opsiyon sözleşmeleridir (Alantar, 2008).

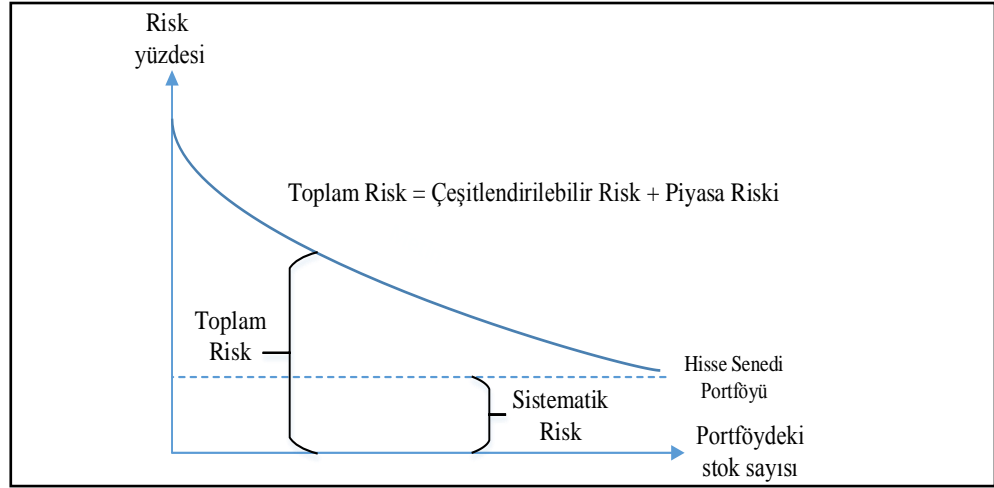
Portföy yönetiminde yatırımcıları riske karşı tutumlarına göre üç grupta sınıflandırabiliriz. Birincisi riskten kaçan yatırımcı, riskli yatırımlardan uzak dururlar. Bu nedenle, en risksiz yatırım araçlarını tercih ederler. Bu yatırımcı tipi için paranın marjinal faydası negatif eğilimlidir. İkincisi, riske karşı kayıtsız kalan yatırımcılar için hangi yatırımın seçileceği ve risk önemli değildir. Getiri ile risk aynı oranda artıp azalacağı için yatırımcı risk almaktan kaçınmaz. Bu tür yatırımcılar için paranın marjinal faydası 1'dir. Son grup ise, risk seven yatırımcılardan oluşmaktadır. Bu gruptaki yatırımcılar, katlandıkları risk oranında getiri talep ederler. Bu tür yatırımcılar için yatırımın beklenen faydası yatırım yapmama seçeneğine göre daha büyüktür. Bu tür yatırımcıların marjinal faydası pozitif eğilimlidir. Yatırımcıların riske karşı aldıkları tutumların özet hali Şekil 2'de gösterilmiştir (Jones, Heaton ve Tuttle, 1977).



Şekil 2: Risk Karşısında Yatırımcı Tipleri

Yatırımcı portföyünü oluşturan sermaye varlık kümesini ne kadar çok genişletirse, portföy riski hızlı bir şekilde sistematik riske kadar azalır. Portföy riski piyasanın sistematik riskine eşit olacak şekilde devam eder. Şekil 3'de çeşitlendirme ile portföy riski arasındaki ilişki gösterilmiştir (Akmüt, 1989). Görüldüğü gibi sistematik risk portföydeki menkul kıymet sayısından bağımsız olarak sabit bir değerde kalmaktadır.

Yatırımcılar açısından sistematik riskten tam olarak kurtulmak mümkün değildir. Ancak, sistematik risk her zaman sabit olmayıp büyüklüğünü azaltmak mümkündür. Uluslararası sermaye piyasalarını da içine alan bir portföyün sistematik riski, sadece bir ülkedeki menkul kıymetlerden elde edilen portföye ait sistematik riskten daha az olacaktır. Portföyün sistematik olmayan riski iyi bir çeşitlendirme ile düşürmek mümkündür. Bir portföy optimal bir şekilde çeşitlendirilir ise portföye ait sistematik olmayan risk, sistematik risk seviyesine kadar indirgenebilir (Ceylan ve Korkmaz, 1993). Sistematik riskin bileşenleri olarak; satın alma gücü riski, faiz oranı riski, piyasa riski, politik risk ve kur riski olarak sınıflandırılabilir (Amling, 1989). Sistematik olmayan risk ise firma bazlı risklerdir, finans ile ilgili riskler, yönetsel riskler ve sektörel riskler bu grupta yer almaktadır.



Şekil 3: Toplam Risk Bileşenleri

Yatırımcıların portföylerinde uluslararası çeşitlendirmeye yönelten en önemli avantaj, gelişmekte olan ülke sermaye piyasalarının gelişmiş ülke piyasalarına göre daha yüksek getiri verme potansiyelidir. Bunun nedeni olarak gelişmekte olan ülke ekonomilerinin yüksek büyüme hızına sahip olması, bazı sektörlerin yeni gelişiyor olması ve işgücü maliyetlerinin gelişmiş piyasalara göre daha ucuz olması gösterilebilir.

Menkul kıymet borsaları, çoğunlukla tahvil, hisse senetleri ve uzun vadeli menkul kıymetlerin alım satım işlemlerinin yapıldığı piyasalardır (Ceylan ve Korkmaz, 2012). Menkul kıymet borsalarının en önemli özelliği alıcı ve satıcıları doğrudan doğruya karşı karşıya getirmesidir (Karan, 2011). Borsaların en önemli avantajı da yatırım araçlarının kısa sürede alınıp satılabilmesidir. Gayri Menkul yatırımlarına göre alınıp satılma kolaylığı vardır. Özellikle gelişmekte olan ülkelerde faaliyet gösteren şirketlerin temel sermaye ihtiyaçlarının önemli bir kısmı hisse senedi portföy yatırımlarından sağlanmaktadır. Gelişmekte olan ülkelere bir tanesi olan Türkiye’de portföy yatırımları 2000 yılında 10 milyar dolar iken bu rakam 2015 itibarı ile 65 milyar dolar civarındadır (Karahana ve Evren, 2013).

Ülkelerin ekonomik gelişmelerinde menkul kıymet borsalarının çok önemli katkıları vardır. Menkul kıymet borsaları sadece yabancı fonların ülkelere aktarılmasının yanında ülke halkının tasarruflarının şirketlere sermaye olarak çekilmesini de sağlamaktadır. Borsa yolu ile sağlanan bu kaynaklar genel olarak düşük riskli ve uzun vadeli. Şirket finansal ihtiyaç kaynağını bankalardan sağlasa daha yüksek risk ile daha kısa vadeli krediler alabilecektir. Borsa İstanbul (BİST) verilerine göre borsanın kurulduğu 1986 yılından günümüze halka açılan şirketlere borsa yolu ile yaklaşık 50 milyar dolarlık bir kaynak sağlanmıştır (Karan, 2011).

Menkul Kıymet Borsalarının başlıca yararları şunlardır;

- Şirketlere fon sağlamak
- Fiyat belirlemek
- Ekonomik veri sağlamak
- Şirket mülkiyetlerinin halka yayılması
- Tasarruf sağlamak

Menkul kıymet borsalarını ülkelerin gelişmişlik düzeylerine göre iki kategoride sınıflandırmak mümkündür. Birincisi, gelişmiş ülke borsalarıdır, daha çok sanayide gelişmiş ülkelerde faaliyet gösteren ve uluslararası piyasasını oluşturan marketlerdir. ABD borsaları, Avrupa borsaları ve Uzakdoğu borsaları bu sınıfta yer almaktadır. ABD’de faaliyet gösteren New York Stock Exchange(NYSE) ve Nasdaq en büyük borsalardır. Avrupa borsalarının en büyüğü Paris’te dört ülkeyi bir araya getiren Euronext (Hollanda, Belçika, Fransa, Portekiz) borsasıdır. İkinci büyük Avrupa borsası ise London International Stock Exchange (LISE) borsasıdır. Gelişmiş ülke borsaları sadece ABD ve

Avrupa ülkelerinden oluşmaz, son yüzyılda Uzakdoğu ülke borsaları da hızla büyümektedir. Bölgenin en büyük borsası Japonya'da faaliyet gösteren Tokyo Stock Exchange (TSE)'dir. Uzakdoğu bölgesinin diğer önemli marketleri ise Sanghay, Hong Kong ve Bombay borsalarıdır. İkincisi gelişmekte olan Brezilya, Rusya, Hindistan ve Brezilya ülke borsalarıdır. Türkiye'de faaliyet gösteren Borsa İstanbul (BİST)'de bu grup içinde sayılabilir. Türkiye'de borsanın kuruluşu İstanbul Menkul Kıymetler Borsası (İMKB) adı ile resmi olarak kuruluş tarihi 3 Ocak 1986'dır. Borsanın adı, 30 Aralık 2012 tarihinde Borsa İstanbul (BİST) olarak adı değiştirilmiştir.

1.2. Geleneksel Portföy Teorisi Yaklaşımı

Yatırımcılar, geleneksel portföy teorisi yaklaşımını 2. Dünya savaşı sonlarına kadar yaygın olarak kullanmışlardır. Geleneksel portföy teorisi yaklaşımına göre yatırımcılar, geçmiş tecrübelerine göre basit çeşitlendirme metodu ile portföy oluşturmaktadırlar. Yöntemin bilimsel bir altyapısı olmamasına rağmen uygulamadaki kolaylığından dolayı geçmişte olduğu gibi günümüzde de kullanılmaktadır. Geleneksel portföy yaklaşımında temel amaç, yatırımcıya en düşük riske karşılık en yüksek getiriye sağlamaktır. Yatırımcıların portföy oluşturmalarındaki sebep, diğer alternatif getiri araçlarına göre daha iyi kazanç elde etme istekleridir. Gelirlerin istenen düzeyde olması, yatırımcıya tasarruflarını tüketime ya da yeniden yatırıma dönüştürmesinde karar verme açısından önem arz etmektedir (Amling, 1989).

Yatırımcılar, kendi faydalarını maksimize etmeye çalışırken riski de birden çok menkul kıymete dağıtarak azaltmayı hedeflemektedirler. Buradaki temel düşünce, portföy içinde yer alan sermaye varlıklarının getirileri kendi aralarında farklı yönlerde olacağından dolayı, portföyün riski portföydeki her bir varlığın riskinden az olacaktır (Korkmaz ve Ceylan, 2007: 505). Böylece, geleneksel portföy teorisi yaklaşımında portföydeki varlıkların getiri ilişkileri dikkate alınmadan sadece portföydeki menkul kıymetlerin sayılarının artırılmasıyla yatırımın riskinin azaltılabileceği öngörülmektedir (Akay vd., 2002: 127). Geleneksel Portföy Yaklaşımında portföy sahipleri, özellikle sektörel çeşitlendirme yaparak fazla sayıda menkul kıymete yatırım yaparak basit çeşitlendirme yaklaşımını kullanmaktadırlar (Civan, 2010). Bu yaklaşımda menkul kıymetler arasındaki matematiksel ilişki göz önüne alınmadan aşırı çeşitlendirme yapılmaktadır. Temel varsayım, farklı iş kollarında çalışan endüstrilere ait menkul

kıymetlerden çeşitlendirme yolu ile elde edilen portföyün daha iyi getiri sağlayacağı düşüncesidir. Geleneksel portföy oluşturulmasında temel prensipler şunlardır;

- Farklı sektörlerden çok sayıda hisse senedinin portföye dahil edilmesi,
- Aynı vadedeki tahvillerin portföye dahil edilmemesidir.

Ayrıca, portföydeki menkul kıymet sayısı arttıkça portföyün riskinin de o oranda azalacağı düşünülmektedir. Geleneksel manada çeşitlendirme yaklaşımına göre, portföydeki menkul kıymet sayısı artırıldıkça çeşitlendirmenin daha başarılı olacağı düşünülmektedir (Fischer ve Jordan, 1975).

Geleneksel portföy teorisi yaklaşımında, portföy yöneticileri kendi kural ve ilkelerine göre hareket etmektedirler. Bu teorik metotları etkili bir şekilde kullanmak yatırımcıların bilgi birikimi ve deneyimlerine göre sağlanmaktadır (Clendenin ve Christy, 1969). Bundan dolayı, geleneksel portföy yönetimi yaklaşımının ölçülemeyen deneyim gibi faktörlere bağlı olduğu söylenebilir. Bu modeli kullanan yatırımcı da, sağlayacağı faydayı maksimize etmeye çalışmaktadır. Portföy getirisi, portföyü oluşturan menkul kıymetlerden gelecek olan temettü ve dönem sonunda menkul kıymetin değer artışından oluşur. Genel olarak, portföye ayrılacak fon yatırımcının zorunlu harcamalarından geriye kalan ve uzun vadeli olarak ihtiyaç duymayacağı tasarrufları olmalıdır (Bekçioğlu, 1984).

Geleneksel portföy yaklaşımında aşamalar aşağıdaki gibidir (Jones vd., 1977);

1. Yatırımcı özelliklerinin belirlenmesi,
2. Portföy hedefinin belirlenmesi,
3. Portföyü oluşturacak varlıkların belirlenmesidir.

Geleneksel portföy yaklaşımını temel olarak üç alt aşamadan oluşur. Birinci aşama, yatırımcıya ait bilgilerin toplanmasıdır. Bu aşamada, yatırımcının hedeflediği getiri ve buna karşılık katlanacağı risk hakkında detaylı analiz yapılır. Yatırımcının gelir seviyesi, gelecekteki tüketim düzeyi, dönemsel tasarruf miktarı gibi konular hakkında bilgiler edinilir.

İkinci aşama, yatırımcının portföyden beklediği amaçların belirlenmesidir. Yatırımcı hedeflediği getiriler ve bunlara karşılık katlanması gereken risk düzeylerine göre yatırım kararlarını vermelidir. Temel amaç, hedeflenen getiriyi maksimum ederken,

katlanılacak riskin de en az olmasıdır. Bir başka ifade ile, portföy yöneticisi minimum riskte maksimum getiriyi sağlayacak portföyü yatırımcısına sunmayı hedefler.

Üçüncü aşama ise, portföye dahil edilecek menkul kıymetlerin belirlenmesidir. Öncelikle, portföye dahil edilecek menkul kıymetler tespit edilir. Sonrasında da belirlenen menkul kıymetlerin ağırlıklarının tespit edilmesi gerekmektedir. Portföye dahil edilecek şirketlerin, bilanço analizleri, kapasite kullanım oranları, büyüme oranları, gelecek dönem nakit akış tahminleri ve hissenin fiyat hareketleri araştırılmalıdır. Portföy hisse senetlerinden oluşturulacak ise farklı alanlarda çalışan işletmelerin hisse senetleri portföye alınmalıdır. Eğer portföy tahvillerden oluşacak ise, tahvil vadelerinin farklı olması riski azaltacaktır.

Geleneksel portföy teorisi yaklaşımının yatırımcılara bazı dezavantajları vardır (Civan, 2010). Bunlar;

- Portföye riskine katlanılmaması gereken menkul kıymetler de dahil edilebilir,
- Portföy yöneticileri, portföyde yer alan her menkul kıymet hakkında yeterince bilgiye tam olarak sahip olmayabilirler,
- Çok fazla çeşitlendirme sonucunda portföyde fazla sayıda menkul kıymet olacağından dolayı, her bir menkul kıymet için araştırma yapılması maliyetlerin yükselmesine sebep olur,
- Fazla sayıda menkul kıymet için alım satım yapılması, komisyon giderlerinin yükselmesine neden olur.

Geleneksel portföy teorisi yaklaşımı, hem teoride hem de pratik uygulamalarda 1950'li yıllara kadar kullanılmıştır. Bu yöntem, bilimsel temellere dayanmadığı için eleştirilmektedir. Ancak, yatırımcılar kullanım kolaylığı nedeniyle hala uygulamada geleneksel portföy yaklaşımını sıklıkla kullanmaktadırlar. Yöntemin en büyük avantajı portföyde aşırı çeşitliliğe önem vermesidir. Buna karşılık en büyük dezavantajı, portföy içinde yer alan menkul kıymetler arasındaki ilişkiyi nicel olarak göz önüne almamasıdır. Belirtilen güçlü ve zayıf yönlerine rağmen, geleneksel portföy teorisi yaklaşımının başarısız olduğu söylenemez (Fischer ve Jordan, 1975). Araştırmacılar, sadece portföy içindeki menkul kıymetlerde çeşitlendirmeye gidilerek riskin azaltılamayacağını, çünkü, portföyü oluşturan menkul kıymetlerin fiyat hareketlerinin benzer yönlerde davranış gösterdikleri düşünülmektedir. Bu durum çeşitlendirmenin avantajını kısmen ortadan

kaldırmaktadır. Tüm bu eleştiriler dikkate alınarak, matematik ve istatistik yöntemleri esas alan modern portföy teorisi geliştirilmiştir.

1.3. Modern Portföy Teorisi Yaklaşımı

Dünyada 1950’li yıllardan itibaren finans piyasaları gelişmeye başlamıştır. Bu yıllara kadar portföy yöneticileri ve yatırımcılar, portföyü oluşturan menkul kıymetler arasındaki nicel ilişkileri dikkate almadan sadece portföydeki menkul kıymetlerin çeşit ve sayısını artırarak portföy riskini düşürebileceklerini varsaymışlardır (Akmüt, 1989). Ancak, portföyü oluşturan menkul kıymetlerin çeşitlendirme yapılırsa dahi aynı yönde yada zıt yönde birlikte hareket ettiği gözlemlenmiştir.

Finansal piyasalardaki gelişmeler sadece dünya ekonomilerini ve şirketleri etkilememiş bu gelişmeleri yakından izleyen bilim insanları ve akademisyenleri de etkilemiştir. Modern portföy teorisinin kurucusu kabul edilen Harry Markowitz, 1952 yılında portföy seçimi başlıklı çalışmasında ilk defa portföyü oluşturan menkul kıymetler arasındaki matematiksel ilişkiyi analiz etmiştir (Markowitz, 1952). Modern portföy teorisi yaklaşımında Markowitz, portföyü oluşturan finansal varlıkların getirileri arasındaki ilişkileri inceleyerek tam pozitif ilişki içinde olmayan varlıkların portföye dahil edilerek hedeflenen getirinin risk azaltılarak elde edilebileceğini göstermiştir (H. M. Markowitz, 1959). Aynı endüstri kolunda çalışan firmaların hisse senedi getirileri arasında pozitif bir ilişki varken, çeşitli sektörlerde faaliyet gösteren firmaların hisse senetlerinin getirileri arasındaki ilişki yönü ise farklı olmaktadır.

Modern portföy teorisinin varsayımları aşağıda özetlenmiştir (Ercan ve Ban, 2010);

1. Yatırımcıların amacı fayda fonksiyonunu maksimize etmektir
2. Yatırımcılar portföylerini hedefledikleri getiri ve katlanacakları risk olgularına göre oluştururlar. Getiri, portföydeki varlıkların ortalama getirilerinin bir fonksiyonudur. Risk ise, portföyün varyansıdır.
3. Yatırımcılar, aynı risk düzeyindeki portföylerden getirisi en yüksek olanı yada aynı getiriye en az risk ile veren portföyü tercih ederler.

4. Yatırımcılar portföye alacakları menkul kıymetler ve Pazar hakkındaki bilgilere maliyetsiz ulaşabilmektedirler.
5. Tüm yatırımcılar, portföyelerine alacakları her bir menkul kıymetin aynı verisine sahiptirler

Bu varsayımlar altında, bir portföy eğer aynı risk düzeyinde başka hiçbir portföy daha yüksek beklenen getiri, ya da aynı beklenen getiri düzeyinde daha düşük risk sunmuyorsa söz konusu portföy etkin olarak kabul edilir (Reilly ve Brown, 2012: 183). Markowitz, portföyün risk getiri ilişkisini incelemiş ve belirli bir risk düzeyinde maksimum getirinin nasıl elde edileceğini araştırmıştır. Bu çalışma sonucunda geleneksel portföy teorisi yaklaşımına göre yatırımcıya üç önemli bulgu sunulmuştur. Bunlardan birinci ve en önemlisi, portföy riskinin portföy içindeki her bir varlığın riskinden düşük olabileceği ve şartlara bağlı olarak sistematik olmayan risk toplamının sifıra yaklaşabileceği varsayılmıştır. İkinci katkısı, portföylerin birbirine olan üstünlüğü ilkesi olarak adlandırılabilir. Şöyle ki, yatırımcı aynı risk düzeyinde daha iyi getiri var ise o portföyü ya da aynı getiriyi daha az risk ile sağlayan portföyü tercih etmektedir. Risk ve getiri seviyelerine göre oluşan bu portföyler kümesinin oluşturduğu eğriye etkin sınır eğrisi denilmektedir. Üçüncü önemli konu ise, matematiksel ve istatistiksel temele dayanan Markowitz'in geliştirdiği ortalama-varyans modelinin kuadratik programlama metodu ile elde edilebileceğidir (Ceylan ve Korkmaz, 1993). Farklı risk düzeyleri için elde edilecek getiriler ile etkin sınır bulunmaktadır. Markowitz'e göre, korelasyon katsayısı ile portföy riski arasındaki doğrusal ilişki nedeniyle sadece çeşitlendirme yaparak riskin azaltılması mümkün olmayıp, korelasyon katsayıları esas alınmalıdır. Markowitz modelinin bir diğer adı da ortalama varyans modelidir (Korkmaz ve Ceylan, 2007: 505). Markowitz ortalama varyans modeli ile, portföydeki menkul kıymet çeşitliliğini artırarak portföy riskinin düşürülemeyeceğini, portföye alınacak menkul kıymetlerin getirilerinin yönünün ve büyüklüğünün de riskin en aza indirilmesinde önemli bir faktör olduğunu vurgulamıştır (Demirtaş ve Güngör, 2004: 104).

Markowitz, etkin portföylerin elde edilmesi için hedeflenen getiri ve portföy varyansının dikkate alınması gerektiğini ifade etmektedir. Ortalama varyans modeli varsayımları (Harrington, 1987);

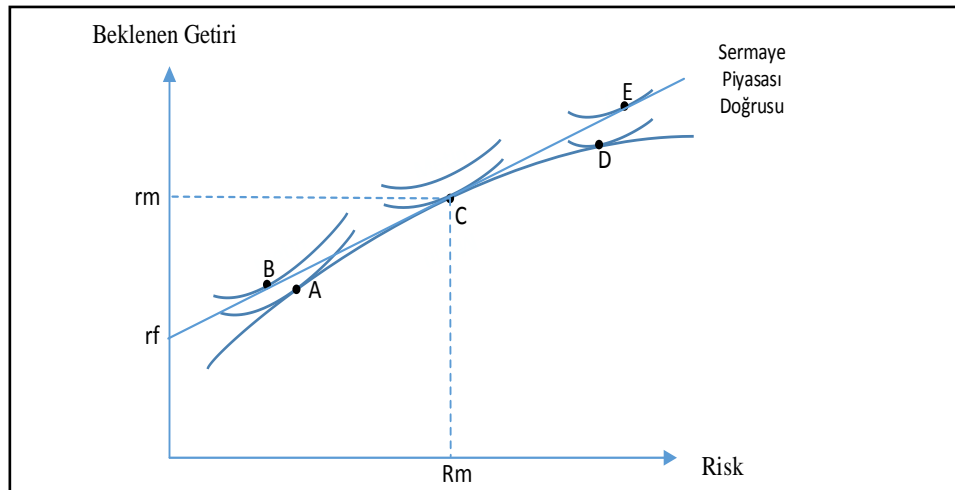
- Yatırımcılar riskten olabildiğince kaçmak isterler,
- Menkul kıymet varlık getirileri normal dağılmaktadır.

Ortalama varyans modeline göre portföy yöneticisi, hedeflediği getiriye minimum risk seviyesinde sağlayan portföyleri oluşturmak istemektedir. Başka bir ifade ile aynı getiriye garanti eden portföylerden riski düşük olana yatırım yapacaktır. Bu şartlar altında yatırımcı portföyden beklediği faydayı maksimize etmiş olacaktır. Ortalama varyans modeli kullanılarak yapılan bir çeşitlendirmede portföy getirisinden ödün vermeksizin portföye kendi aralarında zıt yönlü hareket eden varlıklar alarak portföy riski minimize edilebilmektedir (Fischer ve Jordan, 1975).

Araştırmacıların finans alanındaki çalışmaları her geçen gün artmış ve finans literatürüne önemli katkılarda bulunmaya devam etmişlerdir. Markowitz'in geliştirmiş olduğu ortalama varyans modelinin uygulamadaki hesaplama zorlukları, zaman ve maliyet kayıpları yatırımcılara açısından dezavantajlar oluşturmuştur. Bu zorlukları aşmak için yapılan ilk çalışmalar, William Sharpe tarafından ortaya konulan ve daha sonra geliştirilen tekli endeks modeli ve çoklu endeks modelidir (Sharpe, 1963). Tekli endeks modelinde bir tek menkul kıymetin getirisi ile bir endeks arasında doğrusal bir ilişki olduğu varsayılmıştır. Sharpe, bütün menkul kıymetler ile piyasa endeksi arasında doğrusal bir ilişki olduğunu ve bu ilişkiyi basit doğrusal regresyon modeli ile gösterilebileceğini belirtmiştir (Karaşin ve Kurulu, 1987). Çoklu endeks modelleri, menkul kıymet getirisinin sadece pazar endeksinden değil faiz, döviz kuru ve enflasyon gibi faktörlerden de etkilendiğini varsaymaktadır. 1960'larda Sharpe, Tobin ve Litner Sermaye Varlıklarını Fiyatlama Modelini (SVFM) geliştirmişlerdir (Brennan, 1989). Model portföy teorisi baz alınarak geliştirilmiş ve Markowitz'in geliştirdiği etkin sınır kavramı ile ilişkilendirilmiştir. Fırsat kümesi, yatırımcının yatırım yapabileceği tüm portföy kombinasyonlarını içermektedir. Şekil 4'de A, C ve D noktalarını birleştiren eğri altında kalan tüm noktaları içermektedir. Bu küme hisse senetlerine bağlı olarak daha solda yada sağda; daha aşağıda yada yukarıda veya geniş yada dar bir alan olabilmektedir (Sharpe vd., 1995). Ortalama varyans modeline göre, yatırımcı bu kümenin yalnızca üst sınırı ile ilgilenecektir ve bu çizgi şeklindeki portföyler kümesi etkin sınır olarak tanımlanmıştır (Robinson ve Wrightsman, 1980).

En uygun portföyün seçilmesi için yatırımcının kayıtsızlık eğrilerinin etkin sınır ile birlikte ele alınması gerekmektedir (Sharpe vd., 1999: 173). Kayıtsızlık eğrileri, yatırımcıların risk ve getiri tercihleri arasındaki ilişkiyi gösteren eğrilerdir (Karan, 2011). Yatırımcı, kendisine en fazla getiriye sağlayacak kayıtsızlık eğrisi üzerindeki portföyü

seçecektir. Riskten kaçan yatırımcıların kayıtsızlık eğrilerinin eğimleri daha dik olurken, risk alan yatırımcıların kayıtsızlık eğrileri eğimleri azalmaktadır. Yatırımcının kayıtsızlık eğrisinin etkin sınır çizgisine teğet olduğu nokta yatırımcı için en optimal portföyü göstermektedir. Portföyün beklenen getiri ve riski arasındaki ilişkiyi gösteren grafik Şekil 4’de gösterilmiştir. Şekilde de görüldüğü üzere yatırımcının en optimal portföyü C noktasındadır.



Şekil 4: Sermaye Piyasası Doğrusu

SVFM, bir menkul kıymetin getirisi ile risk düzeyi arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Bütün yatırımcılar aynı etkin portföy kümesi ile karşı karşıya olduklarından, birbirine benzemeyen portföyleri seçmelerinin tek nedeni farklı kayıtsızlık eğrilerine sahip olmalarıdır, bu durum risk ve getiriye karşı bağımsız tercihlerle sonuçlanmaktadır. Bu, her yatırımcının fonlarını aynı nispi oranlarda, kişisel olarak tercih edilmiş risk ve getiri kombinasyonlarını elde etmek için risksiz borçlanma ve borç vermeyi dahil ederek, riskli menkul kıymetler arasında dağıtacağı anlamına gelmektedir. SVFM'nin bu özelliği ayırım teoremi olarak adlandırılmaktadır. Bu teoreme göre yatırımcı için riskli varlıkların en uygun kombinasyonu yatırımcının risk ve getiriye karşı tercihleri hakkında hiçbir bilgi olmadan tespit edilebilecektir (Sharpe vd., 1999: 229). Sermaye piyasası doğrusu üzerindeki portföylerin diğer portföylere göre daha fazla getiri imkanı sunması sermaye piyasası doğrusunun etkin sınır haline gelmesine neden olmaktadır. Ayırım teoremine göre yatırımcı sermaye piyasası doğrusu üzerinde ilk önce piyasa portföyüne yatırım yapar. Bu yatırım kararıdır. Daha sonra bu karardan ayrı olarak risk tercihine göre sermaye piyasası doğrusu üzerinde bir yerde bulunmak için borçlanma

veya borç vermeye karar verir. Bu durum ise finansman kararıdır (Reilly ve Brown, 2012: 214). Görüldüğü üzere yatırım ve finansman kararı ayırım teoremine göre birbirinden ayrı kararlar olarak değerlendirilmektedir.

1970'li yıllarda Ross arbitraj fiyatlandırma modeli'ni (Ross, 1976) geliştirmiştir. Model, yatırımcının arbitraj yolu ile portföyünün değerini artıramayacağını vurgulamaktadır. Fama, etkin piyasalar hipotezini geliştirmiştir ve etkin piyasayı mevcut tüm bilgilerin fiyatlara tam olarak yansımaları şeklinde tanımlamıştır (Malkiel ve Fama, 1970). Modern portföy teorisi iyi bir şekilde çeşitlendirilmiş bir portföyün pazar portföyü kadar getiri getirebileceğini söylemiştir. Ancak, bazı yatırımcılar pazar getirisi üstünde kazanç sağlamak isterler. Bu konuda literatürde etkin piyasalar hipotezi ve rassal yürüyüş teorisi incelenmiştir. Pazarda oluşan fiyatın herkes tarafından ulaşılan bilgiyi içerdiği düşünülmektedir. Teoride ifade edilen etkinlik kavramı, bilgisel etkinliği ifade etmektedir. Hipotezin en temel varsayımı yatırımcının herhangi bir bilgiyi kullanarak normalden fazla getiri sağlayamayacağıdır. Rassal yürüyüş teorisi ise, fiyat hareketlerinin rassal olduğunu ve tahminin zor olduğunu ifade etmektedir. Geçmiş fiyat hareketlerine bakarak, gelecekteki fiyatlar tahmin edilemez. Ayrıca, rekabetçi finansal piyasalarda, menkul kıymet fiyatları, bütün mevcut bilgileri yansıtmaktadır. Piyasaya yeni bir bilgi geldiğinde fiyatlar değişecektir. Fakat yeni gelen bilginin fiyatlar üzerindeki etkisini tahmin etmek mümkün değildir. Dolayısıyla, fiyat değişimleri rassal olarak gerçekleşecektir.

Fama, piyasa etkinliğini bilgilerin bir kısmının ya da tamamının hisse senedi fiyatına yansımalarına göre sınıflandırmıştır. Piyasaların etkinliği; zayıf, yarı güçlü ve güçlü formda olmak üzere üçe ayrılmaktadır.

Zayıf formda etkinlik, yatırımcıların geçmiş dönem fiyat bilgilerini kullanarak piyasa şartları üzerinde bir kazanç elde edemeyeceğini ifade eder. Buna göre, yatırımcı teknik analiz ve zaman serileri gibi metotları kullanarak da normal-üstü getiri sağlayamaz. Yarı güçlü formda etkinlikte, yatırımcının, geçmiş dönem fiyat bilgilerine ilaveten halka duyurulmuş bilgiler ile de ekstra bir kazanç elde edemeyeceğini iddia etmektedir. Güçlü formda etkinlikte ise piyasadaki hiçbir yatırımcı, büyük fon yöneticileri, analistler ekstra kazançlar elde edemezler. Etkin piyasalar hipotezi, pazar üstü getiri sağlanamamasının nedeni olarak kamuya açıklanmış ya da açıklanmamış bilgilerin hızlı bir şekilde fiyatlara yansıtacağını belirtmiştir (Karan, 2011).

Myron Scholes ve Fisher Black, opsiyon deęerlemesi üzerinde alıřmıřlar ve turev piyasalar alanında bilime katkı saęlamıřlardır (Black ve Scholes, 1973). Sonraki yıllarda, yatırımcı sayısının artması ile birlikte yatırımcı psikolojisi ve davranıřları finansal piyasalarda önemli rol oynamaya bařlamıřtır. 1990'lı yıllarda Daniel Kahneman ve Amos Tversky bu alanda finans literatürüne önemli katkılar saęlamıřtır (Tversky ve Kahneman, 1992). Bilim insanlarının bu katkıları zaman iinde finans uygulama alanlarında da kullanılmaya bařlanmıřtır.

1.4. Optimal Portföy Modellemesi

Portföy seimi problemi matematiksel ifadeyle, ikinci dereceden ama fonksiyonu ve lineer kısıtlarla gerek deęerli deęiřkenlerin optimizasyonu problemidir. Bu nedenle, portföy seimi iki akıřan hedefin ok amalı bir optimizasyon görevidir: kar maksimizasyonu ve risk minimizasyonu. Bu iki ama aynı anda bařarılamayacaęı iin bu problem pareto optimal özümlerin kümesi olarak tanımlanan etkin sınırı belirlemek olarak karřımıza ıkar. Bir portföy, eęer verilen bir risk iin yatırım aęırlıklarını ayarlayarak daha büyük bir getiri saęlayamıyorsa, o portföy etkin sınırdadır. O portföy aynı zamanda beklenen getirinin deęeri iin riski minimize edendir de denebilir.

Portföy optimizasyonu problemi en basit řekliyle standart sayısal teknikler ile kolayca özülebilir bir problemidir. Ancak, eřitlendirmenin avantajlarından yararlanmak ve toplam riski azaltmak iin fazla sayıda varlıklara küçük miktarlarda yatırım yapan portföy oluřturmakta bir takım zorluklar bulunmaktadır. Bu tip yatırım stratejisi, yüksek iřlem maliyetleri ve fazla sayıda varlıęı yönetmenin zorluęundan dolayı pratikte ok zordur. Bu zorluęu ařmak iin sermayenin varlıklara daęıtılması üzerine birok kısıt getirilebilir. Portföydeki varlık sayısını sınırlanabilir ya da her varlıęa yatırılan sermayenin oranlarına alt ve üst limitler koyulabilir. Bu kısıtlar, problemin standart optimizasyon teknikleriyle özölmesini zorlařtırmakta ve nitekim, problemi NP-Zor haline getirmektedir.

En basit haliyle standart Markowitz ortalama varyans yaklařımı (Markowitz, 1952; H. Markowitz, 1959) kullanılarak elde edilen portföy optimizasyonu probleminin

matematiksel formülasyonu aşağıdaki doğrusal olmayan programlama modelinde (NLP) verilmiştir:

Parametreler:

- N Uygun varlıkların sayısı
 μ_i i . varlığın beklenen getirisi
 σ_{ij} i . ve j . varlıkların arasındaki kovaryans değeri
 R^* İstenen düzeydeki beklenen getiri

Karar Değişkenleri:

- w_i i . varlığın oranı

$$\text{Amaç Fonksiyonu: } \min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \sigma_{ij} \quad (1)$$

$$\text{Kısıtlar: } \sum_{i=1}^N w_i \mu_i = R^* \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^N w_i = 1 \quad (3)$$

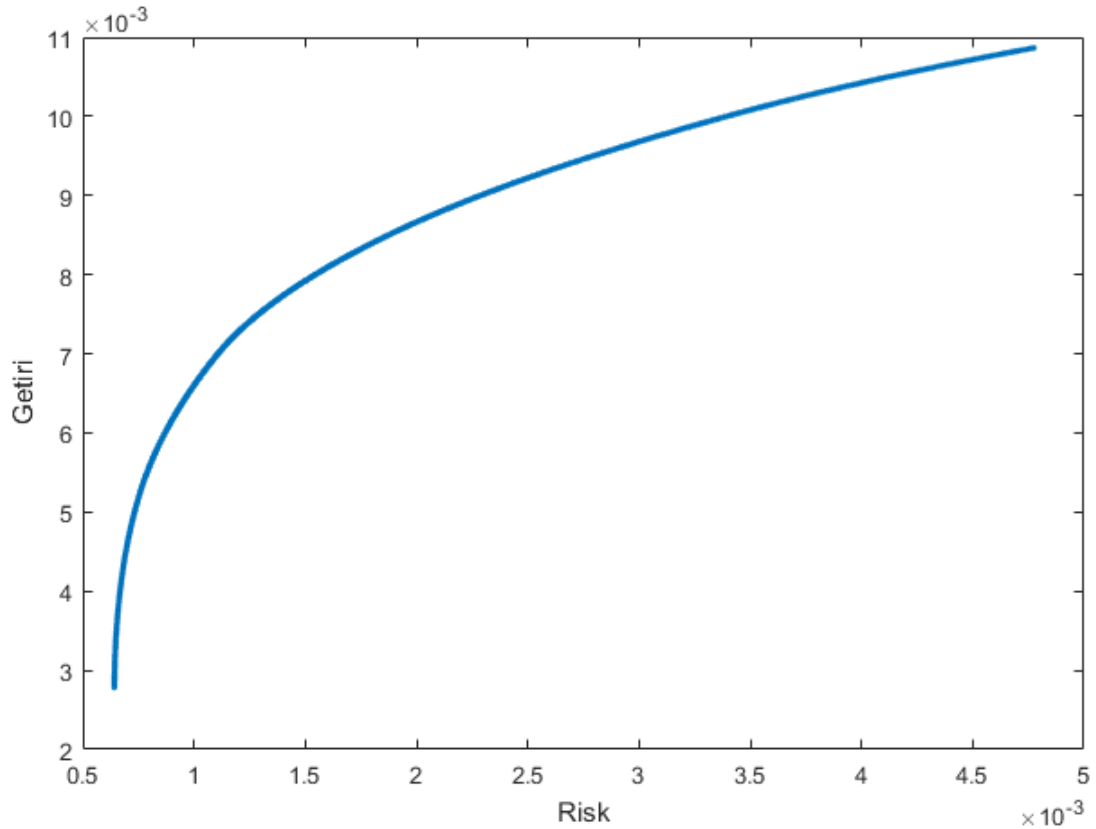
$$0 \leq w_i \leq 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (4)$$

Denklem (1), portföydeki toplam riski minimize ederken, denklem (2) ise portföyün R^* beklenen getirisini sağlamasını garanti eder. Denklem (3) ise portföyde kullanılan varlıkların oranlarının toplamının 1 olması kısıtını ifade eder. Bu formülasyon ile herhangi bir veri seti için optimal çözümün hesaplanması pratikte mümkün olabilmektedir. Bu modeli çözerek, R^* hedeflenen getirisinin değişen değerlerine göre kesiksiz artan bir eğri ile etkin sınır bulunabilir. Bu etkin sınır, elde edilmesi hedeflenen getiriye karşılık katlanılması gereken riskin en iyi dengesini ifade eder. Etkin sınırı bir λ ağırlıklandırma parametresi ile takip etmek mümkündür (T. J. Chang, Meade, Beasley ve Sharaiha, 2000). Denklem (5)' deki λ parametresi 0 olduğunda, riske bakılmaksızın beklenen getiri maksimum olmakta ve optimal çözüm en yüksek getiri veren bir adet varlıktan oluşmaktadır. λ parametresi 1 olduğunda ise, beklenen getiriye bakılmaksızın risk minimum olmakta ve optimal çözüm birden fazla varlıktan oluşabilmektedir. λ parametresinin $0 < \lambda < 1$ değerleri için, $\lambda = 0$ ve $\lambda = 1$ sınır değerleri arasında getiri ile risk arasında ödünleşerek etkin sınır üzerindeki noktaları oluşturur. Bu noktaları birleştiren eğri, etkin sınır eğrisidir. Hang Seng borsa endeksi için literatürde yer alan kısıtsız etkin sınır Şekil 5'de verilmiştir.

$$\text{Amaç Fonksiyonu: } \min \lambda \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \sigma_{ij} \right] - (1 - \lambda) \left[\sum_{i=1}^N w_i \mu_i \right] \quad (5)$$

$$\text{Kısıtlar: } \sum_{i=1}^N w_i = 1 \quad (6)$$

$$0 \leq w_i \leq 1 \quad i = 1, \dots, N \quad (7)$$



Şekil 5: GAMS ile bulunan Hang Seng veri seti için kısıtsız etkin sınır

Denklem (5) - (7) ile verilen formülasyona portföye girmesi istenilen varlık sayısı kısıtı ile bir hissenin alması gereken minimum ve maksimum ağırlık kısıtları eklendiğinde eleman sayısı kısıtlı portföy optimizasyonu problemi elde edilmektedir. Eklenen kısıtlar ve karar değişkeni aşağıdaki karma tamsayılı doğrusal olmayan programlama modeline (MINLP) ilişkin formülasyonla gösterilmiştir:

Modele eklenen parametreler:

- K Portföydeki istenen varlık sayısı
- ε_i i . varlığın portföydeki minimum ağırlığı
- δ_i i . varlığın portföydeki maksimum ağırlığı

Modele eklenen karar değişkeni:

$$z_i = \begin{cases} 1 & \text{Eğer } i. \text{ varlık portföyde ise} \\ 0 & \text{Aksi halde} \end{cases}$$

$$\text{Amaç Fonksiyonu: } \min \lambda \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \sigma_{ij} \right] - (1 - \lambda) \left[\sum_{i=1}^N w_i \mu_i \right] \quad (8)$$

$$\text{Kısıtlar: } \sum_{i=1}^N w_i = 1 \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^N z_i = K \quad (10)$$

$$\varepsilon_i z_i \leq w_i \leq \delta_i z_i \quad i = 1, \dots, N \quad (11)$$

$$z_i \in \{0,1\} \quad i = 1, \dots, N \quad (12)$$

$$0 \leq w_i \leq 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (13)$$

$$0 \leq \varepsilon_i \leq \delta_i \leq 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (14)$$

Denklem (8) ve Denklem (9) kısıtsız modelden eklenmiş olup, denklem (10), portföyde toplam K sayıda varlığın bulunmasını garanti ederken, denklem (11) ise portföye alınan varlığın ağırlığının belirlenen minimum ve maksimum değerler arasında olmasını sağlar. Denklem (12) de karar değişkeninin 0 veya 1 olmasını sağlayan bütünlük kısıtıdır. Denklem (13) ile ifade edilen kısıt bir varlığın ağırlığının 0 ile 1 arasında olmasını sağlarken, Denklem (14) bir varlığın alabileceği minimum ve maksimum ağırlık kısıtlarını sağlamaktadır.

Literatürde Cura (2009) ve Sadigh, Mokhtari, Iranpoor, ve Fatemi Ghomi (2012) gibi çalışmalarda yaygın olarak kullanılan, algoritmaların oluşturduğu etkin sınır ile standart kısıtsız etkin sınır arasındaki hataları hesaplamak için üç farklı performans ölçütü bu tezde de kullanılmıştır. Ortalama Öklid Uzaklığı (OÖU), Getirinin Varyans Hatası (GVH) ve Ortalama Getiri Hatasını (OGH) formülasyonları sırası ile denklem (16), denklem (17) ve denklem (18)'de verilmiştir.

$(v_i^s, r_i^s \quad i = 1, \dots, 2000)$, standart etkin sınır üzerindeki risk ve getiri değerlerini temsil etmekte ve $(v_j^h, r_j^h \quad j = 1, \dots, E)$, algoritmalar tarafından üretilen etkin sınır üzerindeki risk ve getiri değerlerini temsil etmektedir. $(v_{i,j}^s, r_{i,j}^s)$ ise standart etkin sınır

üzerindeki noktalardan, algoritmalar tarafından çizilen etkin sınır üzerindeki noktalara (v_j^h, r_j^h) en yakın olanlarını temsil etmektedir;

$$i_j = \underset{i = 1, \dots, 2000}{\operatorname{argmin}} \left(\sqrt{(v_i^s - v_j^h)^2 - (r_i^s - r_j^h)^2} \right) \quad j = 1, \dots, E \quad (15)$$

$$\text{Ortalama Öklid Uzaklık} = \left(\sum_{j=1}^E \sqrt{(v_{i_j}^s - v_j^h)^2 - (r_{i_j}^s - r_j^h)^2} \right) * \frac{1}{E} \quad (16)$$

$$\text{Getirinin Varyans Hatası} = \left(\sum_{j=1}^E 100 |v_{i_j}^s - v_j^h| / v_j^h \right) * \frac{1}{E} \quad (17)$$

$$\text{Ortalama Getiri Hatası} = \left(\sum_{j=1}^E 100 |r_{i_j}^s - r_j^h| / r_j^h \right) * \frac{1}{E} \quad (18)$$

Eleman sayısı kısıtlı portföy optimizasyonu problemi için Denklem (8) - (14)'de verilen matematiksel model, yüksek seviye bir modelleme dili olan, GAMS (*General Algebraic Modeling System*) yardımı ile kodlanmıştır. Tablo 1'de eleman sayısı kısıtlı portföy optimizasyonu problemi için geliştirilen GAMS programı kaynak kodları yer almaktadır. GAMS programında, MINLP modelinin çözümünde kullanılan COUNNE ve BONMIN çözücüleri ile çözüm aranmıştır. Ayrıca eleman sayısı kısıtlı portföy optimizasyonu problemi için Denklem (8) - (14)'de verilen matematiksel model, doğası gereği aynı zamanda kuadratik programlama (MIQCP) olarak da çözümlenebilmektedir. Bu kapsamda doğrusal programlama modellerinde olduğu kadar kuadratik programlama modellerinin çözümünde de yaygın olarak kullanılan CPLEX çözücüsü ile de çözüm aranmıştır. BONMIN çözücüsü ile problem ayrıca kuadratik programlama modeli olarak da çözülmüştür.

Literatürde yaygın olarak karşılaştırma amaçlı kullanılan veri setleri OR-LIBRARY (<http://people.brunel.ac.uk/~mastjib/jeb/orlib/portinfo.html>) web sitesinden indirilmiş ve etkin sınır oluşturma çalışmaları başlatılmıştır. Bu veri setleri sırasıyla, 31, 85, 89, 98 ve 225 adet hisse bulunduran Hang Seng, DAX 100, FTSE 100, S&P 100 ve Nikkei 225 problemlerinden oluşmaktadır. Borsa İstanbul (BİST)'e ait veriler 23.05.2013 ve 18.04.2016 tarih aralığındaki hisse senedi kapanış fiyatlarıdır. BİST 30 endeksi için 30 ve BİST 100 endeksi için 99 adet hisseden oluşmaktadır. BİST 100 endeksinde yer alan Carrefoursa hissesinde A ve B grubu paylarının birleşmesi nedeniyle 07.08.2015

tarihinde kod deęişiklięi yapılmıř ve serbest marj ile iřlem gormeye bařlamıřtır. CARFA ve CARFB iřlem kodları sistemden kaldırılmıř, yeni iřlem kodu CRFSA.E ile borsa endeksinde yer almıřtır (Borsagundem, 2015). Bu durumda, Carrefoursa hissesi portfoy kumesine dahil edilecek olsa veri derinlięi aısından sadece bir yıllık veri olacaęından dolayı tezde bu hisse BİST 100 endeksi dıřında tutulmuřtur.

Tablo 1: Eleman sayısı kısıtlı portföy optimizasyonu problemi için geliştirilen GAMS kaynak kodları

```

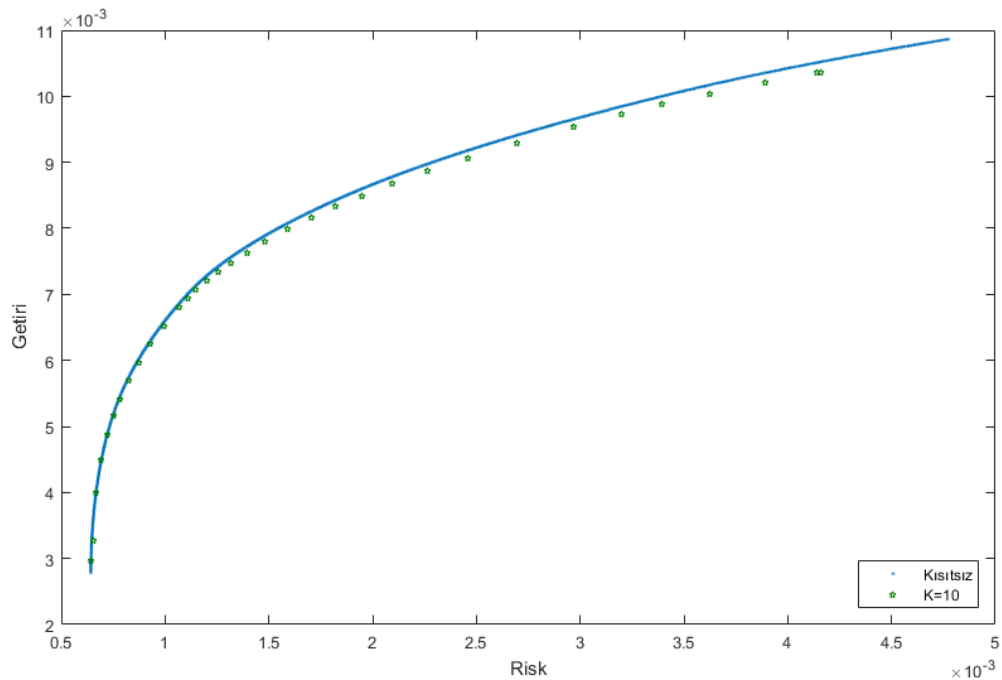
SCALAR
  lambda Risk değişkeni
  StockMax Portföydeki hisse sayısı /10/;
POSITIVE VARIABLES
  x(i) Hisselerin ağırlıkları;
PARAMETER
  xlow(i) Belirtilen minimum ağırlık değeri;
  xlow(i) = 0.01;
BINARY VARIABLE
  Y(i) Portföyde yatırım yapılan hisseleri belirten ikili değişken;
VARIABLES
  PortVariance Portföy varyansı
  PortReturn Portföy getirisi
  Z Amaç fonksiyonunun değeri;
EQUATIONS
  ReturnDef Portföy getirisi kısıtı
  VarDef Portföy varyansı kısıtı
  NormalCon Portföydeki ağırlıkların toplamını 1'e eşitleyen kısıt
  LimitCon Portföyde istenilen varlık sayısı kısıtı
  LoBounds(i) Ağırlıkların minimum değerleri
  ObjDef Amaç fonksiyonu;
ReturnDef .. PortReturn =I= SUM(i, ExpectedReturns(i)*x(i));
VarDef .. PortVariance =E= SUM((i,j), x(i)*VarCov(i,j)*x(j));
LoBounds(i).. x(i) =G= xlow(i)* Y(i);
NormalCon .. SUM(i, x(i)) =E= 1;
LimitCon .. SUM(i, Y(i)) =E= StockMax;
ObjDef .. Z =E= (1-lambda) * PortReturn - lambda * PortVariance;
MODEL LAMBDAPORT /Returndef, VarDef, NormalCon, ObjDef, UpBounds, LoBounds, LimitCon/ ;
SCALAR StartTime; StartTime=jnow;
SET p/1*51/
PARAMETERS
  PortfolioVariance(p)
  PortfolioReturn(p)
  Optimalallocation(p,i)
  RiskWeight(p)
  SummaryReport(*,*)
  AssetsOnPort(p,i) ;
RiskWeight(p) = (ORD(p)-1)/(CARD(p)-1);
FILE Results /Results.txt/;
PUT Results ;
PUT^Variance Return/;
LOOP(p,
  lambda=RiskWeight(p);
  SOLVE LAMBDAPORT MAXIMIZING Z USING MINLP;
  PortfolioVariance(p) = PortVariance.l;
  PortfolioReturn(p) = PortReturn.l;
  Optimalallocation(p,i) = x.l(i);
  put PortfolioVariance(p):10:8' PortfolioReturn(p):10:8/;
);
SCALAR Elapsed; Elapsed=(jnow-StartTime)*24*3600;
DISPLAY PortfolioVariance, PortfolioReturn, Optimalallocation,elapsed;
PUTCLOSE Results;
SummaryReport(i,p) = OptimalAllocation(p,i);
SummaryReport('Variance',p) = PortfolioVariance(p);
SummaryReport('Return',p) = PortfolioReturn(p);

```

Kodlanan modelin doğrulanması ve geçerliliğinin sınanması için küçük çaplı bir veri seti olan Hang Seng endeksine ait hisseler kullanılmıştır. Modelde portföy içerisindeki varlık sayısı kısıtı $K = 10$ olarak alınmıştır. Portföydeki varlıkların minimum ağırlığı ise $\varepsilon = 0.01$ olarak kabul edilmiştir. Kullanılan 3 farklı çözücü ile küçük çaplı veri seti için elde edilen sonuçlar ortalama öklid uzaklık, getirinin varyans hatası (%), getirinin varyans hatası (%) performans ölçütlerine ve çözüm zamanlarına göre Tablo 2’de yer almaktadır. Bu çözücüler arasında COUNNE çözücüsü, Hang Seng veri seti için önceden belirlenmiş bir zaman limitinde (2 saat) çözüm üretememiştir. Diğer çözücüler arasında en iyi çözümü sunan çözücü CPLEX çözücüsüdür. CPLEX çözücüsünde MINLP problem tipi mevcut değildir. Hang Seng için literatürde yer alan kısıtsız ve CPLEX ile elde edilen kısıtlı etkin sınırlar Tablo 2’de verilmiştir.

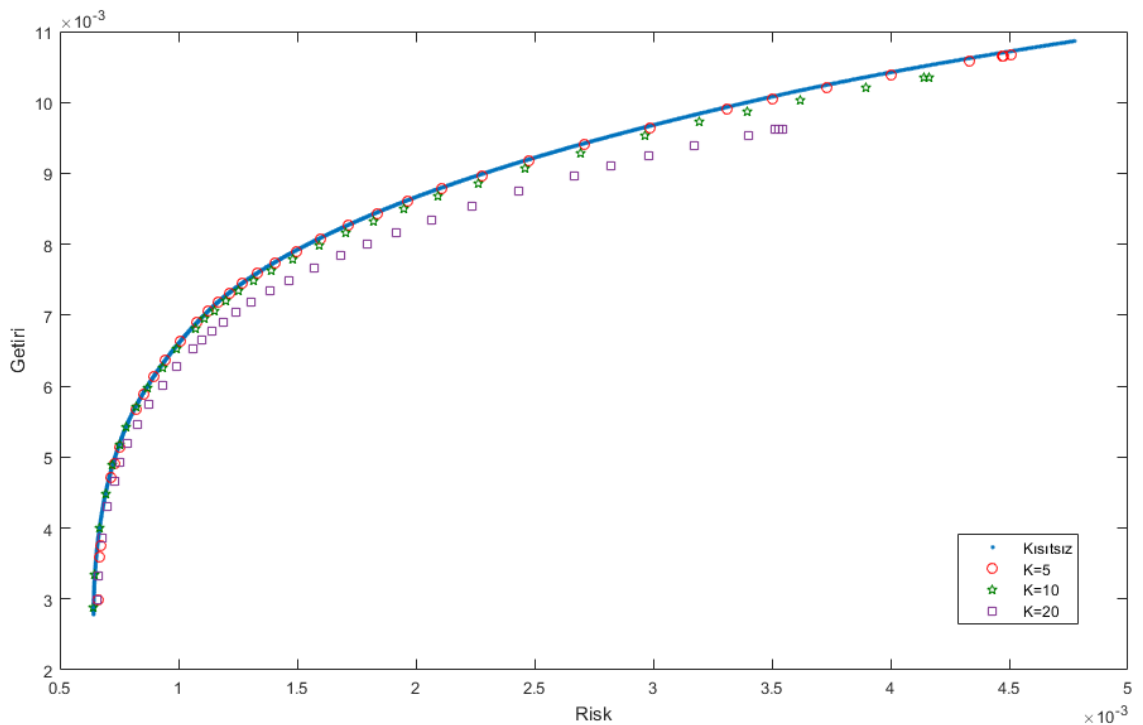
Tablo 2: Farklı çözücüler için Hang Seng veri seti ile GAMS çözümleri

Hatalar	MINLP				MIQCP			
	Ortalama Öklid Uzaklık	Getirinin Varyans Hatası (%)	Ortalama getiri hatası (%)	Zaman (s)	Ortalama Öklid Uzaklık	Getirinin Varyans Hatası (%)	Ortalama getiri hatası (%)	Zaman (s)
Çözücü								
COUNNE	-	-	-	-	-	-	-	-
BONMIN	0.0001	1.6463	0.6019	18.832	0.0001	1.6463	0.6020	18.930
CPLEX		Mevcut değil			0.0001	1.6275	0.6034	8.746



Şekil 6: Hang Seng veri setinde $K = 10$ değeri için GAMS ile bulunan kısıtlı ve kısıtsız etkin sınırlar

Şekil 6'da görüldüğü gibi kısıtsız modele, toplam varlık sayısı (K) kısıtı ve minimum ağırlık (ϵ) kısıtı eklendiğinde, kısıtlı etkin sınır üzerindeki noktalar kısıtsız etkin sınırdan uzaklaşmıştır. Bunun sebebi modele portföyde K adet varlık bulundurması zorunluluğu getirilmesidir. Model kısıtsız olduğunda, portföy bir risk değerindeki K 'dan az sayıda varlık içerirken, kısıtlandırıldığı zaman varlık sayısını K 'ya tamamlamak için getirisi daha düşük varlıklara yatırım yapmak zorunda kalabilmektedir. Bu da o risk değeri için etkin sınırdaki noktayı daha az getiri sağlayacak şekilde aşağıya çekmektedir. Eğer kısıttaki K değeri artırılırsa, model portföye daha az getirisi olan varlıklardan daha fazla koyacağı için kısıtlı etkin sınır ve kısıtsız etkin sınırdaki noktalar arasındaki mesafe artacaktır. Şekil 7'de Hang Seng veri seti için K değerinin sırası ile 5, 10 ve 20 olduğu durumlar için GAMS CPLEX ile bulunan kısıtlı sınırlar ve literatürde yer alan kısıtsız etkin sınır yer almaktadır. Model, düşük risk seviyeleri için beklenen getiriyi rahatlıkla karşılayabiliyor iken, risk seviyesi arttığında beklenen getirinin karşılanamaması nedeniyle noktalar arasındaki mesafe artmaktadır. Tablo 3'de farklı K değerleri için GAMS CPLEX ile bulunan sonuçların belirlenen performans ölçütlerine göre analizi de bu durumu özetlemektedir.



Şekil 7: Hang Seng veri setinde farklı K değerleri için GAMS ile bulunan kısıtlı ve kısıtsız etkin sınırlar

Tablo 3: Hang Seng veri setinde farklı K değerleri için GAMS ile bulunan sonuçların performans analizi

	Performans Ölçütü:		
	<i>Ortalama Öklid Uzaklık</i>	<i>Getirinin Varyans hatası (%)</i>	<i>Ortalama getiri hatası (%)</i>
5	0.0000	0.5365	0.1665
K 10	0.0001	1.6282	0.6037
20	0.0002	6.9439	1.7929

Küçük çaplı veri setlerinin optimal olarak çözümünde genel olarak başarı sağlayan test edilen çözümler, GAMS dilinde DAX 100 gibi karmaşık veri setlerinin çözümünde ise başarı sağlayamamıştır. Bu sonuçlar göstermektedir ki kesin çözüm üreten bu araçlar, ele alınan probleme ilişkin veri setleri büyüdüğünde, karmaşıklıkları artığında ve/veya yeni kısıtlar probleme eklendiğinde yetersiz kalabilmektedir. Bu nedenle, kısa sürelerde yaklaşık çözüm üretebilen, büyük çaplı karmaşık veri setlerinin çözümünde kullanılabilir sezgisel yaklaşımlı algoritmaların geliştirilmesine ihtiyaç duyulmaktadır.

İKİNCİ BÖLÜM

SEZGİSEL YAKLAŞIMLAR

2.1 Literatür Taraması

Bu tezde ele alınacak olan eleman sayısı kısıtlı portföy optimizasyonu probleminin NP-Zor olduğunu ispatlanmıştır (Moral-Escudero, Ruiz-Torrubiano ve Suarez, 2006; Shaw, Liu ve Kopman, 2008; Tabata ve Takeda, 1995). Shaw vd. (2008) Lagrange esnetmesi yaklaşımı ve Murray ve Shek (2012) yerel esnetme tekniği ile matematiksel programlama teknikleri geliştirmişlerdir. Cesarone, Scozzari, ve Tardella (2013) de kesin çözüm algoritması geliştirmeye çalışmışlardır. Ancak, NP-Zor bir problemin boyutu arttıkça kesin çözüm veren matematiksel programlama teknikleri ile problem boyutu büyüdükçe optimal çözümler elde etmek mümkün olamamaktadır. Bu nedenle çeşitli araştırmacılar hızlı bir şekilde optimale yakın çözüm veren sezgisel veya metasezgisel algoritmaları alternatif çözüm tekniği olarak kullanmayı tercih etmişlerdir.

Portföy optimizasyonu problemi için sezgisel algoritma yaklaşım çalışmaları Grazia Speranza (1996) tarafından geliştirilen basit bir sezgisel ile başlamıştır. Schaefer (2002) bu problemin çözümü için yerel arama sezgiselleri geliştirmiştir. Ancak, yerel arama sezgisellerin lokal optimuma takılması kaçınılmazdır. Bu nedenle, sezgisel metotlara göre global arama yapan metasezgisel metotlar daha çok tercih edilmiştir.

Literatürde, genel olarak portföy optimizasyonu için geliştirilmiş metasezgisel algoritmalar bulunmaktadır. Bunların arasında genetik algoritmalar (Anagnostopoulos ve Mamanis, 2010, 2011a, 2011b; Aranha ve Iba, 2009; Branke, Scheckenbach, Stein, Deb ve Schmeck, 2009; T.-J. Chang, Yang ve Chang, 2009; T. J. Chang vd., 2000; Y. Chen, Mabuchi ve Hirasawa, 2011; Kremmel, Kubalik ve Biffel, 2011; Liagkouras ve Metaxiotis, 2014; Loukeris, Donnelly, Khuman ve Peng, 2009; Moral-Escudero vd., 2006; Sadjadi, Gharakhani ve Safari, 2012; Soleimani, Golmakani ve Salimi, 2009a; Woodside-Oriakhi, Lucas ve Beasley, 2011) en fazla uygulanan tekniktir. Bu tekniği takiben, parçacık sürüsü optimizasyon algoritmaları (Corazza, Fasano ve Gusso, 2013b; Cura, 2009; Deng, Lin ve Lo, 2012; Golmakani ve Fazel, 2011; Loukeris vd., 2009; Sun, Fang, Wu, Lai ve Xu, 2011; Zhu, Wang, Wang ve Chen, 2011) da yaygın olarak uygulanmıştır. Bu iki popüler metasezgisel tekniğin dışında, benzetilmiş tavlama tekniği (T. J. Chang

vd., 2000; Crama ve Schyns, 2003; Derigs ve Nickel, 2003; Maringer ve Kellerer, 2003; Woodside-Oriakhi vd., 2011), yasaklı arama (T. J. Chang vd., 2000; Woodside-Oriakhi vd., 2011) da uygulanan teknikler arasındadır.

Tablo 4:Literatürde portföy optimizasyona uygulanan genetik algoritmaların özellikleri

Yıl	Yayın	Genetik algoritma özellikleri								
		Metot	Başlangıç popülasyonu & Popülasyon büyüklüğü (PB)	Kodlama	Çaprazlama tipi & oranı (ÇO)	Mutasyon tipi & oranı (MO)	Seçim tipi	Yeni nesil oluşturma	Uygunluk (tamir, ceza)	Sonlandırma kriteri
1998	(Shoaf ve Foster, 1998)	GA	PB=100	İkili ve gerçek değerli	İki noktalı & ÇO=%60	MO=%0.1	Rulet tekeri	-	Ceza	İterasyon sayısı
2000	(T. J. Chang vd., 2000)	GA	Rasgele & PB=100	Tamsayı ve gerçek değerli	Uniform	Tek nokta mutasyonu & MO=%10	İkili turnuva	Kararlı hal yerine koyma	Tamir	İterasyon sayısı
2000	(Xia, Liu, Wang ve Lai, 2000)	GA	Rasgele & PB=30	İkili ve gerçek değerli	ÇO=%30	MO=%20	Rulet tekeri	-	Tamir	İterasyon sayısı
2003	(Coutino-Gomez, Torres-Jimenez ve Villarreal-Antelo, 2003)	GA	Rasgele & PB=300	Tam sayılı	ÇO=%1	Tek nokta mutasyonu & MO=%75	İkili turnuva	-	-	İterasyon sayısı
2006	(Lai, Yu, Wang ve Zhou, 2006)	2 aşamalı GA	Rasgele & PB=100	Tamsayı ve gerçek değerli	Tek noktalı	Tersine çevirme & MO=%0.5	-	-	-	İterasyon sayısı
2006	(ChiangLin, 2006)	GA	Rasgele & PB=100	Tamsayı ve gerçek değerli	Tek noktalı	MO=%3	Rulet tekeri	-	-	İterasyon sayısı
2006	(Moral-Escudero vd., 2006)	Melez	Sezgisel	İkili ve altküme Gerçek değerli	Uniform ve rasgele ayırma	Yer değiştirme	İkili turnuva	Kararlı hal yerine koyma	Tamir ve ceza	-
2007	(Yan, Miao ve Li, 2007)	Melez	Rasgele	-	-	-	-	Elitizm	-	-
2007	(Xu, Jiang ve Kang, 2007)	GA	-	-	ÇO=%80	MO=%1	-	-	-	-
2008	(W. Chen, Xu, Yang ve Cai, 2008)	GA	Rasgele	Gerçek değerli	Tek noktalı	-	Rulet tekeri	-	-	İterasyon sayısı
2008	(Lin ve Liu, 2008)	GA	Rasgele	-	Tek noktalı & ÇO=%100	Tek nokta mutasyonu & MO=%5	Rulet tekeri	Yerine koyma	Ceza	İterasyon sayısı
2009	(Aranha ve Iba, 2009)	Ağaç tabanlı GA	PB=200	Ağaç tabanlı	En iyi-en kötü alt ağaç & ÇO=%80	Yer değiştirme & MO=%3	İkili turnuva	Sıralama	-	İterasyon sayısı
2009	(Branke vd., 2009)	Zarf esaslı çok amaçlı evrimsel algoritma	Rasgele & PS=değişken	İkili ve gerçek değerli	N noktalı	Tersine çevirme	İkili turnuva	Sıralama	Ceza	İterasyon sayısı
2009	(T.-J. Chang vd., 2009)	GA	Rasgele	-	Uniform & ÇO=%100	Tek nokta mutasyonu & MO=%100	İkili turnuva	Elitizm	-	İterasyon sayısı

Tablo 1 - devam

Yıl	Yayın	Metot	Genetik algoritma özellikleri		Çaprazlama tipi & oranı (ÇO)	Mutasyon tipi & oranı (MO)	Seçim tipi	Yeni nesil oluşturma	Uygunluk (tamir, ceza)	Sonlandırma kriteri
			Başlangıç popülasyonu & Popülasyon büyüklüğü (PB)	Kodlama						
2009	(Li ve Guo, 2009)	GA	-	İkili ve gerçek değerli	-	MO=%70	Rulet tekeri	-	-	İterasyon sayısı
2009	(Loukeris vd., 2009)	GA	Rasgele	İkili ve gerçek değerli	Harmanlama-alfa	Tersine çevirme	Sıralama	Sıralama	-	İterasyon sayısı
2009	(Pai ve Michel, 2009)	GA	PB=200	İkili ve gerçek değerli	Aritmetik değişken noktalı	Gerçek sayılı düzgün	-	-	-	İterasyon sayısı
2009	(Rong, Lu ve Deng, 2009)	Melez	Rasgele & PB=20	İkili ve gerçek değerli	ÇO=%80	MO=%1	-	-	Ceza	İterasyon sayısı
2009	(Shaikh ve Abbas, 2009)	GA	Rasgele & PB=20	-	-	-	İkili turnuva	-	-	İterasyon sayısı
2009	(Soleimani vd., 2009a)	GA	Rasgele & PB=20-30	-	Rasgele ayırma	-	Sıralama	Sıralama	-	İterasyon sayısı
2010	(Anagnostopoulos ve Mamanis, 2010)	MOEA	Rasgele & PB=200-300	İkili ve gerçek değerli	Uniform & ÇO=%90	Gaussian & MO=%100	İkili turnuva	Elitizm	Tamir	İterasyon sayısı
2010	(Ruiz-Torrobiano ve Suarez, 2010)	Melez	Rasgele & PB=100	İkili ve gerçek değerli	RAR & ÇO=%100	Tersine çevirme & MO=%1	İkili turnuva	Sıralama	Tamir	İterasyon sayısı
2011	(Anagnostopoulos ve Mamanis, 2011a)	MOEA	Rasgele & PB=250	İkili ve gerçek değerli	Uniform & ÇO=%90	Gaussian & MO=%100	İkili turnuva	Elitizm	Tamir	İterasyon sayısı
2011	(Anagnostopoulos ve Mamanis, 2011b)	MOEA	Sezgisel & PB=500	Tamsayı ve gerçek değerli	Uniform	Yer değiştirme & MO=%1	İkili turnuva	Elitizm	Tamir	İterasyon sayısı
2011	(Alfaro-Cid, Baixauli-Soler ve Fernandez-Blanco, 2011)	MOEA	PB=1000	-	ÇO=%100	MO=%5	İkili turnuva	-	-	İterasyon sayısı
2011	(Fu, Ng, Wong ve Chung, 2011)	GA	-	-	ÇO=rasgele	MO=rasgele	-	-	-	-
2011	(Patalia ve Kulkarni, 2011)	GA	Rasgele	-	Tek noktalı & ÇO=%60-95	Yer değiştirme & MO=%0.1-1	Rulet tekeri	Elitizm	-	İterasyon sayısı
2011	(Y. Chen vd., 2011)	GRA	Rasgele & PB=300	Düğüm ve kenarlı	Yer değiştirme & ÇO=%10	Güdümlü & MO=%3	İkili turnuva	Elitizm	-	İterasyon sayısı
2011	(Kremmel vd., 2011).	MOEA	Rasgele & PB=500	İkili	Uniform & ÇO=%75	İki notalı ve tersine çevirme & MO=%15	İkili turnuva	Sıralama	Tamir	İterasyon sayısı
2011	(Woodside-Oriakhi vd., 2011)	GA	Rasgele & PB=100	Tamsayı ve gerçek değerli	Uniform	MO=%3	-	Sıralama	-	İterasyon sayısı
2012	(Bevilacqua, Pacelli ve Saladino, 2012)	MOGA	-	-	-	-	-	-	-	-
2012	(Guo, Li, Zou, Guo ve Yan, 2012)	Melez	Rasgele	Tamsayı ve gerçek değerli	ÇO=%40-90	Yer değiştirme	-	-	-	İterasyon sayısı
2012	(Sadjadi vd., 2012)	GA	Rasgele	Tamsayı	Tek noktalı	Yer değiştirme	Rulet tekeri ve uniform	Sıralama	-	-

Tablo 1 - devam

Yıl	Yayın	Metot	Genetik algoritma özellikleri Başlangıç popülasyonu & Popülasyon büyüklüğü (PB)	Kodlama	Çaprazlama tipi & oranı (ÇO)	Mutasyon tipi & oranı (MO)	Seçim tipi	Yeni nesil oluşturma	Uygunluk (tamir, ceza)	Sonlandırma kriteri
2013	(Arkeman, Yusuf, Mushthofa, Laxmi ve Seminar, 2013)	MOGA	PB=20	Gerçek değerli	ÇO=%65	MO=%5	İkili turnuva	Sıralama	-	İterasyon sayısı
2013	(Lu ve Wang, 2013)	GA	Sezgisel & PB=60	Tamsayı ve gerçek değerli	ÇO=%70	MO%77.8	-	-	Ceza	İterasyon sayısı
2013	(Oesch ve Maringer, 2013)	GE	PB=100	Tamsayı ve ikili	ÇO=%90	MO%7.5	Kesme	Olasılıklı	-	İterasyon sayısı
2013	(Yi ve Yang, 2013)	FGA	PB=2000	-	ÇO=%80	MO=%20	-	-	-	İterasyon sayısı
2014	(Ackora-Prah, Gyamerah ve Andam, 2014)	GA	PB=50	Gerçek değerli	Uniform & ÇO=%90	-	Rulet tekeri	Elitizim	-	İterasyon sayısı
2014	(Joglekar, 2014)	GA	Rasgele	Gerçek değerli	Rasgele dağılım & ÇO=%70	Rasgele değiştirme & MO=%20	-	Elitizim	-	İterasyon sayısı
2014	(Liagkouras ve Metaxiotis, 2014)	MOEA- PGM	Rasgele & PB=değişken	İkili ve gerçek değerli	Benzetilmiş ikili	Güdümlü	İkili turnuva	Sıralama	Tamir	-
2014	(Lwin, Qu ve Kendall, 2014)	MOEA	Rasgele & PB=100	İkili ve gerçek değerli	ÇO=90	Polinomal	İkili turnuva	Elitizim	Tamir	İterasyon sayısı
2015	(Adebiyi Ayodele ve Ayo Charles, 2015)	GDE3	-	-	-	-	-	-	-	-
2016	(Hadi, El Naggar ve Abdel Bary, 2016)	GA	Rasgele	Gerçek değerli	-	-	-	-	-	İterasyon sayısı
2016	(Mashayekhi ve Omrani, 2016)	NSGA-2	Rasgele & PB=100	İkili ve gerçek değerli	ÇO=%80	Gaussian % MO=%10	İkili turnuva	-	Tamir	İterasyon sayısı

Tablo 5: Literatürde portföy optimizasyona uygulanan genetik algoritmaları çalışmaların performans uygulamaları

Yıl	Yayın	Performans özellikleri				Problem tipi	Kullanılan programlama dili
		Data Tipi		Kıyaslama	Sonuçlar		
		Gerçek hayat	Teorik	Kıyaslanan metod			
1998	(Shoaf ve Foster, 1998)	-	Karşılaştırmalı	-	-	UCPO	-
2000	(T. J. Chang vd., 2000)	-	Karşılaştırmalı	SA, TS	Daha kötü, daha kötü	CCPO	FORTRAN
2000	(Xia vd., 2000)	-	Karşılaştırmalı	-	-	İşlem maliyetli	-
2003	(Coutino-Gomez vd., 2003)	Meksika borsası	-	SA, Greedy, Hill-climbing, random	Yakın, daha kötü, daha iyi, daha iyi	Minimum risk	-
2006	(Lai vd., 2006)	Şangay borsası	-	-	-	UCPO	-
2006	(ChiangLin, 2006)	Tayvan borsası	-	-	-	CCPO	-
2006	(Moral-Escudero vd., 2006)	-	Karşılaştırmalı	Kesin sonuçlar	Yakın	CCPO	-
2007	(Yan vd., 2007)	-	Karşılaştırmalı	-	-	Çok dönemli yarı varyans	MATLAB
2007	(Xu vd., 2007)	-	Karşılaştırmalı	-	-	Dinamik	-
2008	(W. Chen vd., 2008)	Çin borsası	-	-	-	CCPO	-
2008	(Lin ve Liu, 2008)	-	Karşılaştırmalı	-	-	İşlem maliyetli	-
2009	(Aranha ve Iba, 2009)	-	Karşılaştırmalı	-	-	UCPO	-
2009	(Branke vd., 2009)	-	Karşılaştırmalı	-	-	CCPO	-
2009	(T.-J. Chang vd., 2009)	-	Karşılaştırmalı	-	-	CCPO	C++
2009	(Li ve Guo, 2009)	Şangay borsası	-	-	-	UCPO	-
2009	(Loukeris vd., 2009)	FTSE	-	PSO, DE	Daha iyi, daha iyi	UCPO	-
2009	(Pai ve Michel, 2009)	BSE200 ve Nikkei	-	-	-	CCPO	-
2009	(Rong vd., 2009)	Şangay borsası	-	-	-	UCPO	-
2009	(Shaikh ve Abbas, 2009)	Karaçi borsası	-	-	-	UCPO	-
2009	(Soleimani vd., 2009a)	-	Karşılaştırmalı	-	-	İşlem maliyetli ve CCPO	MATLAB
2010	(Anagnostopoulos ve Mamanis, 2010)	-	Karşılaştırmalı	NSGA-2, PESA, SPEA2	Daha iyi, daha iyi, daha iyi	CCPO	-
2010	(Ruiz-Torribiano ve Suarez, 2010)	-	Karşılaştırmalı	SA	Yakın	CCPO	-
2011	(Anagnostopoulos ve Mamanis, 2011a)	-	Karşılaştırmalı	SOEA	Daha iyi	CCPO	-
2011	(Anagnostopoulos ve Mamanis, 2011b)	S&P	-	NSGA-2, PESA, SPEA2	Daha iyi, daha iyi, daha iyi	CCPO	-

Tablo 2 - devam

Yıl	Yayın	Performans özellikleri		Kıyaslama	Problem tipi	Kullanılan programlama dili	
		Data Tipi					
		Gerçek hayat	Teorik				
2011	(Alfaro-Cid vd., 2011)	ABD, Kanada, Japonya, İngiltere, Fransa, Almanya, İspanya, Hollanda ve İsviçre borsaları	-	-	-	UCPO	-
2011	(Fu vd., 2011)	Hong Kong	-	-	-	UCPO	JAVA
2011	(Patalia ve Kulkarni, 2011)	Belirli şirketlerin 5 yıllık raporları	-	-	-	-	-
2011	(Y. Chen vd., 2011)	Tokyo borsası	-	-	-	UCPO	-
2011	(Kremmel vd., 2011).	-	Karşılaştırmalı	SPEA2, NSGA-2	Yakın, daha iyi	UCPO	-
2011	(Woodside-Oriakhi vd., 2011)	-	Karşılaştırmalı	TS, SA	Daha iyi, daha iyi	CCPO	-
2012	(Bevilacqua vd., 2012)	Belirli şirketler	-	-	-	UCPO	-
2012	(Guo vd., 2012)	Ham petrol fiyatları (tahmini)	-	Standart GA	Daha iyi	CCPO	MATLAB
2012	(Sadjadi vd., 2012)	-	Karşılaştırmalı	-	-	CCPO	-
2013	(Arkeman vd., 2013)	PMBI	-	-	-	UCPO	-
2013	(Lu ve Wang, 2013)	-	-	-	-	UCPO	-
2013	(Oesch ve Maringer, 2013)	-	-	-	-	UCPO	-
2013	(Yi ve Yang, 2013)	Belirli şirketler	-	-	-	UCPO	MATLAB
2014	(Ackora-Prah vd., 2014)	-	Karşılaştırmalı	-	-	UCPO	MATLAB
2014	(Joglekar, 2014)	Belirli Hisseler	-	-	-	UCPO	PYTHON
2014	(Liagkouras ve Metaxiotis, 2014)	-	Karşılaştırmalı	MOEA-PLM	Daha iyi	CCPO	-
2014	(Lwin vd., 2014)	-	Karşılaştırmalı	NSGA-2, SPEA2, PEAS	Daha iyi, daha iyi, daha iyi	CCPO	C#
2015	(Adebiyi Ayodele ve Ayo Charles, 2015)	-	Karşılaştırmalı	SA, TS, PSO	Daha iyi, daha iyi, daha iyi	CCPO	-
2016	(Hadi vd., 2016)	Mısır borsası	-	-	-	UCPO	-
2016	(Mashayekhi ve Omrani, 2016)	İran borsası	-	-	-	CCPO	MATLAB

GA, portföy optimizasyonu problemine ilk defa Shoaf ve Foster(1998) tarafından uygulanmıştır. GA problem için gelişme gösteren sonuçlar ortaya koymuş ve sonuçlar daha geleneksel kuadratik programlama yaklaşımlar ile kıyaslanmıştır. Ayrıca bu tarz yüksek multi-model yaklaşımların potansiyel çözüm alanlarında son derece başarılı olabileceği vurgulanmıştır. T. J. Chang vd. (2000) probleme uyguladıkları GA'yı, Benzetilmiş Tavlama (BT) ve Yasaklı Arama (YA) teknikleri ile karşılaştırmışlardır. Elde ettikleri bulgulara göre, geliştirdikleri her algoritmanın farklı veri setleri üzerinde birbirine üstünlükleri gözlemlenmiş ve en etkin portföy seçimi için tüm algoritmaların yarattığı çözüm havuzundan yararlanılabileceği sonucuna varmışlardır.

Xia vd. (2000) uyguladıkları GA'da data girdileri olarak menkul beklenen getiri yerine beklenen getirilerin kendilerini kullanmışlardır. Ayrıca işlem maliyetleri tartışılmış ve genişletilmiş bir model işlem maliyetleri ile birlikte portföy seçimi için sunulmuştur. Gomez vd. (2003) geliştirdikleri GA modelini greedy algoritma, Random algoritma, Hill-climbing ve SA ile karşılaştırmışlardır. GA'nın üstün çözümler ürettiğini ancak en yavaş algoritma olduğunu vurgulamışlardır.

Lai vd. (2006) iki aşamalı GA yaklaşımını öne sürmüşlerdir. İlk aşama yatırım yapmak için iyi hisseler belirlemek, ikinci aşama ise belirlenen hisselerin ağırlıklarını belirlemektir. Moral-Escudero vd. (2006) GA ve kuadratik programlama tekniklerini birleştiren melez bir strateji geliştirmişlerdir. Geliştirilen yaklaşım ile optimale yakın çözümler elde etmişlerdir. Ayrıca geliştirilen yaklaşım YA tekniği ile kıyaslanmıştır ve YA'ya göre daha iyi sonuçlar elde etmiştir. Yan vd. (2007) problemin çözümü için multi-period semi-variance portföy modeli hazırlanmıştır. Hazırlanan modelin çözümü için GA ve PSO içeren bir melez metot önerilmiştir. Sayısal sonuçlar önerilen metodun uygulanabilir ve etkin olduğunu göstermektedir.

Xu vd. (2007) GA'yı dinamik portföy ağırlıkları gibi doğrusal olmayan problemlerin çözümünde kullanmışlardır. Ve dinamik portföy yapısının statik portföy yapısına üstünlüğünü vurgulamışlardır. Chen vd. (2008) işlem maliyetli portföy optimizasyonu ve Markowitz'in ortalama-varyans modelinin uzantıları olan işlem kısıtlarını içeren bir model tartışmışlardır. Lin ve Liu (2008) minimum işlem maliyetli portföy seçimi probleminin çözümü için GA kullanarak karar modelleri önermişlerdir. Önerilen modeller, bir bilinen Markowitz modeli, bir hedef ile elde edilen portföyün

arasındaki mesafeyi minimum yapmayı amaçlayan model ve bir de bulanık çok amaçlı karar verme yaklaşımı türetilmiştir. GA bu modeller için kısa sürede optimale yakın çözümler üretebilmiştir.

Aranha ve Iba (2009) bir yerel arama prosedürünü de içine alan ağaç yapılı bir GA(Memetic Tree-based Genetic Algorithm) önermişlerdir. Önerilen MTGA array-based GA gibi diğer evrimsel sistemlere karşı üstünlük göstermiştir. Chang vd. (2009) farklı risk modelleri ile birlikte zor portföy optimizasyonu problemlerinin çözümleri için bir genetik algoritma önerilmiştir. Önerilen GA caziptir çünkü kesin sonuç algoritmalarının zorlandığı çok amaçlı fonksiyonlarda çözüm üretebilmektedir. Loukeris vd. (2009) GA ve PSO tekniklerini karşılaştırmış ve performanslarının artırılması için yeni çalışmalara ihtiyaç olduğunu belirtmişlerdir.

Pai ve Michel (2009) temel, sınırlayıcı, kardinalite ve sınıf kısıtlamaları içeren portföy optimizasyonu problemi için bir evrim stratejisi tabanlı çözüm, öne sürülmüştür. Soleimani vd. (2009a) GA ile LINGO modelindeki sonuçları karşılaştırmışlar ve kabul edilebilir performansta sonuçlar elde etmişler ve yeni tekniklerin geliştirilmesi gerektiğini belirtmişlerdir. Anagnostopoulos ve Mamanis (2010) çok amaçlı GA üzerine karşılaştırmalı bir analiz yapmışlardır. Anagnostopoulos ve Mamanis (2011a) çok amaçlı genetik algoritmaların tek amaçlı genetik algoritmalara göre problemin çözümünde daha iyi performans verdiklerini göstermişlerdir. Anagnostopoulos ve Mamanis (2011b) yatırımcı isteklerinin problemi konveks olmayan bir yapıya dönüştürdüğünü vurgulayarak çok amaçlı genetik algoritmaları tam çözüm veren matematiksel programlama teknikleri ile karşılaştırarak GA performansını göstermişlerdir.

Kremmel vd. (2012) Karmaşık portföy seçimi problemleri için çok amaçlı optimizasyon algoritmalarında uyum odaklı bir yaklaşım sunmuşlardır. Önerilen mPOEMS, SPEA2 ve NSGA-2 yaklaşımlarıyla karşılaştırılmış ve diğer metotları geride bırakmıştır. Woodside-Oriakhi vd. (2011) geliştirdikleri GA metodunu literatürdeki SA ve LS yöntemleriyle karşılaştırmışlar, çözüm kalitesi ve hız kriterlerini göz önüne alındığında daha iyi performans elde etmişlerdir.

Guo vd. (2012) GA ve PSO melezi bir metot geliştirmişlerdir. Geliştirilen metot ham petrol fiyatlarını içeren veri setinde uygulanmıştır. Sadjadi vd. (2012) portföydeki

varlıkların sayısındaki sınırlama ve belirsizliklerin problemin karmaşıklığı üzerindeki etkisini incelemişler ve GA ile optimale yakın çözümler elde etmişlerdir. Yi ve Yang (2013) problemin çözümü için bulanık genetik algoritma önermişlerdir. Yaptıkları çalışma ile yatırımcılara istedikleri risk seviyesinde portföy seçme şansını verdiklerini vurgulamışlardır.

Ackora-Prah vd. (2014) aritmetik, sezgisel ve uniform çaprazlama tekniklerini kıyaslamışlardır. Bulgularına göre sezgisel çaprazlama diğer iki tekniğe göre daha iyi performans göstermektedir. Liagkouras ve Metaxiotis (2014) GA için yeni bir mutasyon operatörü geliştirerek performansını farklı veri setleri üzerinde test etmişlerdir.

Ayadole ve Charles (2015) GDE3 metodu önerilmiş ve GA, SA, TS ve PSO metotlarıyla karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan metotlardan daha iyi performans sergilediği vurgulanmıştır. Hadi vd. (2016) bir GA ve yeni bir model geliştirmişlerdir. Geliştirilen GA standart GA, QP, NLP metotlarıyla, geliştirilen model ise geleneksel modelle karşılaştırılmıştır.

2.2. Sezgisel Yaklaşımların Kodlanması

Yapılan kapsamlı literatür çalışmasına göre, ortalama-varyans modeli portföy optimizasyonu probleminin çözümü için genetik algoritma (GA) ile parçacık sürü optimizasyonu (PSO) metotları en çok çalışılan ve iyi sonuçlar alınmış yöntemler olarak göze çarpmaktadır. Bu nedenle, etkin algoritma tasarımına ışık tutması ve referans noktası olması beklenen bu iki metot kodlanmış ve sonuçları raporlanmıştır. GA, PSO ve yapay arı kolonisi (YAK) algoritmalarında ortak olarak kullanılan prosedürler sıradaki bölümde detaylandırılmıştır. Bu sayede, aynı değerlendirme ve tamir prosedürlerini kullanan algoritmaların performanslarını adil bir şekilde karşılaştırmak mümkün olabilmektedir.

2.2.1. Algoritmelerde Kullanılan Ortak Prosedürler

Kodlanan algoritmaların ortak kullandığı iki prosedür oluşturulmuştur. Bunlardan ilki tamir fonksiyonudur (Şekil 8). Algoritmaların ürettiği çözümler istenilen kısıtları her zaman karşılayamayabilir. Yani, toplam yatırım yapılan hisse senedi sayısı K sayısına eşit olmayabilir ya da bir hisseye ε değerinden daha az ağırlık verilmiş olabilir. Böyle çözümler uygunsuz çözümlerdir ve tamir prosedürü yardımıyla uygun çözüm haline getirilmelidir. Tamir prosedürünün ilk aşaması portföydeki toplam yatırım yapılan hisse sayısını K 'ya eşitlemektir. Eğer portföydeki yatırım yapılan hisse sayısı K değerinden büyük ise, K 'ya eşit olana kadar en küçük ağırlığa sahip hisseden başlayarak hisselerin ağırlıklarını ve o varlık için oluşturulan ikili değişkeni sıfır yapar. Eğer portföydeki yatırım yapılan hisse sayısı K değerinden küçük ise, K 'ya eşit olana kadar veri setinde yatırım yapılmayan rasgele bir hissenin ikili değişkenini bir yapar. Böylelikle, portföyde bulunması gereken toplam hisse senedi sayısı kısıtı sağlanmış olur. İkinci aşamada ise, yatırım yapılan hisselerin minimum ağırlıkları ε değerine eşitlenmektedir. Öncelikle, portföydeki K adet yatırım yapılan hisselerin ağırlıkları toplanır (CS). Daha sonra portföyde bir varlığın alabileceği maksimum ağırlık (FP) hesaplanır. Daha sonra her hissenin ağırlığı, o hissenin ağırlığı ile FP/CS oranının çarpımının ve ε değerinin toplamına eşitlenir. Bu iki aşama sonucunda ilk başta uygunsuz olan bir çözüm hem toplam yatırım yapılan hisse sayısı kısıtını hem de minimum ağırlık kısıtını sağlayarak uygun bir çözüm haline gelir.

1:	Prosedür: Tamir
2:	Girdi: N, K, S, W
3:	Çıktı: W^r
4:	N : İndeksteki toplam varlık sayısı
5:	K : Portföyde bulunmasına izin verilen toplam varlık sayısı
6:	S : İndeksteki varlıklar kümesi
7:	W : Tamire giren portföyün ağırlıkları kümesi
8:	w_i : Tamire giren i . varlığın ağırlığı $i \in S$
9:	w_i^r : Tamirden çıkan i . varlığın ağırlığı $i \in S$
10:	W^r : Tamire giren portföyün ağırlıkları kümesi
11:	z_i : i . varlığın portföyde yer alıp almama durumunu gösteren ikili değişken, $i \in S$
12:	Başla
13:	Tekrar et
14:	Eğer $\sum_{i=1}^N z_i > K$
15:	Portföyde bulunan en küçük w_i değerine sahip varlık için $z_i = 0$, $w_i = 0$ yap, $i \in S$
16:	Eğer $\sum_{i=1}^N z_i < K$
17:	Portföyde bulunmayan rasgele bir z_i değeri için $z_i = 1$ yap, $i \in S$
18:	$\sum_{i=1}^N z_i = K$ olana kadar
19:	$CS = \sum_{i=1}^N w_i$ $i \in S$, /* portföydeki varlıkların ağırlıkları toplamı */
20:	$FP = 1 - \varepsilon * K$ /* portföydeki varlıklara atanabilecek maksimum ağırlık */
21:	$w_i^r = \varepsilon * z_i + w_i * z_i * FP/CS \quad \forall i \in W, \forall i \in W^r$
22:	Bitir

Şekil 8: Uygunsuz Çözüm Tamir Prosedürü

Ortak kullanılan ikinci prosedür ise uygunluk hesaplama prosedürüdür (Şekil 9). Bu prosedür sayesinde bir çözümün toplam getirisi, riski ve uygunluk değeri hesaplanır. İlk olarak portföydeki her varlık ile o varlığın ortalama getirisi çarpımları toplamı ile portföyün ortalama getirisi hesaplanır. Daha sonra varyans-kovaryans matrisi kullanılarak portföyün riski hesaplanır. Varyans-kovaryans matrisi veri setindeki varlıkların birbirleriyle ilişkisini gösteren matristir. Bunun için yatırım yapılan her varlığın ağırlığı teker teker portföydeki diğer varlıkların ağırlıkları ve o iki varlığın varyans-kovaryans değeri ile çarpılır. Bu çarpımlar toplamı toplam riski belirler. Son olarak uygunluk değeri hesaplanır. Uygunluk değeri hesaplanırken bir ağırlıklandırma kullanılır. Böylece iki amaç fonksiyonu (maksimum getiri, minimum risk) tek bir amaç fonksiyonu olarak tanımlanır. Ağırlık değeri (λ) 0'dan başlayarak 1'e kadar istenilen aralıklarla ilerler. $\lambda = 0$ olduğunda portföy maksimumum getiriyi amaçlar, $\lambda = 1$ olduğunda ise amaç minimum risktir.

1:	Prosedür: Uygunluk hesapla	
2:	Girdi: $W^r, N, VC_{ij}, R_i, \lambda$	
3:	Çıktı: R^*, V^*, f	
4:	W^r : Varlıkların ağırlıkları kümesi	
5:	N : İndeksteki toplam varlık sayısı	
6:	f : Portföyün uygunluk değeri	
7:	R^* : Portföyün toplam getirisi	
8:	V^* : Portföyün varyansı (Riski)	
9:	VC_{ij} : i . ve j . varlıklar arasındaki varyans-kovaryans değeri $i, j \in S$	
10:	w_i^r : i . Varlığın ağırlığı $w_i^r \in W^r$	
11:	R_i : i . Varlığın ortalama getirisi $i \in S$	
12:	Başla	
13:	$R^* = \sum_{i=1}^N w_i^r R_i$	<i>/* portföyün toplam getirisi */</i>
14:	$V^* = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i^r w_j^r VC_{ij}$	<i>/* portföyün toplam risk değeri */</i>
15:	$f = \lambda V^* - (1 - \lambda)R^*$	<i>/* λ ile hesaplanan uygunluk değeri */</i>
16:	Bitir	

Şekil 9: Uygunluk Hesaplama Prosedürü

2.2.2. Genetik Algoritma (GA)

İlk defa Holland (1975) tarafından ortaya atılan genetik algoritmalar (GA) karmaşık optimizasyon problemlerini çözmek için uyarlanabilen bir arama metodudur. Biyolojik doğal seçim ve genetik kalıtım prensiplerini temel alarak bir çözümler popülasyonunu nesiller boyunca evrimleştiren yinelemeli arama prosedürleri ile yol alan GA, popülasyondaki mevcut çözümlerin seçim, çaprazlama ve mutasyon işlemleriyle yeni bir çözümler kümesi oluşturulur. Popülasyondaki uygunluğu değerlendirilen her birey eldeki probleme potansiyel bir çözümü temsil eder. Bireyler çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörler vasıtasıyla stokastik bir dönüşüm geçirerek yeni bireyler oluşturur. Çaprazlama, çözümler arasındaki genetik materyallerin rasgele, ancak yapılandırılmış değişimi ile iyi çözümlerden daha iyi çözümlerin oluşturulmasına olanak sağlar. Mutasyonun rolü ise algoritmanın olgunlaşmamış yakınsama göstermesini (yerel optimal sonuçlara takılması) engellemek için kaybedilmiş ya da keşfedilmemiş genetik materyallerin kazanılmasını sağlar. Birçok iterasyondan sonra, algoritma optimal yada optime yakın bir çözüme işaret eden en iyi bireye yakınsar. Genetik algoritmaların en temel adımları Şekil 10'da verilmiştir. Goldberg (1989) genetik algoritmaların arama ve optimizasyon konularındaki geniş uygulama alanlarına dikkat çekmiştir. Nitekim, literatür özeti bölümünde de belirtildiği gibi GA, portföy optimizasyonu araştırma alanında da yaygın olarak kullanılmıştır.

Adım	Açıklama
1	Başlangıç popülasyonunu rasgele yarat.
2	Popülasyondaki her bireyin uygunluk değerini hesapla.
3	Genetik operatörleri uygulamak için bireyler kümesini seç.
4	Genetik operatörleri uygula ve oluşan yeni bireylerin uygunluklarını değerlendir.
5	Uygunluk değerlerine göre yeni nesli oluştur.
6	Durdurma ölçütü henüz sağlanmadıysa adım 3'e git.
7	Evrimi sonlandır ve sonuçları raporla.

Şekil 10: Genetik Algoritmalar'ın Ana Adımları

GA, ilk defa T. J. Chang vd. (2000) tarafından portföy optimizasyonu problemine uyarlanmış, BT ve YA teknikleri ile karşılaştırılmıştır. Elde ettikleri bulgulara göre, geliştirdikleri her algoritmanın farklı veri setleri üzerinde birbirine üstünlükleri gözlemlenmiş ve en etkin portföy seçimi için tüm algoritmaların yarattığı çözüm havuzundan yararlanılabileceği sonucuna varmışlardır. Ancak daha etkin ve hızlı çözüm veren algoritmaların geliştirilmesi gereksinimi apaçık ortadadır. Moral-Escudero vd. (2006) GA ve kuadratik programlama tekniklerini birleştiren melez bir strateji geliştirmişlerdir. Aranha ve Iba (2009) bir yerel arama prosedürünü de içine alan ağaç yapılı bir GA önermişlerdir. Loukeris vd. (2009) GA ve PSO tekniklerini karşılaştırmış ve performanslarının artırılması için yeni çalışmalara ihtiyaç olduğunu altını çizmişlerdir. Soleimani, Golmakani, ve Salimi (2009b) GA ile LINGO modelindeki sonuçları karşılaştırmışlar ve kabul edilebilir performansta sonuçlar elde etmişler ve yeni tekniklerin geliştirilmesi gerektiğini belirtmişlerdir. Branke vd. (2009) portföy seçimi için optimize edilmiş bir aktif küme algoritmasını çok amaçlı bir GA ile birleştirerek mevcut çok amaçlı GA tekniklerinden daha iyi performans veren zarf tabanlı bir GA önermişler ve kullandıkları mutasyon operatörünün geliştirilmesi gerektiğini belirtmişlerdir. Anagnostopoulos ve Mamanis (2010) çok amaçlı GA üzerine karşılaştırmalı bir analiz yapmışlardır. Anagnostopoulos ve Mamanis (2011a) çok amaçlı genetik algoritmaların tek amaçlı genetik algoritmalara göre problemin çözümünde daha iyi performans verdiklerini göstermişlerdir. Anagnostopoulos ve Mamanis (2011b) yatırımcı isteklerinin problemi konveks olmayan bir yapıya dönüştürdüğünü vurgulayarak çok amaçlı genetik algoritmaları tam çözüm veren matematiksel programlama teknikleri ile karşılaştırarak GA performansını göstermişlerdir. Woodside-Oriakhi vd. (2011) geliştirdikleri GA metodunu literatürdeki mevcut yöntemlerle karşılaştırmışlar, çözüm kalitesi ve hız kriterlerini göz önüne alındığında daha iyi performans elde etmişlerdir. Y. Chen vd. (2011) GA için yeni bir güdümlü mutasyon operatörü geliştirmişlerdir. Sadjadi vd. (2012)

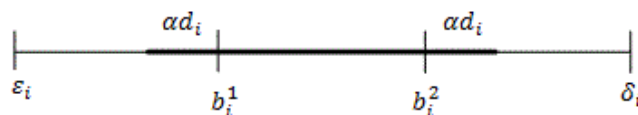
portföydeki varlıkların sayısındaki sınırlama ve belirsizliklerin problemin karmaşıklığı üzerindeki etkisini incelemişler ve GA ile optimale yakın çözümler elde etmişlerdir. Liagkouras ve Metaxiotis (2014) GA için yeni bir mutasyon operatörü geliştirerek performansını farklı veri setleri üzerinde test etmişlerdir.

Bu tezde geliştirilen GA, popülasyon içerisinde çeşitliliği sağlamak için 2 tane operatör kullanmaktadır. Bunlar çaprazlama ve mutasyon operatörleridir. Çaprazlama operatörü için Şekil 11’de verilen $BLX - \alpha$ operatörü (Picek, Jakobovic ve Golub, 2013) kullanılmıştır.

-
- 1: **Prosedür:** Çaprazlama
 - 2: **Girdi:** S, N, P_1, P_2 ,
 - 3: **Çıktı:** OS
 - 4: S : İndeksteeki varlıklar kümesi
 - 5: N : İndeksteeki toplam varlık sayısı
 - 6: P_1, P_2 : Rulet tekeri yöntemiyle popülasyondan seçilen ebeveynler.
 - 7: b_i^1, b_i^2 : Ebeveynlerin i . elemanı için ağırlıkları, $b_i^1 \in P_1, b_i^2 \in P_2, i \in S$
 - 8: os_i : çaprazlama sonucu oluşan çocuğun i . elemanının ağırlığı, $os_i \in OS$
 - 9: α : pozitif bir parametre
 - 10: r : düzgün rassal sayı, $r \in [0,1]$
 - 11: **Başla**
 - 12: $d_i = |b_i^1 - b_i^2|, \forall i \in S$
 - 13: $os_i = (\min(b_i^1, b_i^2) - \alpha d_i) + r * [(\max(b_i^1, b_i^2) + \alpha d_i) - (\min(b_i^1, b_i^2) - \alpha d_i)]$, $\forall i \in S$
 - 14: **Bitir**
-

Şekil 11: Çaprazlama Prosedürü

İlk olarak $BLX - \alpha$ çaprazlama, iki bireyin i . ağırlıklarınının mutlak farklarını (d_i) hesaplar. Daha sonra küçük olan ağırlıktan $\alpha * d_i$ kadar dışa doğru ve büyük ağırlıktan $\alpha * d_i$ kadar dışa doğru uzaklıkta iki nokta belirler (Şekil 12). Daha sonra bu iki nokta arasında rasgele bir nokta seçerek çocuğun i . elemanın ağırlığını belirler.



Şekil 12: $BLX - \alpha$ çaprazlama operatörü

GA'nın kullandığı diğer operatör ise mutasyon operatörüdür. Mutasyon operatörü çaprazlamadan sonra belirli bir ihtimalle yapılır ve popülasyona farklı genler kazandırır. Önerilen algoritmada Şekil 13’de verilen Gaussian mutasyon (Yao, Liu ve Lin, 1999)

kullanılmıştır. Bu mutasyon, bir parametre içermektedir (mp) ve kromozomun rasgele bir geninin belirli bir miktarda rasgele azaltarak ya da artırarak değiştirir.

-
- 1: **Prosedür:** Mutasyon
 - 2: **Girdi:** S, N, OS
 - 3: **Çıktı:** OS
 - 4: S : İndeksteki varlıklar kümesi
 - 5: N : İndeksteki toplam varlık sayısı
 - 6: OS : çaprazlama sonucu oluşan çocuk
 - 7: os_i : çocuğun i . elemanı için ağırlık, $i \in S$
 - 8: mp : mutasyon parametresi
 - 9: r_1 : düzgün rassal tamsayı $r_1 \in [0, N]$
 - 10: r_2 : ortalaması 0 ve varyansı 1 olan normal dağılımlı bir rassal sayı
 - 11: **Başla**
 - 12: $os_{r_1} = r_2 * \sqrt{mp} + os_{r_1}$
 - 13: **Bitir**
-

Şekil 13: Mutasyon Prosedürü

Çaprazlama işlemi yapabilmek için iki bireye ihtiyaç duyulmaktadır. Önerilen GA'da bu iki bireyin seçimi için Şekil 14'de prosedürü verilen rulet tekeri yöntemi (Horn, Nafpliotis ve Goldberg, 1994) kullanılmaktadır. Rulet tekeri yöntemi popülasyondaki her kromozom için uygunluk değerine bağlı olarak bir ağırlık vermektedir. Seçilecek bireyler bu ağırlığa göre seçilir. Yani, uygunluk değeri ne kadar iyi ise ağırlığı o kadar fazla olur ve dolayısıyla seçilme ihtimali de o kadar artar.

-
- 1: **Prosedür:** Rulet tekeri
 - 2: **Girdi:** f, ps
 - 3: **Çıktı:** sm
 - 4: S : İndeksteki varlıklar kümesi
 - 5: N : indisteki toplam varlık sayısı
 - 6: ps : popülasyon büyüklüğü
 - 7: f_i : portföyün uygunluk değeri, $i \in S$
 - 8: sm : rulet tekeri yöntemi sonucunda seçilen çözümün indisi
 - 9: P_i : varlıkların uygunluk değerlerine göre ağırlıkları kümesi, $i \in S$
 - 10: C_k : uygunluk değeri için kümülatif toplamlar kümesi, $k \in S$
 - 11: r : düzgün bir rassal sayı, $r \in [0,1]$
 - 12: **Başla**
 - 13:
$$P_i = f_i / \sum_{i=1}^N f_i \quad i = 1, \dots, N$$
 - 14:
$$C_k = \sum_{i=1}^k f_i \quad i = 1, \dots, N \quad k = 1, \dots, N$$
 /* kümülatif toplam */
 - 15: **Eğer** $P_{i-1} \leq r \leq P_i$ ise $ps = i$
 - 16: **Bitir**
-

Şekil 14:Rulet Tekeri Prosedürü

Önerilen GA'nın aşamaları Şekil 15'de gösterilmiştir. İlk aşama olarak rasgele bir başlangıç popülasyonu yaratılır ve uygunluk değerleri hesaplanır. Daha sonra sırasıyla seçim, çaprazlama ve mutasyon uygulanır. Mutasyondan sonra kromozomun uygun çözüm haline gelmesi için tamir prosedürü kullanılır. Oluşan çocuk popülasyonun en kötü uygunluk değerine sahip bireyle değiştirilir. Bu adımlar belirlenen iterasyon sayısı kadar yapılır ve bir sonraki λ değeri için aynı işlemler tekrar edilir. Önerilen GA'da $E = 51$ olarak sabitlenmiştir. Böylelikle λ değeri 0 ile 1 arasında 0.02 aralıklarla artar ve etkin sınır üzerinde 51 nokta oluşturur. Her λ değeri için iterasyonlar bittikten sonra popülasyondaki en iyi çözüm risk-getiri grafiğinde işaretlenir ve etkin sınır oluşturulur.

```

1: Algoritma: Genetik Algoritma
2: Girdi: Veri, parametre ve yapılar
3: Çıktı:  $H$ 
4:  $S$ : İndeksteki varlıklar kümesi
5:  $N$ : İndeksteki toplam varlık sayısı
6:  $ps$ : Popülasyon büyüklüğü
7:  $W$ : Portföyün ağırlıkları kümesi
8:  $POP$ : popülasyon
9:  $E$ : tanımlanan  $\lambda$  sayısı
10:  $IT$ : iterasyon sayısı
11:  $H$ : Pareto optimal çözümler
12:  $P_1, P_2$ : çaprazlamaya girecek ebeveynler
13:  $OS$ : çaprazlama sonucu oluşan çocuk
14: Başla
15:  $H = \emptyset$ 
16:  $e = 1$ 
17: Tekrar Et
18:  $\lambda = (e - 1)/(E - 1)$ 
19:  $W_i = \varepsilon + r(1 - \varepsilon), \quad i = 1, \dots, ps \quad \forall W_i \in POP$ 
20:  $POP = \{W_1, \dots, W_i, \dots, W_{ps}\}$  /*rasgele bir başlangıç popülasyonu yarat*/
21:  $iterasyon = 1$ 
22: Tekrar Et
23:  $\{P_1, P_2\} \leftarrow Rulet\ Teker\ (POP)$ 
24:  $OS \leftarrow \text{Çaprazlama}(S, N, P_1, P_2)$ 
25:  $OS \leftarrow \text{Mutasyon}(OS)$ 
26:  $OS \leftarrow \text{Tamir}(OS)$ 
27:  $\{R^*, V^*, f\} \leftarrow \text{Uygunluk\ hesapla}(OS)$ 
28:  $POP_{en\_kötü} \leftarrow OS$  /*oluşan çocuğu popülasyonun en küçük uygunluk değerine sahip
    elemanıyla değiştir*/
29:  $iterasyon = iterasyon + 1$ 
30:  $iterasyon = IT$  oluncaya kadar
31:  $H_e \leftarrow POP_{en\_iyi}, \quad e = 1, \dots, E$ 
32:  $e = e + 1$ 
33:  $e = E$  oluncaya kadar
34: Bitir

```

Şekil 15: Genetik Algoritma

2.2.3. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

İlk defa Kennedy ve Eberhart (1995) tarafından ortaya atılan parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) tekniği, sürü halinde hareket eden kuş ve balıkların yiyecek bulmak için birbirleri arasındaki bilgi paylaşımını modelleyen, sürü zekâsı konseptini temel alan bir metasezgiseldir. Bilim insanları kuşların ve balıkların yiyeceğe ulaşmak için gösterdikleri sosyal davranışları gözlemlemiş ve simüle etmişlerdir. Bilim insanlarının bulgularına göre, yiyecek ararken her parçacık hem kendi tecrübesine, hem de sürüdeki diğer parçacıkların tecrübelerini değerlendirerek konumunu ve hızını ayarlar. PSO tekniğinde, bir parçacık olarak adlandırılan her kuş ya da her balık, çok boyutlu çözüm uzayında bir pozisyondan başka bir pozisyona bir hızla hareket ederek optimal çözüme yakınsamaya çalışır. Çözüm uzayındaki pozisyonu üzerinde çalışılan problemin bir çözümüne karşılık gelir. PSO terminolojisinde, her iterasyondaki uygun çözümler topluluğuna GA'daki popülasyona eşdeğer olan sürü adı verilir. GA'da olduğu gibi, PSO'da da parçacıkların her iterasyonda hesaplanan bir hız ile pozisyonunu belirlediği popülasyon temelli bir arama prosedürüdür. Bu yüzden, hız optimal uzaklığa ulaşmak için pozisyonu ayarlama önemli bir rol oynar. GA'lardan farklı olarak PSO'da popülasyon filtrelenerek evrimleşmek yerine korunarak ilerler. Genel olarak, her parçacığın davranışı grup hafızası ile bireysel hafızanın bir uzlaşmaya varmasıdır denebilir. PSO'nun en temel adımları Şekil 16'da verilmiştir.

Adım	Açıklama
1	Başlangıç popülasyonunu rasgele yarat.
2	Popülasyondaki her bireyin uygunluk değerini hesapla.
3	Her birey için bireysel en iyi pozisyonu belirle
4	Popülasyondaki en iyi bireyin global en iyi pozisyonunu belirle.
5	Her bireyin hızını güncelle.
6	Her bireyin pozisyonunu güncelle.
7	Durdurma ölçütü sağlanmadıysa adım 2'ye git.
8	Algoritmayı bitir ve sonuçları raporla.

Şekil 16: Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmasının Ana Adımları

Literatürde, GA tekniğinden sonra portföy optimizasyonu problemi için en çok kullanılan teknik PSO metodudur. Bu teknik, ilk defa Cura (2009) tarafından portföy optimizasyonu problemine uygulanarak GA, BT ve YA teknikleri ile karşılaştırılmıştır. Elde edilen bulgularda, hiçbir teknik diğerlerinden tam anlamıyla daha iyi performans veremezken PSO, düşük riskli yatırımlar talep eden portföylerde daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Zhu vd. (2011) de geliştirdikleri PSO tekniğini GA ile karşılaştırmışlar

ve daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Ancak, PSO performansının geliştirilmesi için melez tekniklerin geliştirilmesini önermişlerdir. Sun vd. (2011) kesikli yapıda bir parçacık sürüsü optimizasyonu (KPSO) metodu geliştirerek sürekli PSO, GA, klasik optimizasyon çözümleri olan LOQO ve CPLEX ile karşılaştırmışlardır. Etkin sınır, uygunluk değerleri, yakınsama oranları ve hesaplama zamanları göz önüne alınarak yapılan bu karşılaştırmaya göre KPSO daha iyi performans göstermiştir. Golmakani ve Fazel (2011) de önerdikleri PSO algoritması ile GA'ı karşılaştırmışlar ve daha iyi sonuç elde etmişlerdir. Deng vd. (2012) PSO tekniğini geliştirerek önerdikleri algoritma ile literatürdeki PSO tekniklerinden daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Son olarak PSO tekniği, Corazza, Fasano, ve Gusso (2013a) tarafından bir penaltı fonksiyonu eklenerek algoritma performansı geliştirilmiştir.

Bu tezde kodlanan PSO algoritması Deng vd. (2012) çalışmasından esinlenerek hazırlanmıştır. Bu algoritma da diğer algoritmalar gibi ortak prosedürleri kullanmaktadır. Geliştirilen PSO algoritması Şekil 17'de verilmiştir.

Bir sonraki bölümde çalışma kapsamında portföy optimizasyonu problemine uyarlanan yapay arı kolonisi (YAK) algoritması anlatılmıştır.

```

1: Algoritma: Parçacık Sürü Optimizasyonu
2: Girdi: Veri  $(R_i, VC_{ij})$  ve parametreler  $(R_i, VC_{ij}, K, \varepsilon, E, ps, c_1^{min}, c_1^{maks}, c_2^{min}, c_2^{maks}, Iw_{min}, Iw_{maks}, IT)$ 
3: Çıktı:  $H$ 
4:  $S$ : İndeksteki varlıklar kümesi
5:  $N$ : İndeksteki toplam varlık sayısı
6:  $ps$ : Popülasyon büyüklüğü
7:  $W$ : Portföyün ağırlıkları kümesi
8:  $POP$ : Popülasyon matrisi
9:  $VEL$ : Parçacık hızları matrisi
10:  $E$ : tanımlanan  $\lambda$  sayısı
11:  $IT$ : iterasyon sayısı
12:  $H$ : Pareto optimal çözümler
13: Başla
14:  $H = \emptyset$ 
15:  $e = 1$ 
16: Tekrar Et
17:    $\lambda = (e - 1)/(E - 1)$ 
18:    $W_i = \varepsilon + r(1 - \varepsilon), \quad i = 1, \dots, ps \quad \forall W_i \in POP$ 
19:    $W_i^{rep} \leftarrow Tamir(N, K, S, W_i) \quad i = 1, \dots, ps \quad \forall W_i \in POP$ 
20:    $POP = \{W_1^{rep}, \dots, W_i^{rep}, \dots, W_{ps}^{rep}\}$  /*rasgele bir başlangıç popülasyonu oluştur*/
21:    $PBEST \leftarrow POP$  /*Popülasyondaki parçacıkların pozisyonlarını kaydet*/
22:    $PBEST \leftarrow POP_{en.iyi}$  /*Popülasyondaki parçacıkların arasındaki en iyi pozisyonu kaydet*/

23:   iterasyon = 1
24:   Tekrar Et
25:      $c_1 = (c_1^{min} - c_1^{maks})iterasyon/IT + c_1^{maks}$ 
26:      $c_2 = (c_2^{maks} - c_2^{min})iterasyon/IT + c_2^{min}$ 
27:      $Iw_{iterasyon} = (Iw_{maks} - Iw_{min})(IT - iterasyon)/IT + Iw_{maks}$ 
28:      $VEL_{sj} = VEL_{sj}Iw_{iterasyon} + c_1r(PBEST_{sj} - POP_{sj}) + c_2r(GBEST_{sj} - POP_{sj}),$ 
        $s = 1, \dots, ps \quad j = 1, \dots, N$ 
29:      $POP_{sj} = POP_{sj} + VEL_{sj} \quad s = 1, \dots, ps \quad j = 1, \dots, N$ 
30:      $POP_s \leftarrow Tamir(N, K, S, POP_s)$ 
31:      $\{R^*, V^*, f_s\} \leftarrow Uygunluk\ hesapla(POP_s)$ 
32:     Eğer  $f_s < f_{PBEST_s}$  ise
33:        $PBEST \leftarrow POP_s$ 
34:     Eğer  $f_{POP_{en.iyi}} < f_{GBEST}$  ise
35:        $GBEST = f_{POP_{en.iyi}}$ 
36:     iterasyon = iterasyon + 1
37:   iterasyon = IT oluncaya kadar
38:    $H_e \leftarrow GBEST, \quad e = 1, \dots, E$ 
39:    $e = e + 1$ 
40:  $e = E$  oluncaya kadar
41: Bitir

```

Şekil 17: Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması

2.2.4. Yapay Arı Kolonisi (YAK) Yaklaşımı

Sürü zekâsı alanı, kendi kendine organize olabilen ve etkileşebilen sürülerin ya da ajanların popülasyonunun modellenmesiyle problemlere çözüm getirmeyi amaçlayan yapay zekâ alanının bir alt araştırma dalıdır. Ajanlar tecrübelerini paylaşmak için bilgi alışverişinde bulunabilirler. Bu basit ajanların hareketleri ve etkileşimlerinin birleşmesi ile tüm sürünün performansı ortaya çıkar. Karınca kolonisi, kuş sürüsü, uçan parçacıklar, bağışıklık sistemi ya da arı kolonisi sürü siteminin örneklerindedir. Arı kolonisi optimizasyon (YAK) algoritması ilk kez Karaboga (2005) tarafından sürekli yapıda olan

optimizasyon problemlerini çözmek için arı sürülerinin zeki davranışlarını baz alarak ortaya atılmıştır. Temel YAK algoritmasının ana adımları Şekil 18’de verilmiştir.

Adım	Açıklama
1	Popülasyonu başlat
2	Çözümleri değerlendir
3	İşçi arı aşaması
4	Gözcü arılar için olasılıkları hesapla
5	Gözcü arı aşaması
6	Kâşif arı aşaması
7	Şu ana kadar bulunan en iyi çözümü ezberle
8	Eğer maksimum döngü sayısı aşılmadı ise adım 3’e git.
9	Dur

Şekil 18: Temel YAK Algoritmasının Ana Adımları

Problemin olası bir çözümü bir yiyecek kaynağıyla, çözümün kalitesi ise yiyecek kaynağındaki nektar miktarıyla ölçülür. Her döngüde üç adım vardır: işçi ve gözcü arıları yiyecek kaynaklarına gönderme, kaynaklardaki nektar miktarlarını hesaplama ve belli sayıdaki kâşif arıyı rasgele yiyecek kaynaklarına gönderme. Eğer bir çözüm önceden belirlenmiş bir sayı kadar deneme sonucunda iyileştirilemez ise, işçi arılar o yiyecek kaynağını terk eder ve o işçi arı çözüm alanındaki yeni alanları keşfetmek için kâşif arıya dönüşür. YAK algoritmasında, gözcü ve işçi arılar çözüm alanında sömürme işlemini gerçekleştirirlerken kâşif arılar ise keşif işlemini yaparlar. Sömürme işlemi bir çözüm noktası etrafında tarama yaparken keşif işlemi ise bambaşka yeni çözümleri arar. İlk adımda, YAK rasgele dağıtılmış başlangıç yiyecek kaynağı pozisyonları oluşturur. Çözümlerden oluşan başlangıç popülasyonu p_s sayıdaki yiyecek kaynak pozisyonlarına karşılık gelen rasgele oluşturulmuş n boyutlu gerçek değerler vektörü ile doldurulur. $X_i\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$, i . yiyecek kaynağını temsil ederse, her yiyecek kaynağı denklem (19)’a göre oluşturulur. İşçi arı aşamasında, her işçi arı mevcut pozisyonunun komşuluğunda denklem (20)’ye göre yeni bir yiyecek kaynağı bulur. Yeni bir çözüm bulunduğu anda, değerlendirilecek ve bir önceki çözüm ile karşılaştırılacaktır. Eğer yeni çözümün uygunluk değeri önceki çözümün uygunluk değerine eşit ya da daha iyiyse, yeni çözüm önceki çözümün yerine geçerek popülasyonun yeni bir üyesi olur. Aksi halde, önceki çözüm varlığını korur. Böylece, önceki ve yeni çözümler arasında karşılaştırmalı bir seçim mekanizması çalıştırılır. Gözcü arı aşamasında, işçi arı aşamasından iletilen nektar bilgisi bir gözcü arı tarafından değerlendirilir ve denklem (21) kullanılarak hesaplanan olasılık değerine göre bir yiyecek kaynağı seçilir. Kısaca özetlemek gerekirse, bir rulet tekeri seçim mekanizması uygulanarak bir yiyecek kaynağı seçilir. Gözcü arı

yiyecek kaynağını seçtikten sonra, denklem (22)'yi kullanarak çözümde bir değişiklik yapar. İşçi arı aşamasında olduğu gibi, eğer değiştirilen yiyecek kaynağında öncekine göre eşit miktarda veya daha fazla nektar miktarı varsa, değiştirilen yiyecek kaynağı öncekinin yerini alır ve popülasyonda yeni bir birey olur. Eğer bir çözüm önceden belirlenmiş deneme sayısı kadar denenmesine rağmen iyileştirilemiyorsa, o yiyecek kaynağı terkedilir ve o kaynağa karşılık gelen işçi arı bir kaşif arıya dönüşür. Kaşif, denklem (23)'ü kullanarak rasgele yeni bir çözüm üretir.

$$x_{sj} = LB_j + (UB_j - LB_j) * r_{-1,1}, \quad j = 1,2, \dots, n, \quad s = 1,2, \dots, ps \quad (19)$$

$$x_{yeni(j)} = x_{sj} + (x_{sj} - x_{pj}) * r_{-1,1}, \quad p = 1,2, \dots, ps \text{ ve } j = 1,2, \dots, n \quad (20)$$

$$p_s = \frac{f_s}{\sum_{s=1}^{ps} f_s} \quad (21)$$

$$x_{yeni(j)} = x_{sj} + (x_{sj} - x_{pj}) * r_{-1,1}, \quad p = 1,2, \dots, ps, \quad j = 1,2, \dots, n \quad (22)$$

$$x_{sj} = LB_j + (UB_j - LB_j) * r_{0,1}, \quad j = 1,2, \dots, n, \quad s = 1,2, \dots, ps \quad (23)$$

Bu çalışma kapsamında geliştirilen YAK algoritması Şekil 19'da verilmiştir.

```

1: Algoritma: Yapay Arı Kolonisi
2: Girdi: Veri  $(R_i, VC_{ij})$  ve parametreler  $(\epsilon, K, E, ps, klimit, IT)$ 
3: Çıktı:  $H$ 
4:  $S$ : İndeksteki varlıklar kümesi
5:  $N$ : İndeksteki toplam varlık sayısı
6:  $ps$ : Popülasyon büyüklüğü
7:  $POP$ : popülasyon
8:  $E$ : tanımlanan  $\lambda$  sayısı
9:  $T$ : iterasyon sayısı
10:  $H$ : son popülasyon
11:  $EB$ : işçi arı safhasından üretilen ağırlıklar kümesi
12:  $OB$ : gözcü arı safhasından üretilen ağırlıklar kümesi
13:  $f$ : portföyün uygunluk değeri
14:  $limit_s$ : popülasyondaki çözümlerin limit değerleri,  $s = 1, \dots, ps$ 
15:  $r$ : düzgün bir rassal sayı,  $r \in [-1,1]$ 
16:  $rk$ : düzgün rassal bir tamsayı,  $rk \in [1, ps]$ 
17:  $klimit$ : kaşif arıların devreye girmesi için aşılması gereken limit değeri
18: Başla
19:  $H = \emptyset$ 
20:  $e = 1$ 
21: Tekrar Et
22:    $\lambda = (e - 1)/(E - 1)$ 
23:    $W_i = \epsilon + r(1 - \epsilon), \quad i = 1, \dots, ps \quad \forall W_i \in POP$ 
24:    $W_i^{rep} \leftarrow Tamir(N, K, S, W_i, z_i) \quad i = 1, \dots, ps \quad \forall W_i \in POP$ 
25:    $EB \leftarrow Uygunluk hesapla(EB, N, VC_{ij}, R_i, \lambda)$ 
26:    $POP = \{W_1^{rep}, \dots, W_i^{rep}, \dots, W_{ps}^{rep}\}$ 
27:   /*işçi arı aşaması*/
28:    $s = 1$ 
29:   Tekrar Et
30:      $k = rk, rk \in [1, ps], rk \neq s$ 
31:      $EB_i \leftarrow POP_{si} + rPOP_{si} - POP_{ki} \quad /* i = 1, \dots, N, s = 1, \dots, ps */$ 
32:      $EB \leftarrow Tamir(N, K, S, EB)$ 
33:      $\{R^*, V^*, f_{EB}\} \leftarrow Uygunluk hesapla(EB, N, VC_{ij}, R_i, \lambda)$ 
34:     Eğer  $f_{EB} < f_{POP_s}$  ise
35:        $POP_s \leftarrow EB$ 
36:        $limit_s = 0$ 
37:     Aksi halde  $limit_s = limit_s + 1$ 
38:      $s = s + 1$ 
39:    $s = ps$  oluncaya kadar
40:   /*gözcü arı aşaması*/
41:    $s = 1$ 
42:   Tekrar Et
43:      $l \leftarrow rulet tekeri(N, POP)$ 
44:      $OB = POP_l$ 
45:      $k = rk, rk \in [1, ps], rk \neq l$ 
46:      $OB_i = POP_{li} + r * (POP_{li} - POP_{ki}), \quad i = 1, \dots, N$ 
47:      $OB \leftarrow Tamir(N, K, S, OB)$ 
48:      $\{R^*, V^*, f_{OB}\} \leftarrow Uygunluk hesapla(OB, N, VC_{ij}, R_i, \lambda)$ 
49:     Eğer  $f_{OB} < f_{POP_l}$  ise
50:        $POP_l \leftarrow OB$ 
51:        $limit_l = 0$ 
52:     Aksi halde  $limit_l = limit_l + 1$ 
53:      $s = s + 1$ 
54:    $s = ps/2$  oluncaya kadar
55:   /*kaşif arı aşaması*/
56:    $s = 1$ 
57:   Tekrar Et
58:     Eğer  $limit_s > klimit$  ise
59:        $W_i = \epsilon + r(1 - \epsilon), \quad i = 1, \dots, ps \quad \forall W_i \in POP$ 
60:        $SB \leftarrow Tamir(N, K, S, W_i)$ 
61:        $\{R^*, V^*, f_{SB}\} \leftarrow Uygunluk hesapla(SB, N, VC_{ij}, R_i, \lambda)$ 
62:        $POP_s \leftarrow SB$ 
63:        $limit_s = 0$ 
64:      $s = ps$  oluncaya kadar
65:     /*popülasyonun en iyi çözümünü pareto optimal çözümler kümesine atılır*/
66:      $H_e = POP_{en_ iyi}$ 
67:    $e = E$  oluncaya kadar
68: Bitir

```

Şekil 19: Yapay Arı Kolonisi Algoritması

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

SONUÇLARIN DEĞERLENDİRİLMESİ

3.1. BULGULAR

Geliştirilen sezgisel metotlar literatürde yer alan Hang Seng 31, DAX 100, FTSE 100, S&P 100, Nikkei 225, BİST 30 ve BİST 100 endekslerine ait verilere uygulanmış ve bulgular sunulmuştur. Her bir endeks veri seti üzerinde sezgisel metotlar ile elde edilen sonuçlar farklı K değerleri için tablolarda sunulmuş ve elde edilen etkin sınırlar ise şekiller üzerinde gösterilmiştir. K portföyde bulunan hisse sayısını ifade etmektedir. Performans kriterleri olarak, OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası kullanılmıştır. Şekiller üzerindeki kesiksiz düz çizgi etkin sınır grafiğini göstermektedir. Etkin sınır üzerindeki yada etkin sınıra en yakın uzaklıktaki en iyi portföyler optimal portföy olarak değerlendirilmektedir. Literatürde portföydeki hisse senedi sayısı 10 olarak sonuçlar analiz edilmiştir. Tezde, portföyde yer alan hisse senedi sayısının (10) olması yanında, daha az (5) yada daha çok (20) olması durumları da incelenmiştir.

3.1.1. GA Sonuçları

GA testlerinde kullanılan parametreler ve değerleri aşağıda verilmiştir.

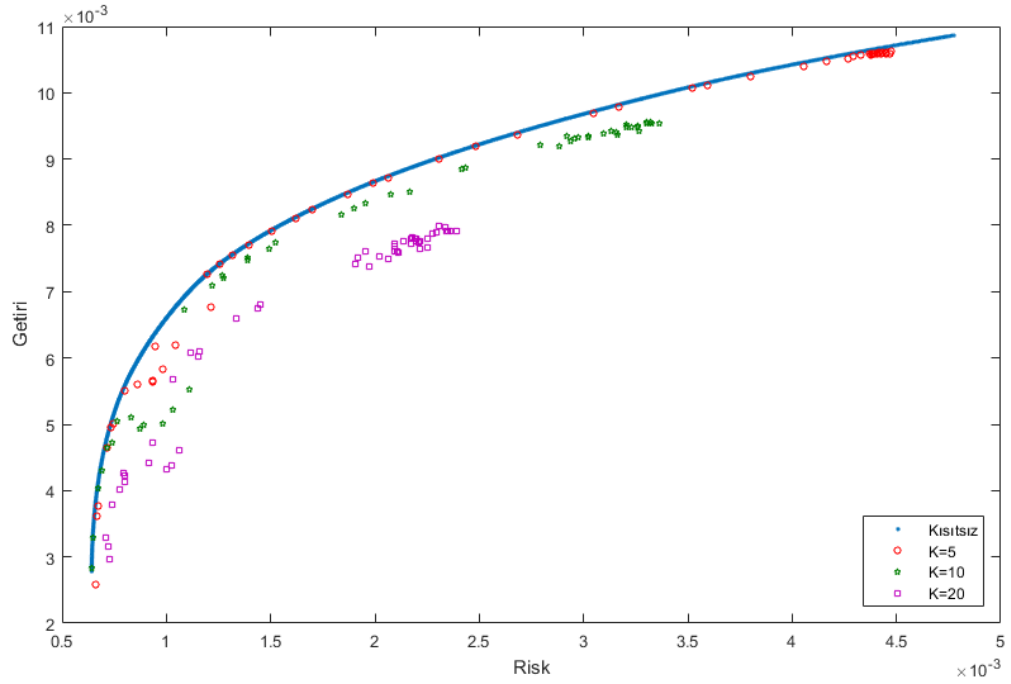
$$ps = 100, co = 0.6, mo = 0.1, \alpha = 0.5, IT = 1000, E = 51, sd = 0.15$$

Hang Seng veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar Tablo 6'da ve farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 20'de verilmiştir.

Tablo 6: Hang Seng veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0000	2.1608	0.4328
10	0.0002	7.2957	1.3571
20	0.0005	24.1751	2.9539

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 20: Hang Seng veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar

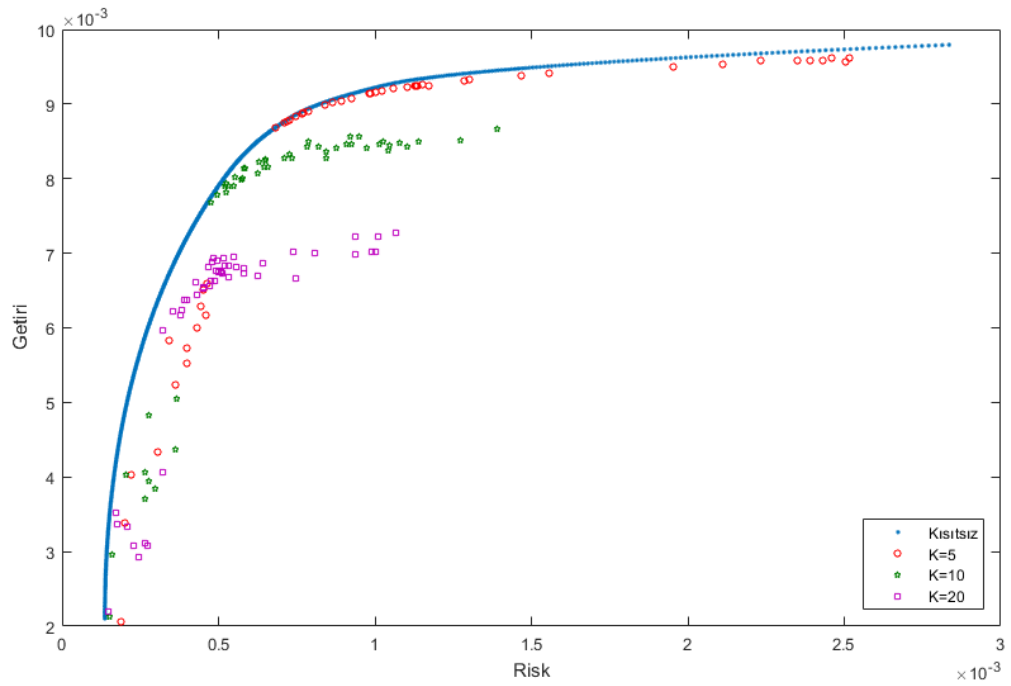
Hang Seng endeksi için sadece minimum risk düzeyinde portföydeki hisse sayısı 10 olması gerekirken risk düzeyi arttıkça portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği bulunmuştur. Ayrıca, hiçbir risk düzeyinde portföyde 20 adet hisse bulundurulması önerilmemektedir.

DAX 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar Tablo 7’de ve farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 21’de verilmiştir.

Tablo 7: DAX 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0001	9.7912	0.5149
10	0.0002	23.5789	0.6005
20	0.0002	34.8371	0.3277

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 21: DAX 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar

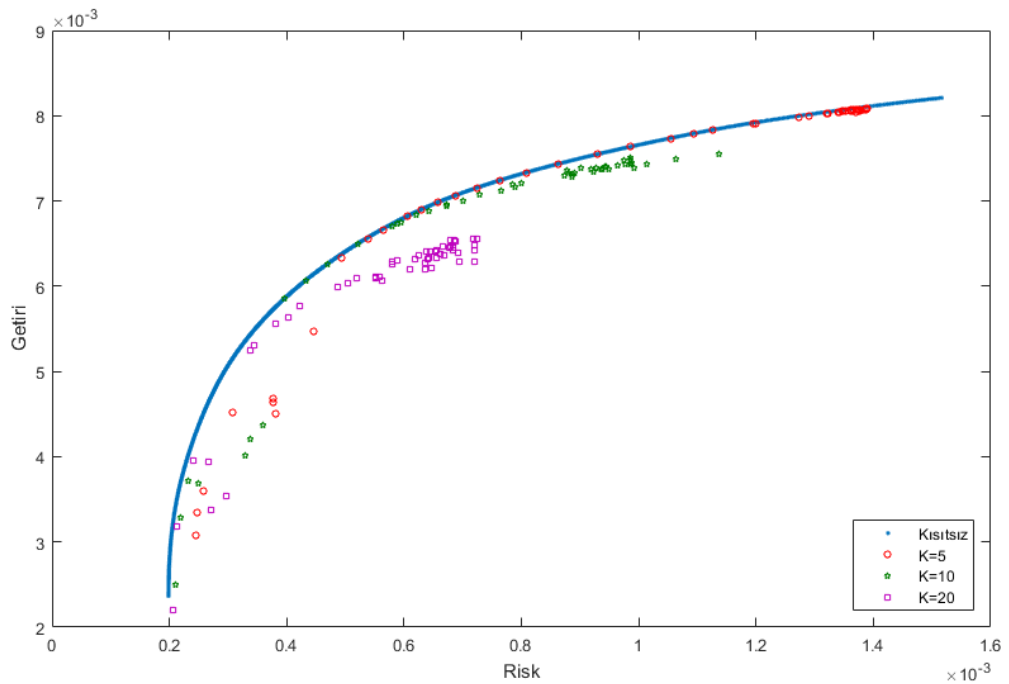
DAX 100 endeksi için minimum risk düzeyinde ve risk düzeyi 0.7’ye kadar portföydeki optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği bulunmuştur. Risk düzeyinin 0.7 ve üzeri için portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Ayrıca, risk değerinin 0.5’den küçük olduğu durumlarda optimale yakın portföyler oluşturulamamıştır.

FTSE 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar Tablo 8’de ve farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 22’de verilmiştir.

Tablo 8: FTSE 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0000	3.9509	0.0972
10	0.0001	7.7319	0.3833
20	0.0001	20.0508	0.5620

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 22: FTSE 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar

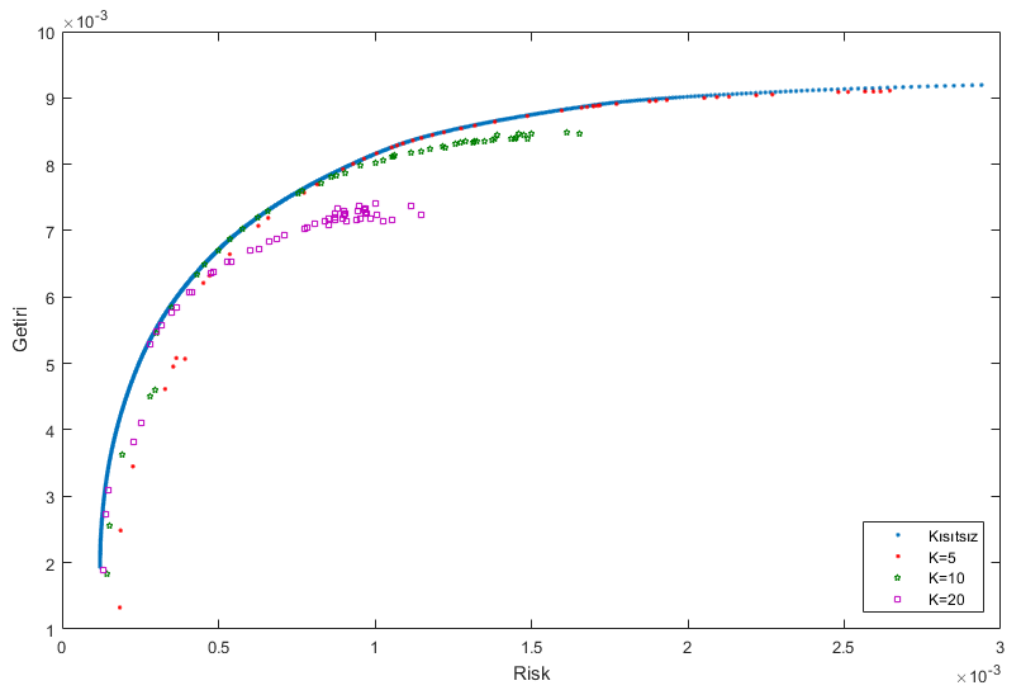
FTSE 100 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 10 yada 20 olması çok farklılık göstermemektedir. Risk düzeyinin 0.4 ile 0.6 arasındaki portföyler için optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Risk seviyesinin 0.6’dan fazla olduğu durumlarda ise portföyde 5 adet hisse senedi bulundurulması optimal sonuçlar vermektedir.

S&P 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar Tablo 9'da ve farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 23'de verilmiştir.

Tablo 9: S&P 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0000	5.6874	1.0823
10	0.0001	7.9706	0.9040
20	0.0002	21.9921	0.8160

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 23: S&P 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar

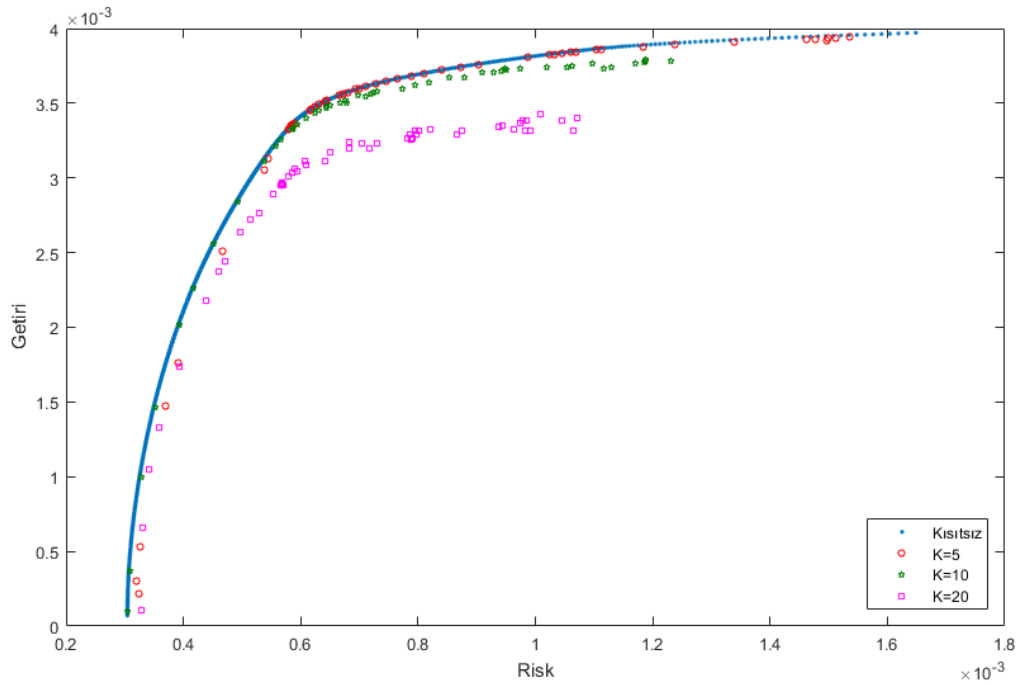
S&P 100 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 20 olması en optimal sonuçtur. Risk düzeyinin 0.5 ile 0.9 arasındaki portföyler için optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Risk seviyesinin 0.9'dan fazla olduğu durumlarda ise portföylerde 5 adet hisse senedi olması gerektiği bulunmuştur.

NIKKEI veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar Tablo 10'da ve farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 24'de verilmiştir.

Tablo 10: NIKKEI veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0000	0.7940	0.1138
10	0.0000	2.6169	0.9462
20	0.0002	18.6040	2.1625

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 24: NIKKEI veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar

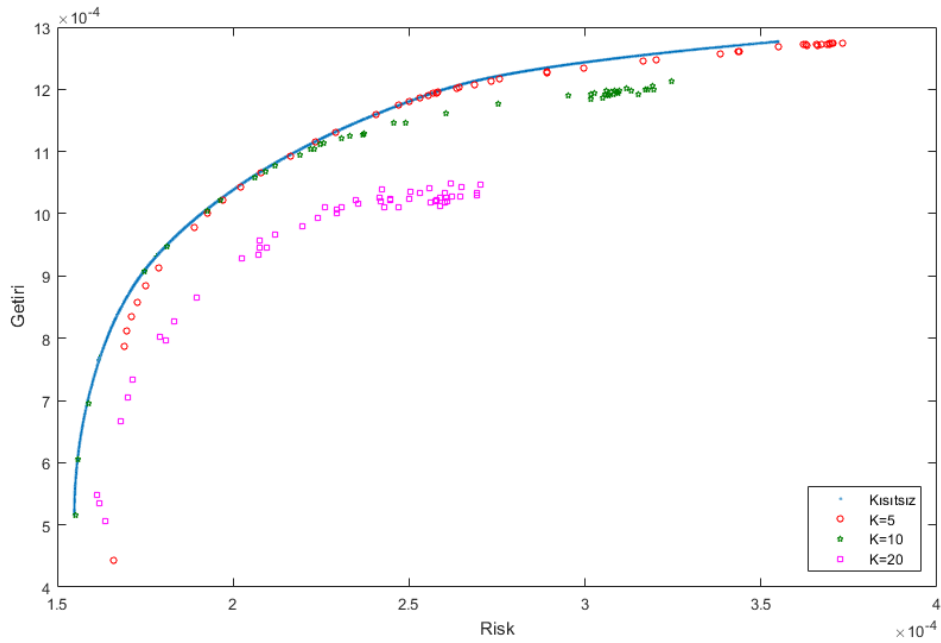
NIKKEI 225 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 10 olması en optimal sonuçtur. Ayrıca, risk düzeyi 0.5 olana kadar bu sayı korunmuştur. Risk değerinin 0.5 ve üzeri değerler için portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği gözlemlenmiştir.

BİST 30 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar Tablo 11’de ve farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 25’de verilmiştir.

Tablo 11: BİST 30 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0000	1.7551	0.5308
10	0.0000	5.3781	1.1637
20	0.0000	16.5844	0.9654

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 25: BİST 30 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar

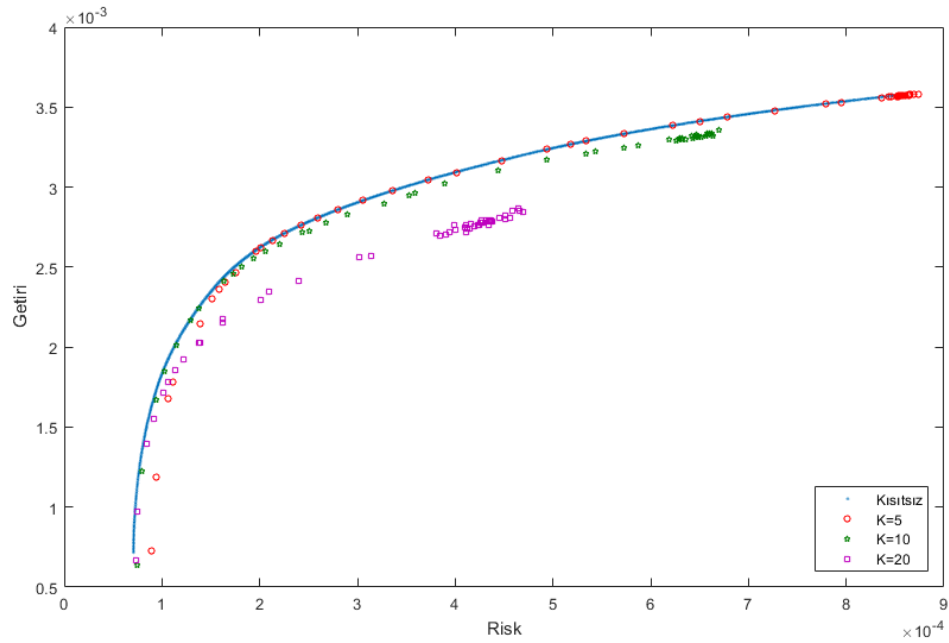
BİST 30 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 10 olması en optimal sonuçtur. Ayrıca, risk düzeyi 2.2 olana kadar bu sayı korunmuştur. Risk değerinin 2.2 ve üzeri değerler için portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Hiçbir risk düzeyinde portföyde 20 adet hisse bulundurulması önerilmemektedir.

BİST 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar Tablo 12’de ve farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 26’de verilmiştir.

Tablo 12 :BİST 100 veri seti üzerinde GA ile elde edilen sonuçlar

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0000	2.2003	0.6090
10	0.0000	6.0986	1.0421
20	0.0000	29.9882	1.7571

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 26: BİST 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar

BİST 100 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 10 yada 20 olması birbirine yakın sonuçlar vermektedir. Risk değerlerinin 1.0 ile 2.0 arasında olması durumunda ise portföydeki optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği bulunmuştur. Risk düzeyinin 2.0 ve üzerindeki değerler için portföyde 5 adet hisse senedi bulundurulması optimal sonuçlar vermektedir.

3.1.2. PSO Sonuçları

PSO testlerinde kullanılan parametreler ve değerleri aşağıda verilmiştir.

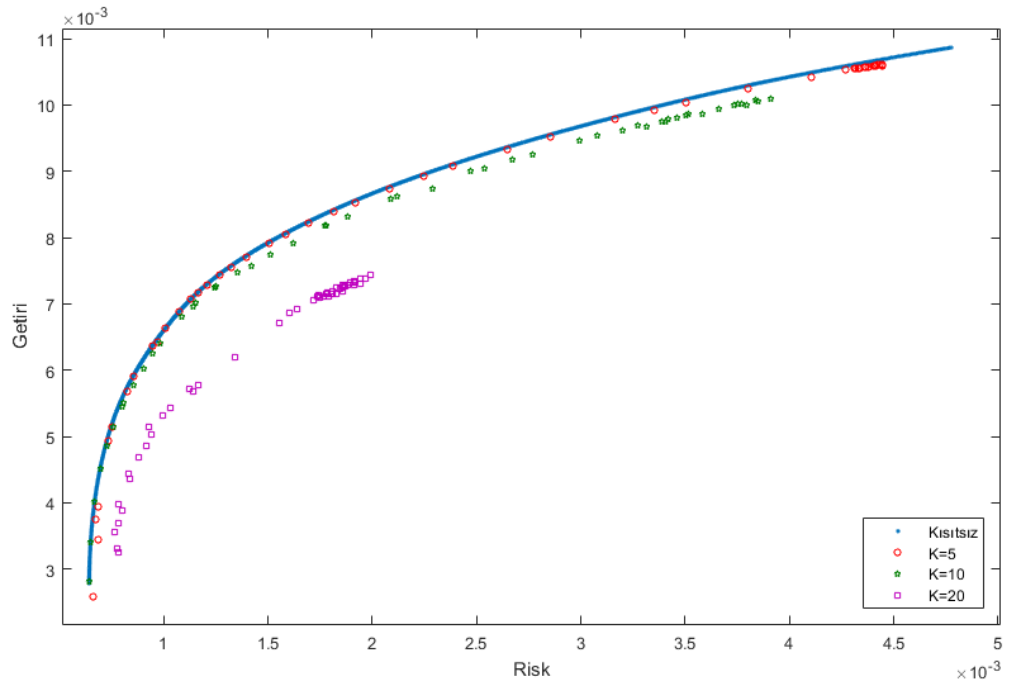
$$ps = 100, c_1^{min} = 0.5, c_1^{max} = 2.5, c_2^{min} = 0.5, c_2^{max} = 2.5, Iw_{max} = 0.9, Iw_{min} = 0.4, IT = 1000, E = 51$$

Hang Seng veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar Tablo 13'de ve farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 27'da verilmiştir.

Tablo 13: Hang Seng veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0000	0.8251	0.3983
10	0.0001	3.3796	0.8920
20	0.0005	27.1386	2.2392

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 27: Hang Seng veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar

Hang Seng endeksi için sadece minimum risk düzeyinde portföydeki hisse sayısı 10 olması gerekirken risk düzeyi arttıkça portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5

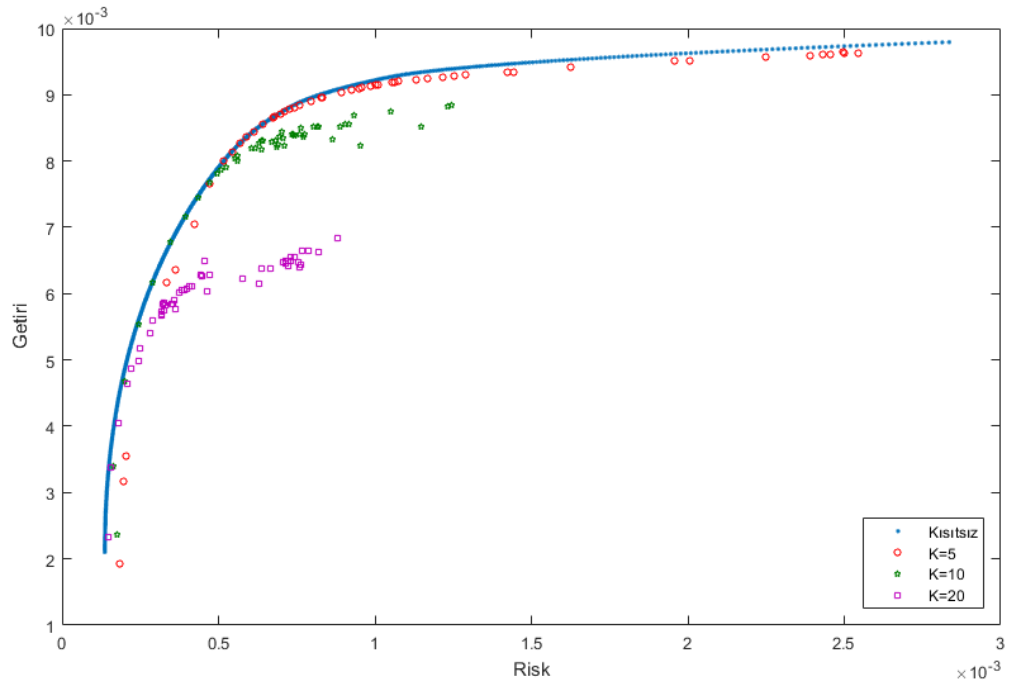
olması gerektiği bulunmuştur. Ayrıca, hiçbir risk düzeyinde portföyde 20 adet hisse bulundurulması önerilmemektedir.

DAX 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar Tablo 14’de ve farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 28’de verilmiştir.

Tablo 14: DAX 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0001	4.1655	0.6447
10	0.0001	14.8508	0.4709
20	0.0002	35.2857	0.3115

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 28: DAX 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar

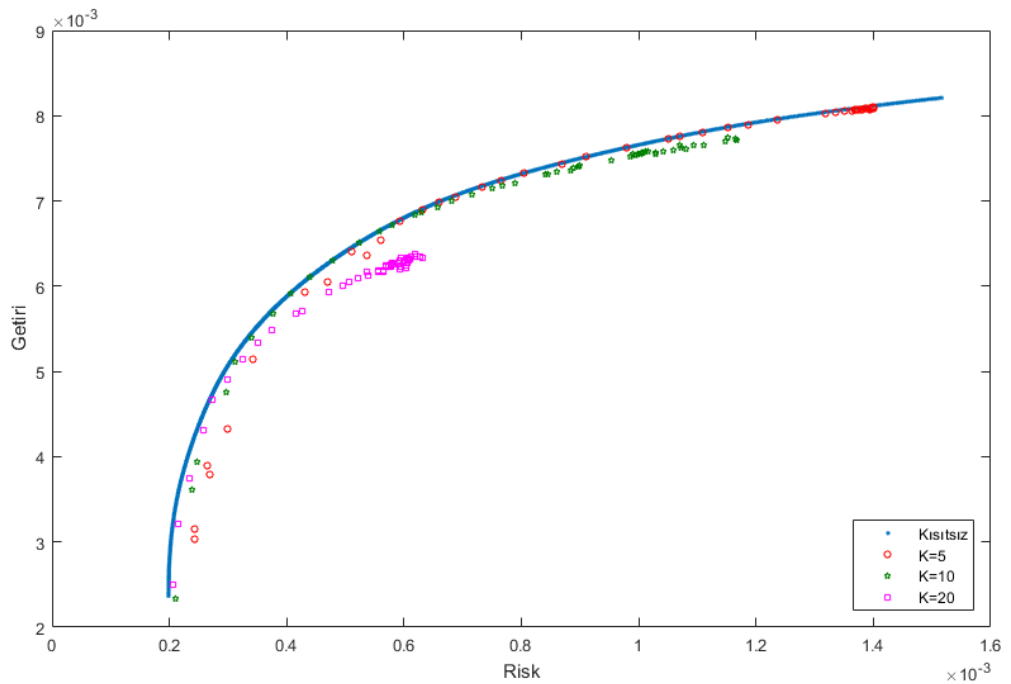
DAX 100 endeksi için minimum risk düzeyinde ve risk düzeyi 0.7’ye kadar olan portföylerdeki optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği bulunmuştur. Risk düzeyinin 0.7 ve üzeri için portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği gözlemlenmiştir.

FTSE 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar Tablo 15’de ve farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 29’da verilmiştir.

Tablo 15: FTSE 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0000	2.7721	0.0867
10	0.0000	4.2943	0.3198
20	0.0001	16.1810	0.2937

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 29: FTSE 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar

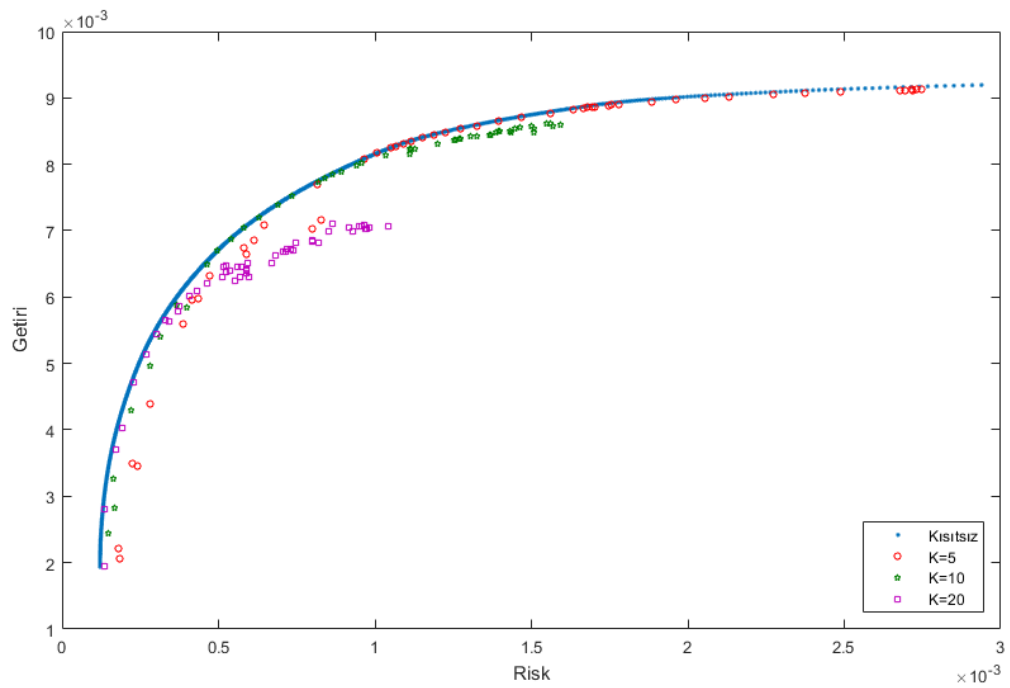
FTSE 100 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 20 olması en optimal sonuçtur. Risk düzeyinin 0.4 ile 0.6 arasındaki portföyler için optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Risk seviyesinin 0.6’ dan fazla olduğu durumlarda ise portföyde 5 adet hisse senedi bulundurulması optimal sonuçlar vermektedir.

S&P 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar Tablo 16’de ve farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 30’da verilmiştir.

Tablo 16: S&P 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0000	6.6976	0.2270
10	0.0001	5.9751	0.6016
20	0.0002	22.2402	0.5836

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 30: S&P 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar

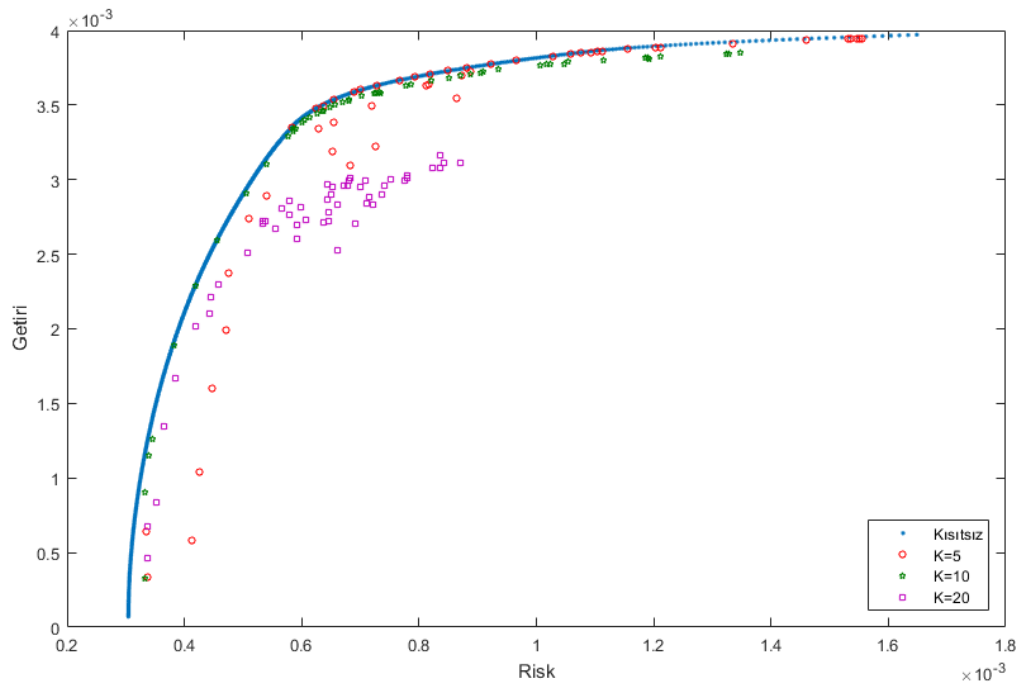
S&P 100 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 20 olması en optimal sonuçtur. Risk düzeyinin 0.5 ile 1.0 arasındaki portföyler için optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Risk seviyesinin 1.0’ dan fazla olduğu durumlarda ise portföylerde 5 adet hisse senedi olması gerektiği bulunmuştur.

NIKKEI veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar Tablo 17’de ve farklı K değerleri için GA ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 31’de verilmiştir.

Tablo 17: NIKKEI veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0000	4.6771	0.3462
10	0.0000	2.1852	0.6590
20	0.0002	21.9461	0.8255

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 31: NIKKEI veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar

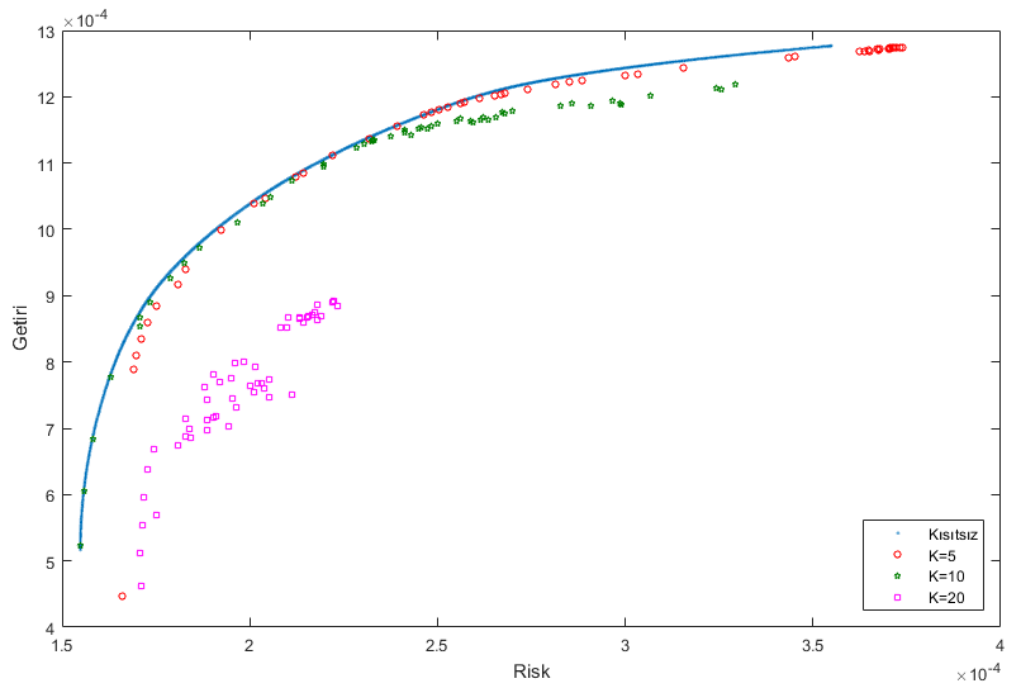
NIKKEI 225 endeksi için minimum risk düzeyinde optimale yakın sonuçlar bulunamamıştır. Ancak, risk düzeyi 0.6 olana kadarki bölgede portföydeki hisse senedi sayısının 10 olması durumları etkin sınır üzerinde sonuçlar vermiştir. Risk değerinin 0.5 ve üzeri değerler için portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği gözlemlenmiştir.

BİST 30 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar Tablo 18’de ve farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 32’de verilmiştir.

Tablo 18: BİST 30 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0000	2,1052	0.5367
10	0.0000	3.7096	0.5785
20	0.0000	17.2629	0.5693

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 32: BİST 30 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar

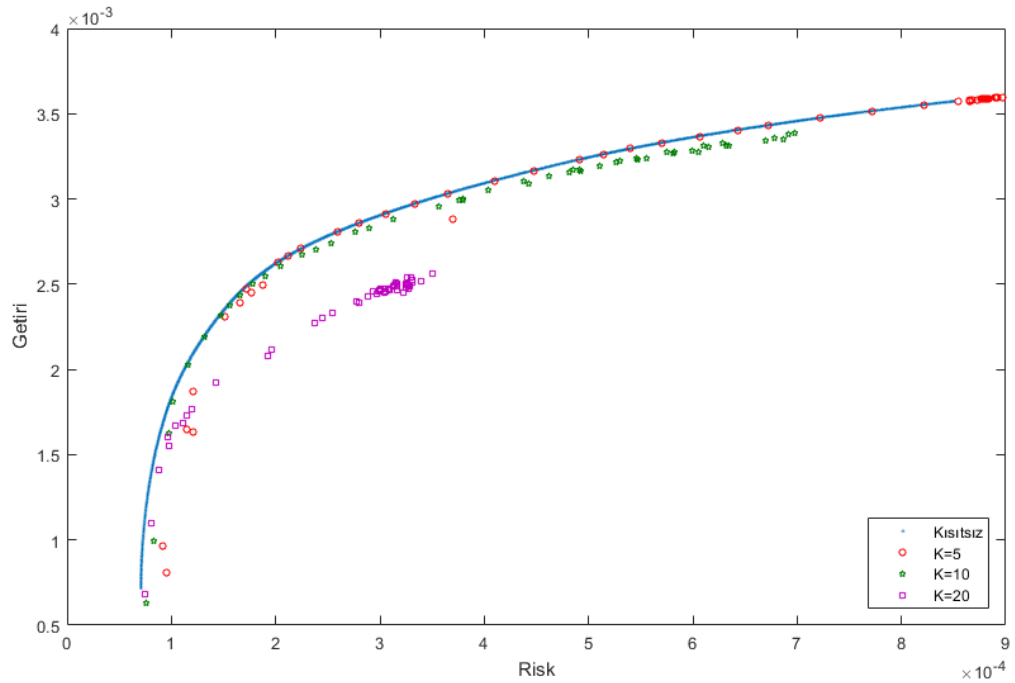
BİST 30 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 10 olması en optimal sonuçtur. Ayrıca, risk düzeyi 2.2 olana kadar bu sayı korunmuştur. Risk değerinin 2.2 ve üzeri değerler için portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Hiçbir risk düzeyinde portföyde 20 adet hisse bulundurulması önerilmemektedir.

BİST 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar Tablo 19’de ve farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 33’de verilmiştir

Tablo 19: BİST 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0000	4.2769	0.1956
10	0.0000	5.5043	0.8489
20	0.0001	37.6114	0.9373

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 33: BİST 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar

BİST 100 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedi sayısının 20 olması optimale en yakın sonuçtur. Risk değerlerinin 1.0 ile 2.0 arasında olması durumunda ise portföydeki optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği bulunmuştur. Risk düzeyinin 2.0 ve üzerindeki değerler için portföyde 5 adet hisse senedi bulundurulması optimal sonuçlar vermektedir.

3.1.3. YAK Sonuçları

YAK testlerinde kullanılan parametreler ve değerleri aşağıda verilmiştir.

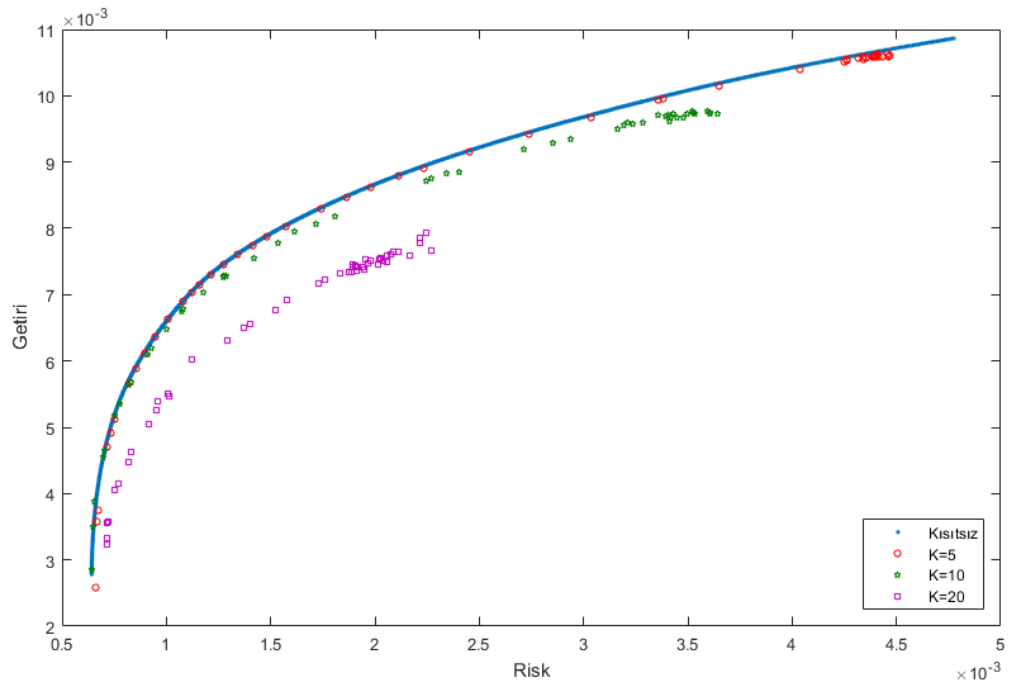
$$ps = 100, EB = ps, OB = ps/2, limit = 100, IT = 1000, E = 51$$

Hang Seng veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar Tablo 20’de ve farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 34’de verilmiştir.

Tablo 20: Hang Seng veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0000	0.6388	0.3698
10	0.0002	4.0354	1.1899
20	0.0005	24.5434	2.7012

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 34: Hang Seng veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar

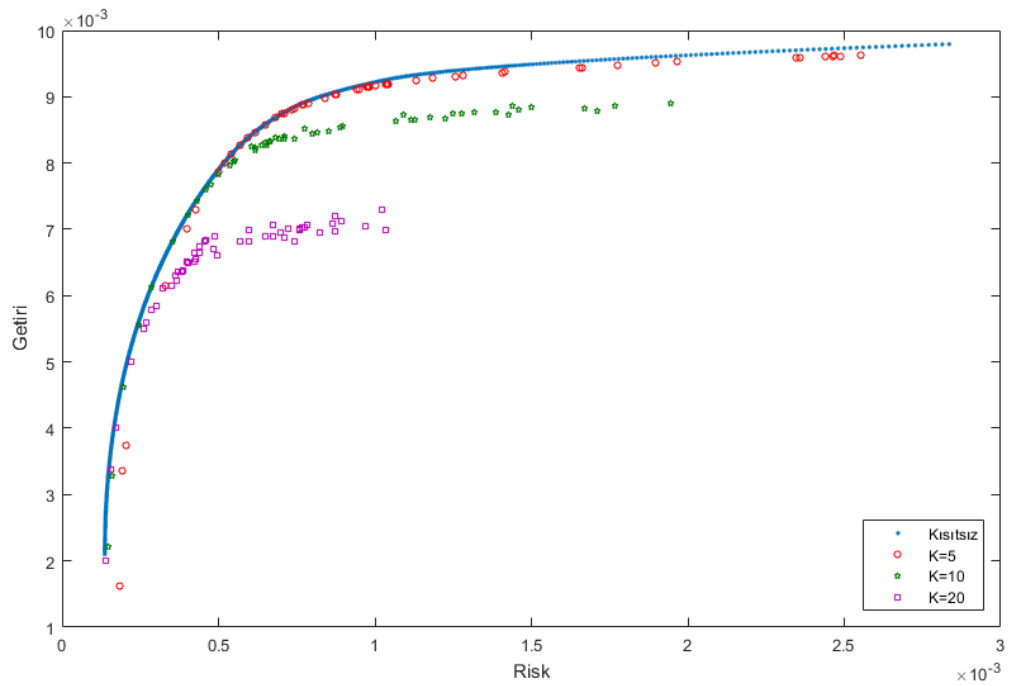
Hang Seng endeksi için sadece minimum risk düzeyinde portföydeki hisse sayısı 10 olması gerekirken risk düzeyi arttıkça portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği bulunmuştur. Ayrıca, hiçbir risk düzeyinde portföyde 20 adet hisse bulundurulması önerilmemektedir.

DAX 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar Tablo 21’de ve farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 35’de verilmiştir.

Tablo 21: DAX 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0001	3.2006	0.9817
10	0.0002	15.9678	1.6927
20	0.0002	32.7496	0.4768

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 35: DAX 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar

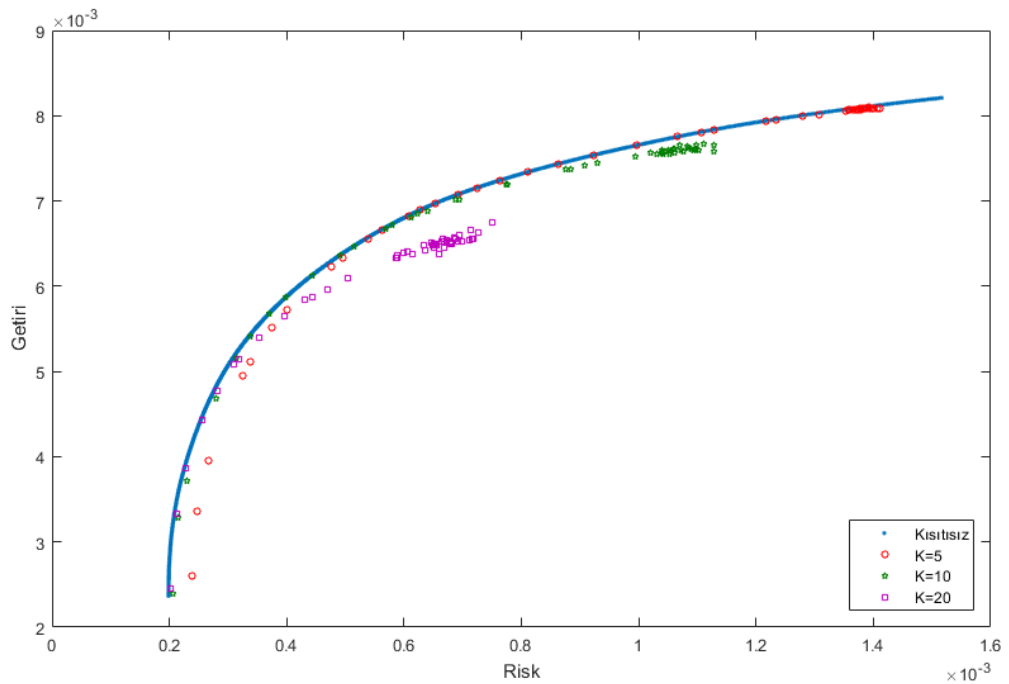
DAX 100 endeksi için minimum risk düzeyinde ve risk düzeyi 0.7’ye kadar portföydeki optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği bulunmuştur. Risk düzeyinin 0.7 ve üzeri için portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği gözlemlenmiştir.

FTSE 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar Tablo 22’de ve farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 36’da verilmiştir.

Tablo 22: FTSE 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0000	2.0435	0.0758
10	0.001	4.8364	0.3925
20	0.001	16.5120	0.3951

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 36: FTSE 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar

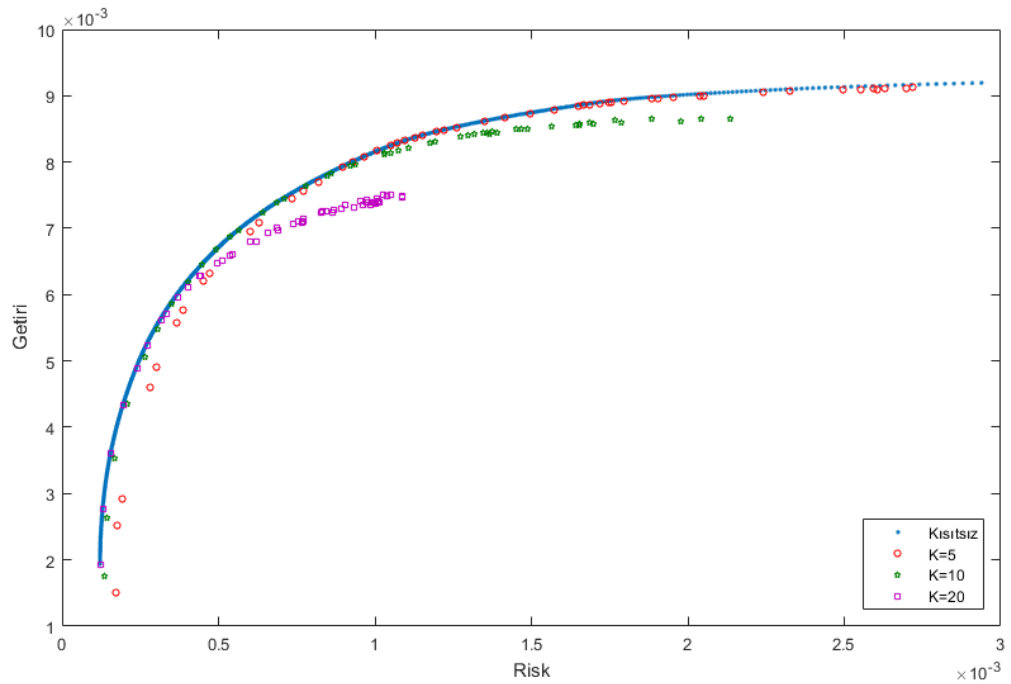
FTSE 100 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 10 yada 20 olması çok farklılık göstermemektedir. Risk düzeyinin 0.4 ile 0.6 arasındaki portföyler için optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Risk seviyesinin 0.6’dan fazla olduğu durumlarda ise portföyde 5 adet hisse senedi bulundurulması optimal sonuçlar vermektedir.

S&P 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar Tablo 23’de ve farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 37’de verilmiştir.

Tablo 23: S&P 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0000	4.2491	0.7168
10	0.0001	5.4077	1.2344
20	0.0002	17.7206	0.7221

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 37: S&P 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar

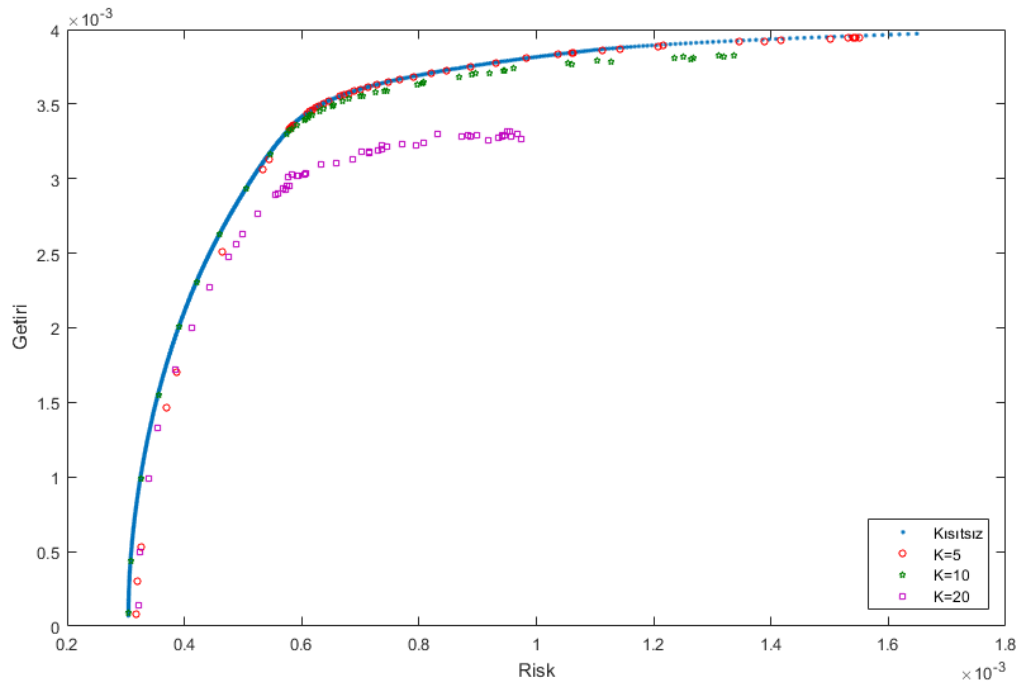
S&P 100 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 20 olması en optimal sonuçtur. Risk düzeyinin 0.5 ile 1.0 arasındaki portföyler için optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Risk seviyesinin 1.0’den fazla olduğu durumlarda ise portföylerde 5 adet hisse senedi olması gerektiği bulunmuştur.

NIKKEI veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar Tablo 24’de ve farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 38’de verilmiştir.

Tablo 24: NIKKEI veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçları

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0000	0.7508	0.0927
10	0.0000	1.9813	0.8514
20	0.0002	20.5082	1.2086

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 38: NIKKEI veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar

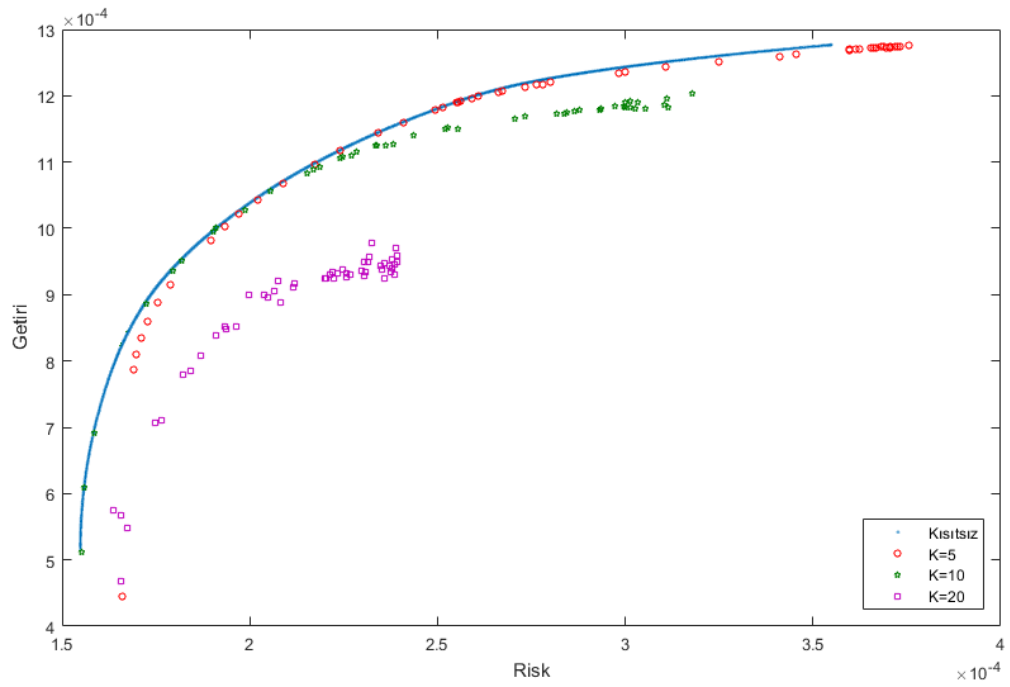
NIKKEI 225 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 10 olması en optimal sonuçtur. Ayrıca, risk düzeyi 0.5 olana kadar bu sayı korunmuştur. Risk değerinin 0.5 ve üzeri değerler için portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği gözlemlenmiştir.

BİST 30 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar Tablo 25’de ve farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 39’de verilmiştir.

Tablo 25: BİST 30 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçları

K	OÖÜ	GVH	OGH
5	0.0000	1.8443	0.5092
10	0.0000	5.9699	0.9383
20	0.0000	17.6915	0.8719

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 39: BİST 30 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar

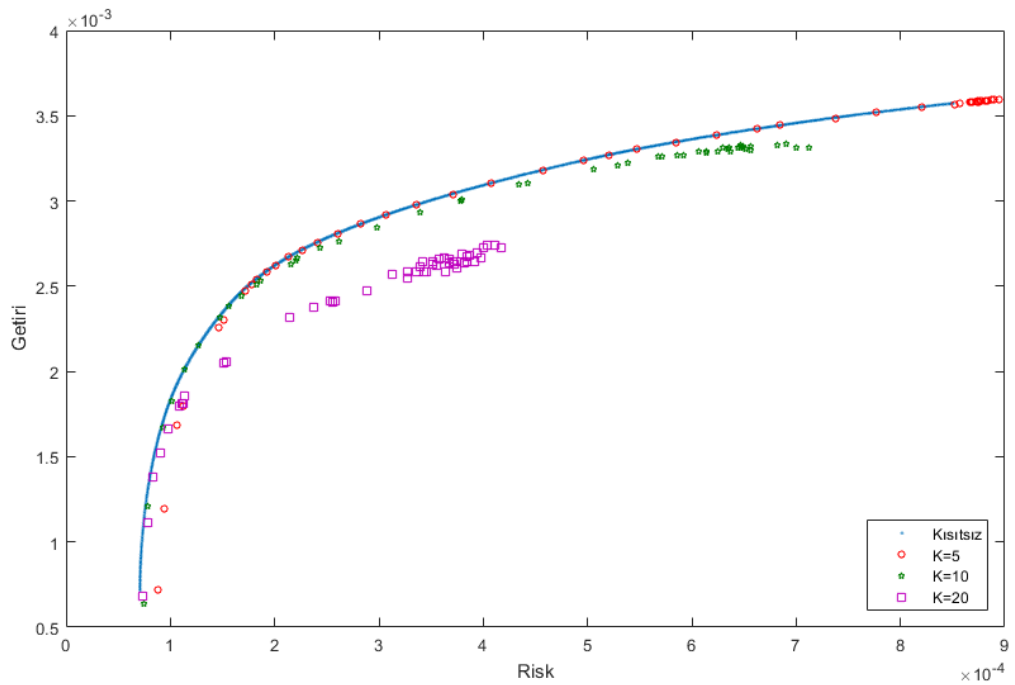
BİST 30 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedinin 10 olması en optimal sonuçtur. Ayrıca, risk düzeyi 2.0 olana kadar bu sayı korunmuştur. Risk değerinin 2.0 ve üzeri değerler için portföydeki optimal hisse senedi sayısının 5 olması gerektiği gözlemlenmiştir. Hiçbir risk düzeyinde portföyde 20 adet hisse bulundurulması önerilmemektedir.

BİST 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçlar Tablo 26’de ve farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 40’de verilmiştir.

Tablo 26: BİST 100 veri seti üzerinde YAK ile elde edilen sonuçları

K	OÖU	GVH	OGH
5	0.0000	2.6798	0.1438
10	0.0000	6.0037	1.0964
20	0.0001	33.4560	1.3011

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 40: BİST 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için YAK ile elde edilen etkin sınırlar

BİST 100 endeksi için minimum risk düzeyinde portföydeki hisse senedi sayısının 20 olması gerektiği bulunmuştur. Risk değerlerinin 1.0 ile 2.0 arasında olması durumunda ise portföydeki optimal hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği bulunmuştur. Risk düzeyinin 2.0 ve üzerindeki değerler için portföyde 5 adet hisse senedi bulundurulması optimal sonuçlar vermektedir.

3.2. TARTIŞMA

Geliştirilen GA, PSO ve YAK sezgisel metotları ile elde edilen sonuçlar her bir endeks için portföydeki farklı hisse senedi sayıları için karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir.

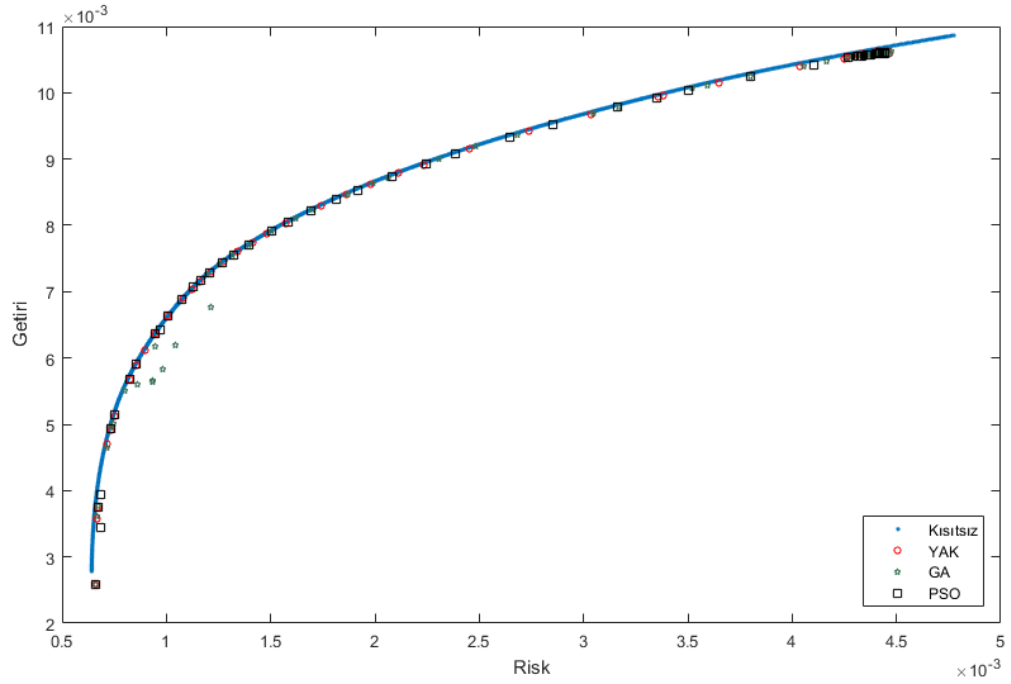
Tablo 27’de görüldüğü gibi Hang Seng veri seti üzerindeki testlerde $K = 5$ değeri için en başarılı algoritma YAK, $K = 10$ değeri için en başarılı algoritma PSO ve $K = 20$ değeri için ise en başarılı algoritma yine YAK olmuştur.

Tablo 27: Hang Seng veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları

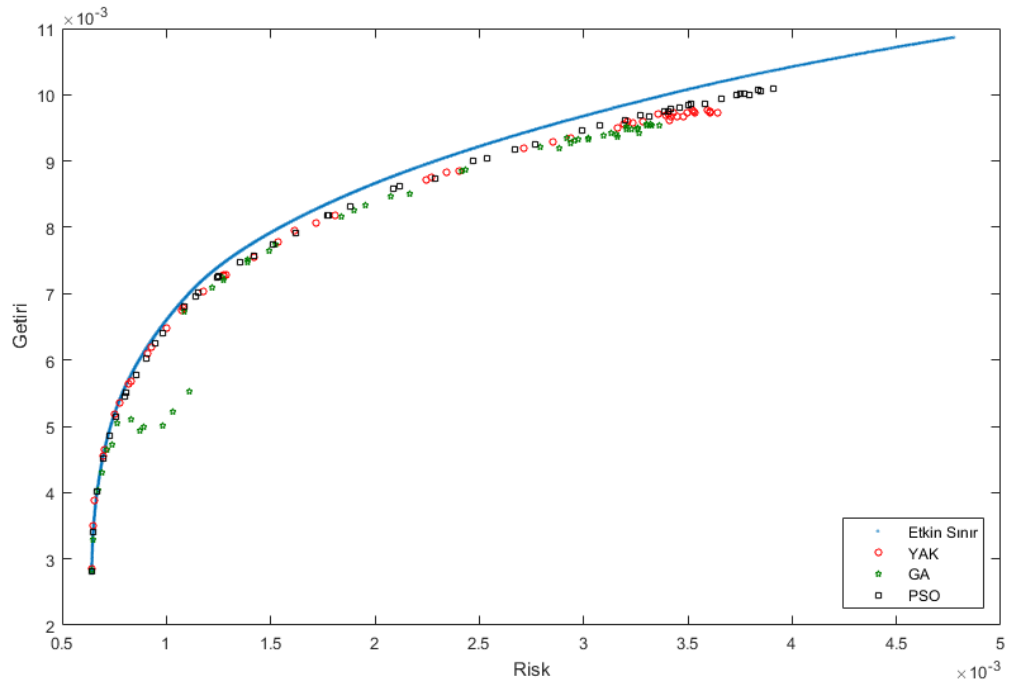
	K	OÖÜ	GVH	OGH
GA	5	0.0000	2.1608	0.4328
	10	0.0002	7.2957	1.3571
	20	0.0005	24.1751	2.9539
PSO	5	0.0000	0.8251	0.3983
	10	0.0001	3.3796	0.8920
	20	0.0005	27.1386	2.2392
YAK	5	0.0000	0.6388	0.3698
	10	0.0002	4.0354	1.1899
	20	0.0005	24.5434	2.7012

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası

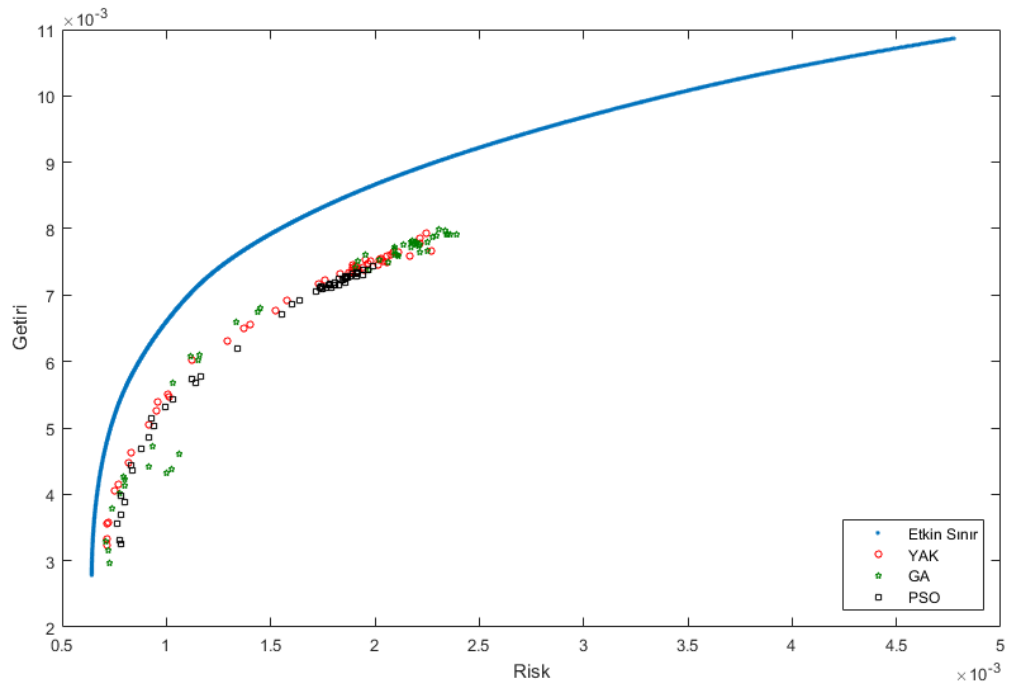
Şekil 41, Şekil 42 ve Şekil 43 sırasıyla, $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için Hang Seng veri seti üzerindeki GA, PSO ve YAK algoritmalarının oluşturmuş olduğu etkin sınırları göstermektedir. PSO ve YAK algoritmaları birbirlerine yakın performans sergileyerek GA’ya göre daha az hatalı etkin sınır oluşturmuşlardır. GA, yüksek risk seviyelerinde düşük hata oranı yakalamış ise de düşük risk seviyelerinde etkin sınırdan uzaklaşarak daha yüksek hata oranı göstermiştir.



Şekil 41: Hang Seng veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 42: Hang Seng veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 43: Hang Seng veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları

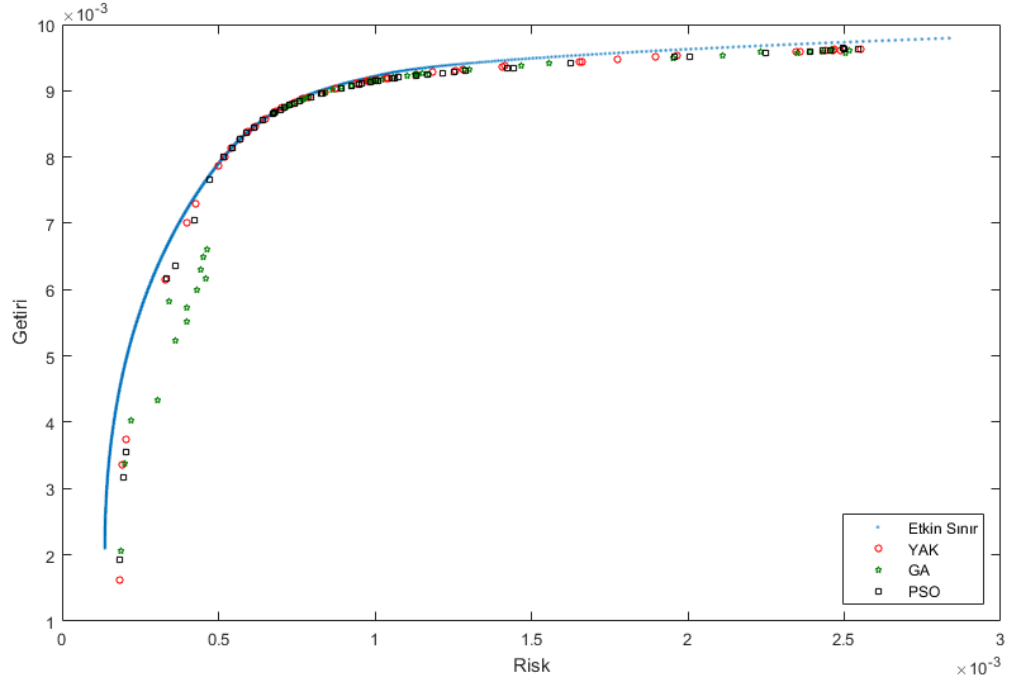
Tablo 28’de görüldüğü gibi DAX 100 veri seti üzerindeki testlerde $K = 5$ değeri için en başarılı algoritma YAK, $K = 10$ değeri için en başarılı algoritma PSO ve $K = 20$ değeri için ise en başarılı algoritmalar YAK ve PSO olmuştur.

Tablo 28: DAX 100 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları

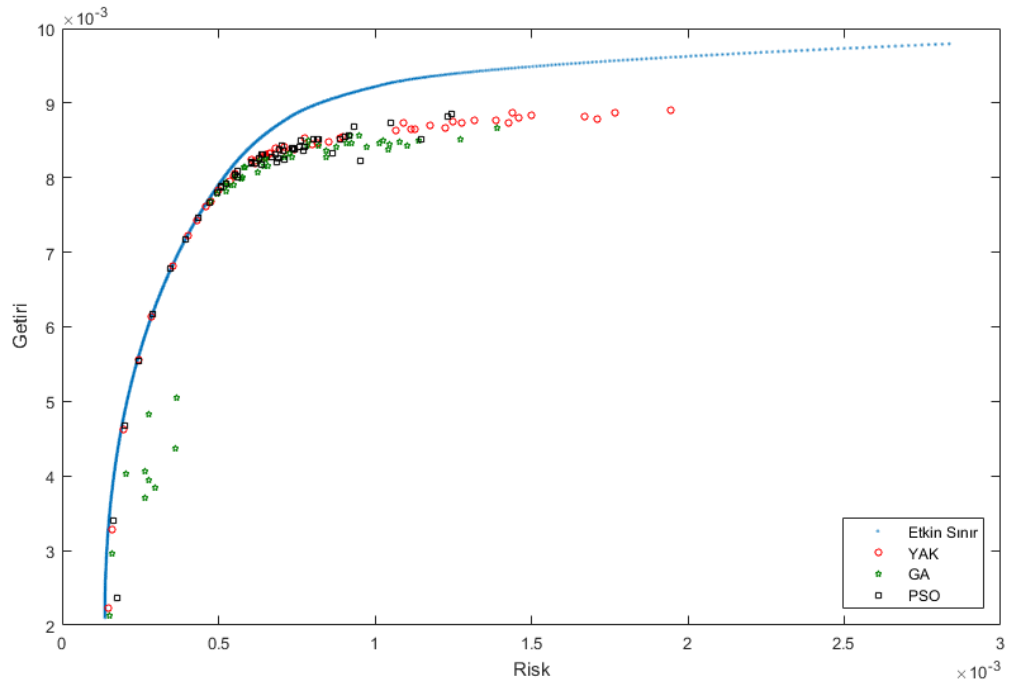
	K	OÖÜ	GVH	OGH
GA	5	0.0001	9.7912	0.5149
	10	0.0002	23.5789	0.6005
	20	0.0002	34.8371	0.3277
PSO	5	0.0001	4.1655	0.6447
	10	0.0001	14.8508	0.4709
	20	0.0002	35.2857	0.3115
YAK	5	0.0001	3.2006	0.9817
	10	0.0002	15.9678	1.6927
	20	0.0002	32.7496	0.4768

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası

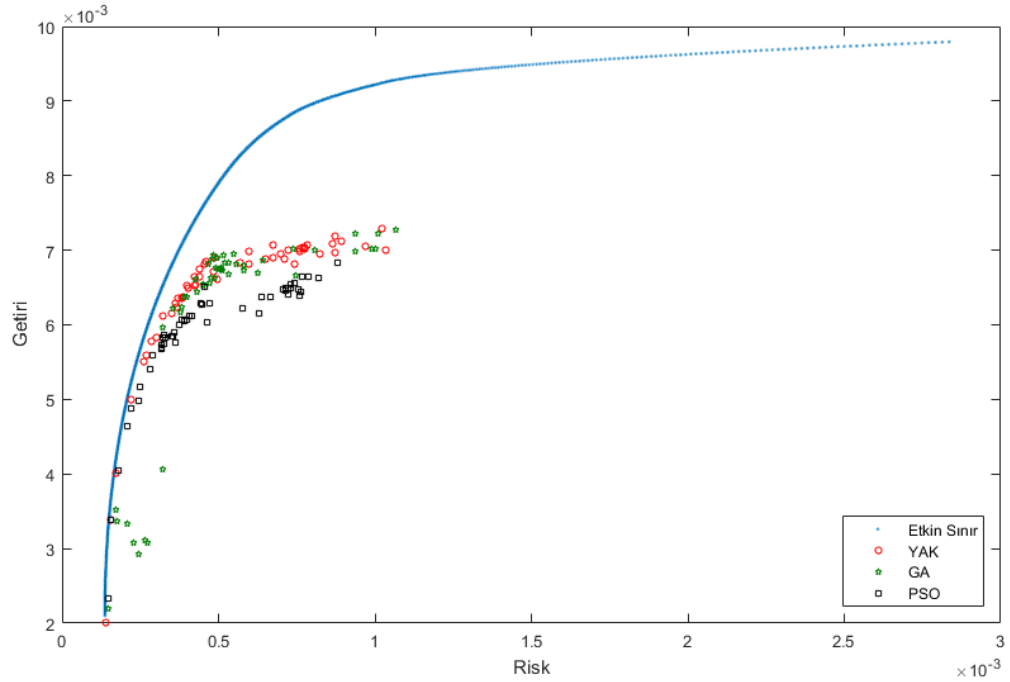
Şekil 44, Şekil 45 ve Şekil 46’de sırasıyla, $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için DAX 100 veri seti üzerindeki GA, PSO ve YAK algoritmalarının oluşturmuş olduğu etkin sınırları göstermektedir. PSO ve YAK algoritmaları birbirlerine yakın performans göstererek GA’ya göre daha az hatalı etkin sınır oluşturmuşlardır.



Şekil 44: DAX 100 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 45: DAX 100 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 46: DAX 100 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları

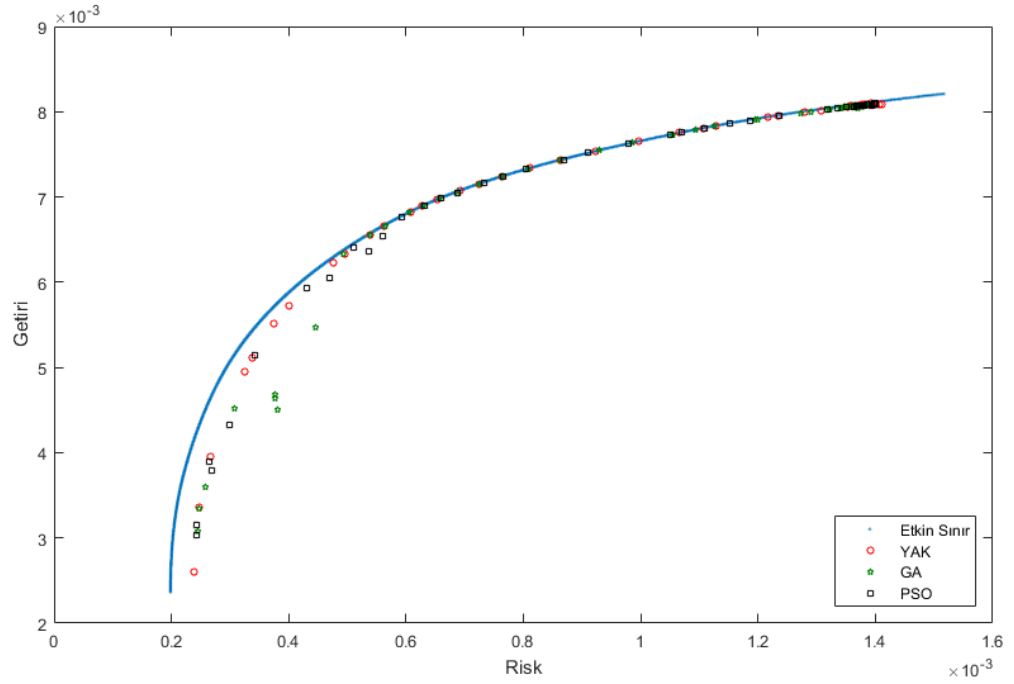
Tablo 29'de görüldüğü gibi FTSE 100 veri seti üzerindeki testlerde $K = 5$ değeri için en başarılı algoritma YAK, $K = 10$ değeri için en başarılı algoritma PSO ve $K = 20$ değeri için ise en başarılı algoritma yine PSO olmuştur.

Tablo 29: FTSE 100 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları

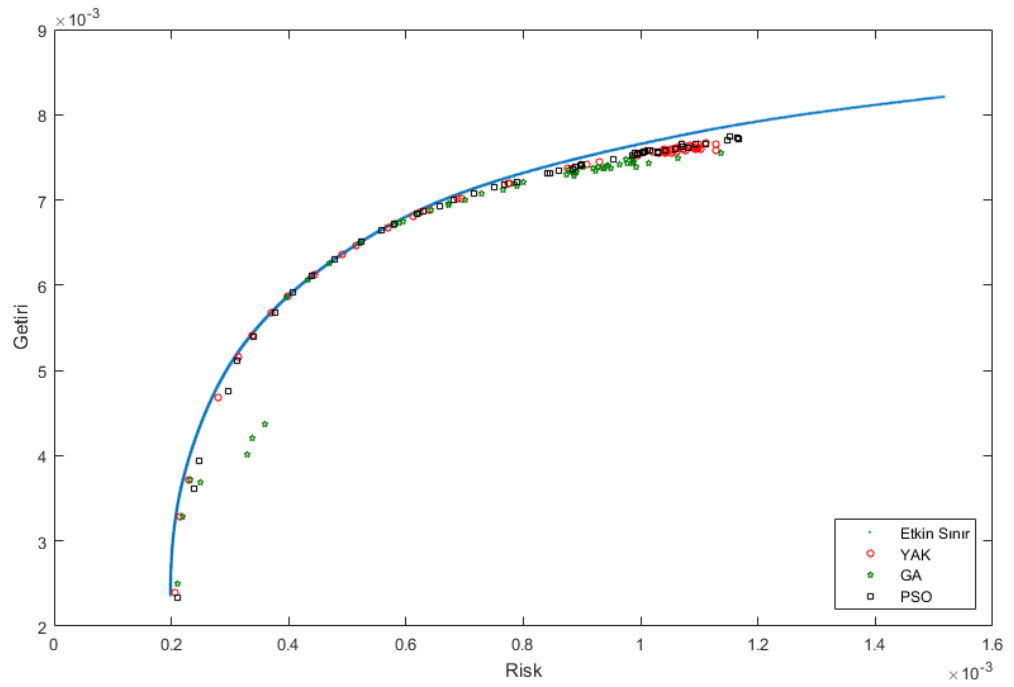
	K	OÖÜ	GVH	OGH
GA	5	0.0000	3.9509	0.0972
	10	0.0001	7.7319	0.3833
	20	0.0001	20.0508	0.5620
PSO	5	0.0000	2.7721	0.0867
	10	0.0000	4.2943	0.3198
	20	0.0001	16.1810	0.2937
YAK	5	0.0000	2.0435	0.0758
	10	0.0001	4.8364	0.3925
	20	0.0001	16.5120	0.3951

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası

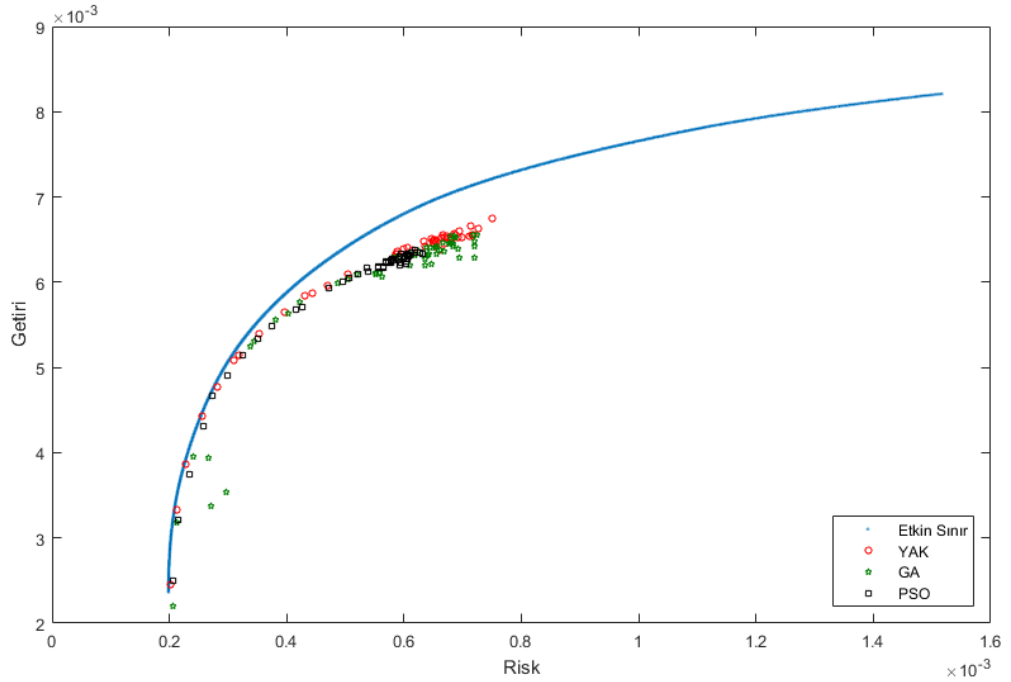
Şekil 47, Şekil 48 ve Şekil 49'de sırasıyla, $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için FTSE 100 veri seti üzerindeki GA, PSO ve YAK algoritmalarının oluşturmuş olduğu etkin sınırları göstermektedir. PSO ve YAK algoritmaları birbirlerine yakın performans sergileyerek GA'ya göre daha az hatalı etkin sınır oluşturmuşlardır.



Şekil 47: FTSE 100 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 48: FTSE 100 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 49: FTSE 100 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları

Tablo 30’da görüldüğü gibi S&P 100 veri seti üzerindeki testlerde $K = 5$ değeri için en başarılı algoritma YAK, $K = 10$ değeri için en başarılı algoritma PSO ve $K = 20$ değeri için ise en başarılı algoritma YAK olmuştur.

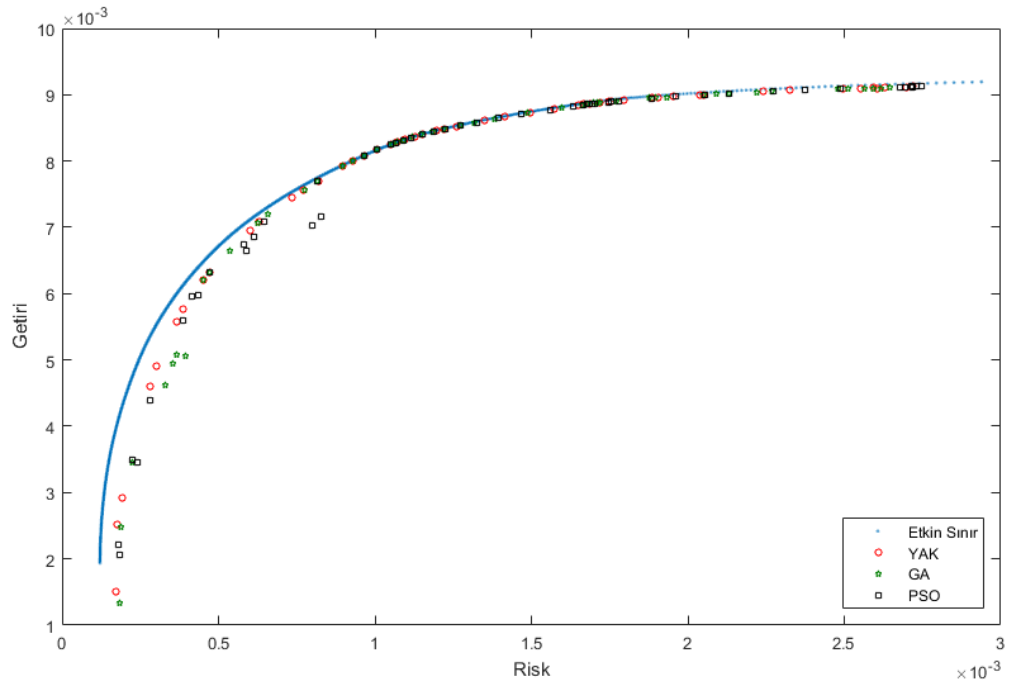
Tablo 30: S&P 100 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları

	K	OÖÜ	GVH	OGH
GA	5	0.0000	5.6874	1.0823
	10	0.0001	7.9706	0.9040
	20	0.0002	21.9921	0.8160
PSO	5	0.0000	6.6976	0.2270
	10	0.0001	5.9751	0.6016
	20	0.0002	22.2402	0.5836
YAK	5	0.0000	4.2491	0.7168
	10	0.0001	5.4077	1.2344
	20	0.0002	17.7206	0.7221

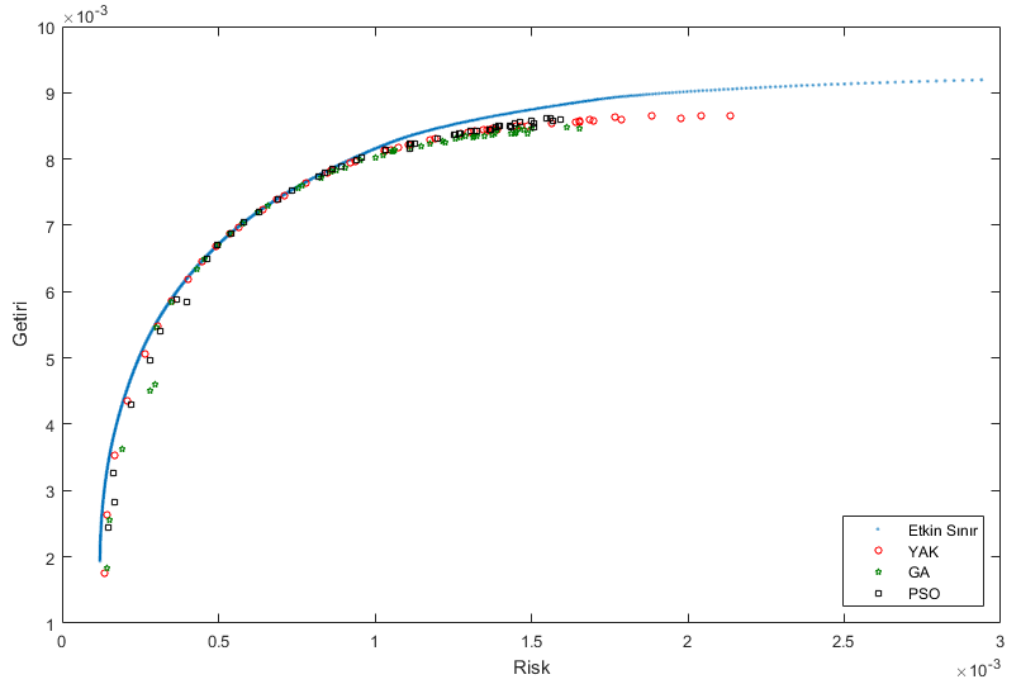
OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası

Şekil 50,

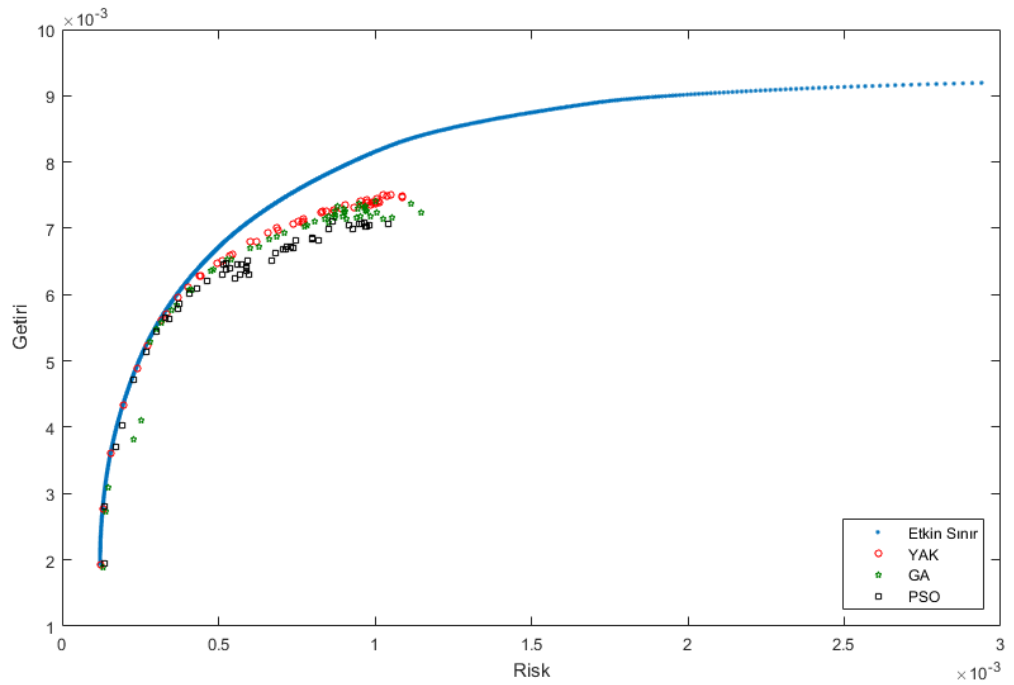
Şekil 51 ve Şekil 52 sırasıyla, $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için S&P 100 veri seti üzerindeki GA, PSO ve YAK algoritmalarının oluşturmuş olduğu etkin sınırları göstermektedir. Etkin sınır grafiklerine göre YAK algoritması PSO'ya göre daha iyi bir etkin sınır oluşturmuş iken PSO da GA'ya göre daha iyi bir etkin sınır oluşturmuş gözükmektedir. YAK algoritması özellikle $K = 10$ değeri için yüksek risk seviyelerindeki portföyleri oluşturabilmiş iken diğer algoritmalar başarısız olmuştur.



Şekil 50: S&P 100 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 51: S&P 100 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 52: S&P 100 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları

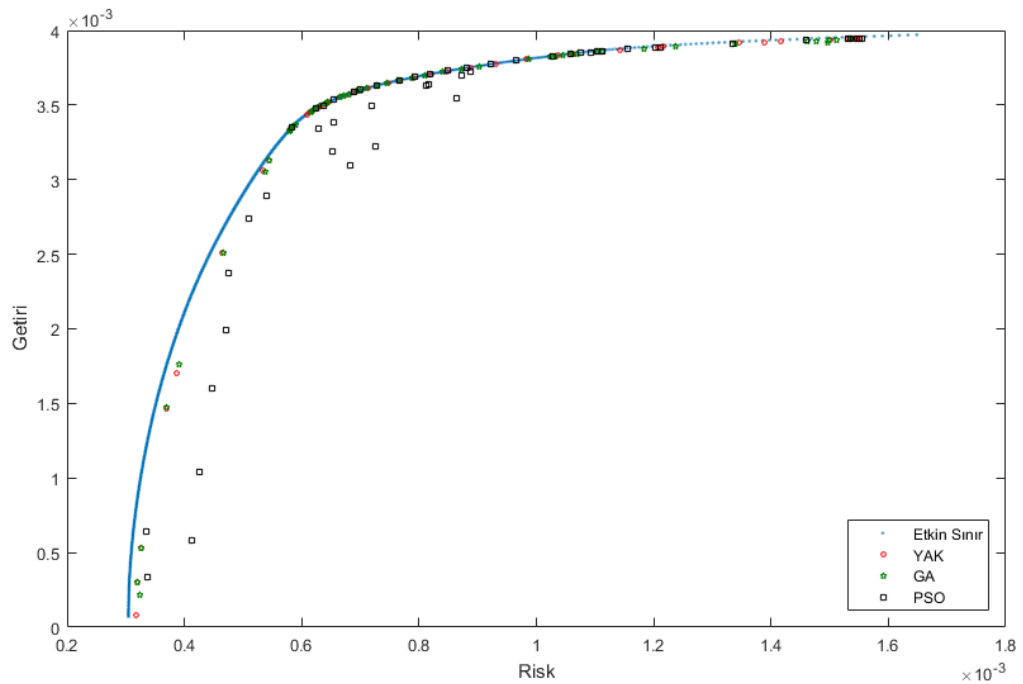
Tablo 31’de görüldüğü gibi NIKKEI veri seti üzerindeki testlerde $K = 5$ değeri için en başarılı algoritma YAK olmuş iken, diğer K değerleri için algoritmalar birbirlerine üstünlük sağlayamamıştır.

Tablo 31: NIKKEI veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları

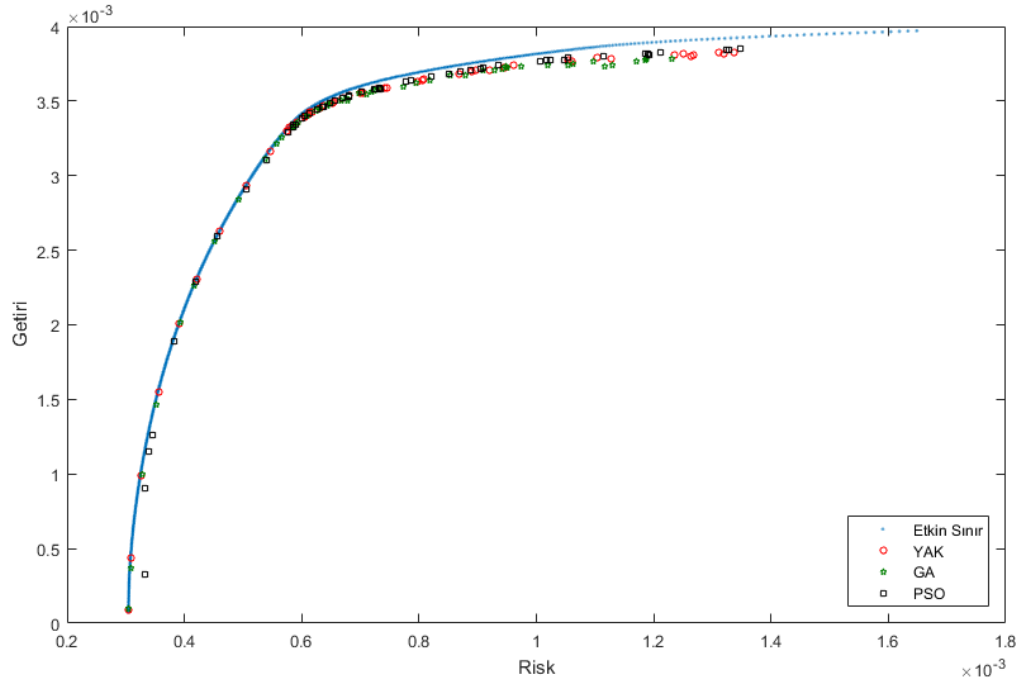
	K	OÖÜ	GVH	OGH
GA	5	0.0000	0.7940	0.1138
	10	0.0000	2.6169	0.9462
	20	0.0002	18.6040	2.1625
PSO	5	0.0000	4.6771	0.3462
	10	0.0000	2.1852	0.6590
	20	0.0002	21.9461	0.8255
YAK	5	0.0000	0.7508	0.0927
	10	0.0000	1.9813	0.8514
	20	0.0002	20.5082	1.2086

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası

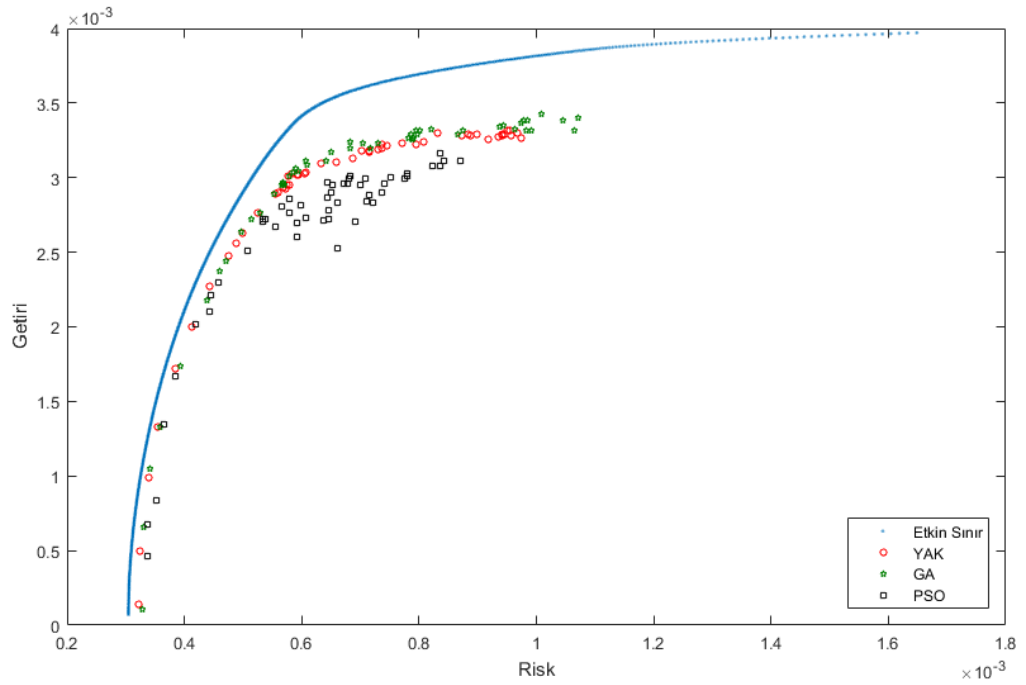
Şekil 53, Şekil 54 ve Şekil 55 sırasıyla, $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için NIKKEI veri seti üzerindeki GA, PSO ve YAK algoritmalarının oluşturmuş olduğu etkin sınırları göstermektedir. PSO algoritması $K = 5$ ve 20 değerleri için çok hatalı bir etkin sınır oluşturmuştur. GA ve YAK’ın oluşturmuş oldukları etkin sınır daha az hatalı gözükmemektedir.



Şekil 53: NIKKEI veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 54: NIKKEI veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 55: NIKKEI veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları

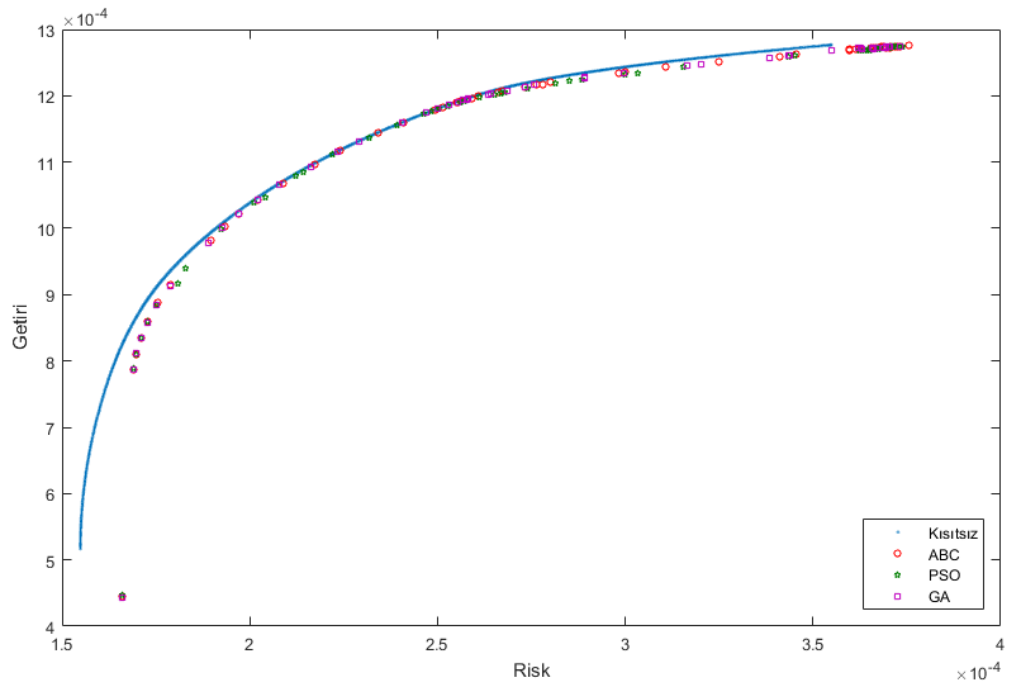
Tablo 32’de görüldüğü gibi BİST 30 veri seti üzerindeki testlerde $K = 5$ değeri için en başarılı algoritma GA, $K = 10$ değeri için en başarılı algoritma PSO ve $K = 20$ değeri için ise en başarılı algoritma yine PSO olmuştur.

Tablo 32: BİST 30 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları

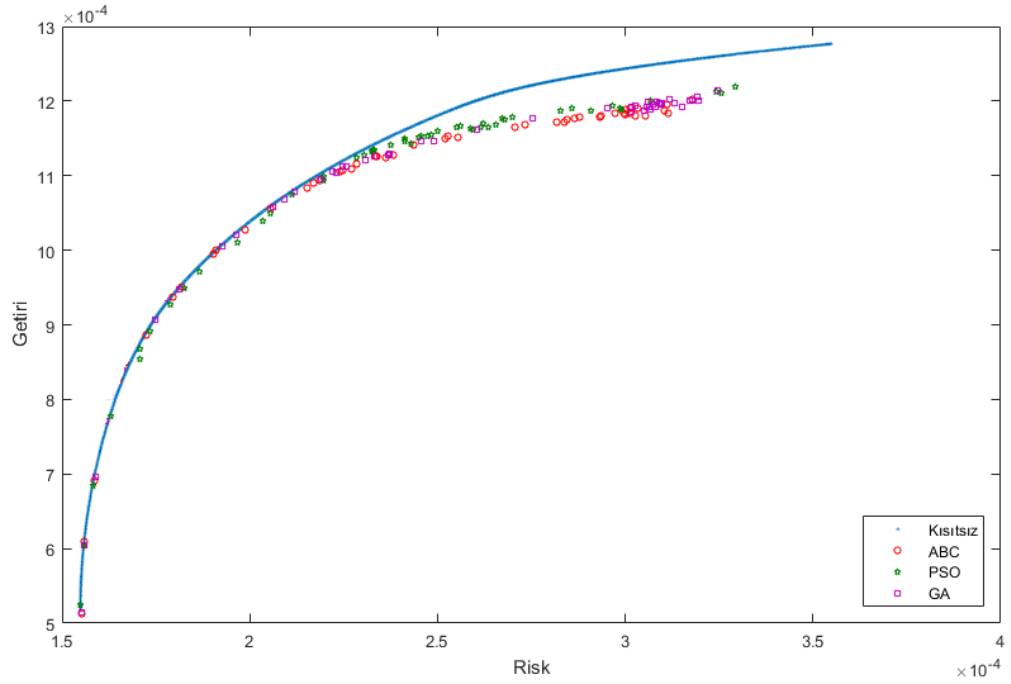
	K	OÖÜ	GVH	OGH
GA	5	0.0000	1.7551	0.5308
	10	0.0000	5.3781	1.1637
	20	0.0000	16.5844	0.9654
PSO	5	0.0000	2.1052	0.5367
	10	0.0000	3.7096	0.5785
	20	0.0000	17.2629	0.5693
YAK	5	0.0000	1.8443	0.5092
	10	0.0000	5.9699	0.9383
	20	0.0000	17.6915	0.8719

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası

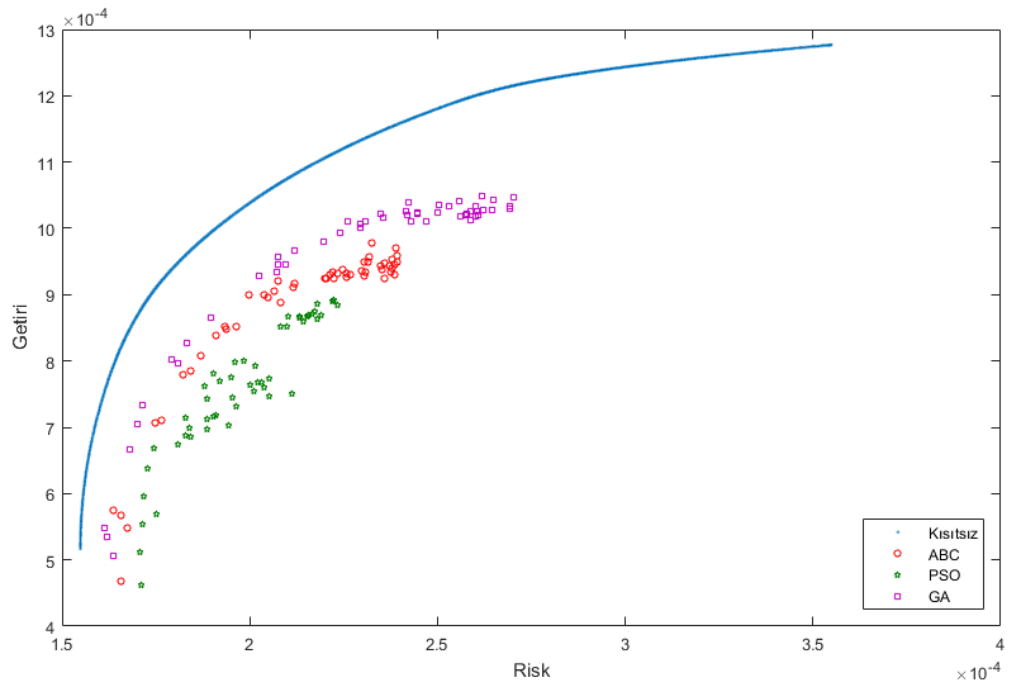
Şekil 56, Şekil 57ve Şekil 58 sırasıyla, $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için BİST 30 veri seti üzerindeki GA, PSO ve YAK algoritmalarının oluşturmuş olduğu etkin sınırları göstermektedir. $K = 5$ ve 20 Değerleri için GA ve YAK algoritmaları birbirlerine yakın performans göstermiştir. $K = 10$ değeri için PSO daha iyi sonuçlar sunmuştur.



Şekil 56: BİST 30 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 57: BİST 30 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 58: BİST 30 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları

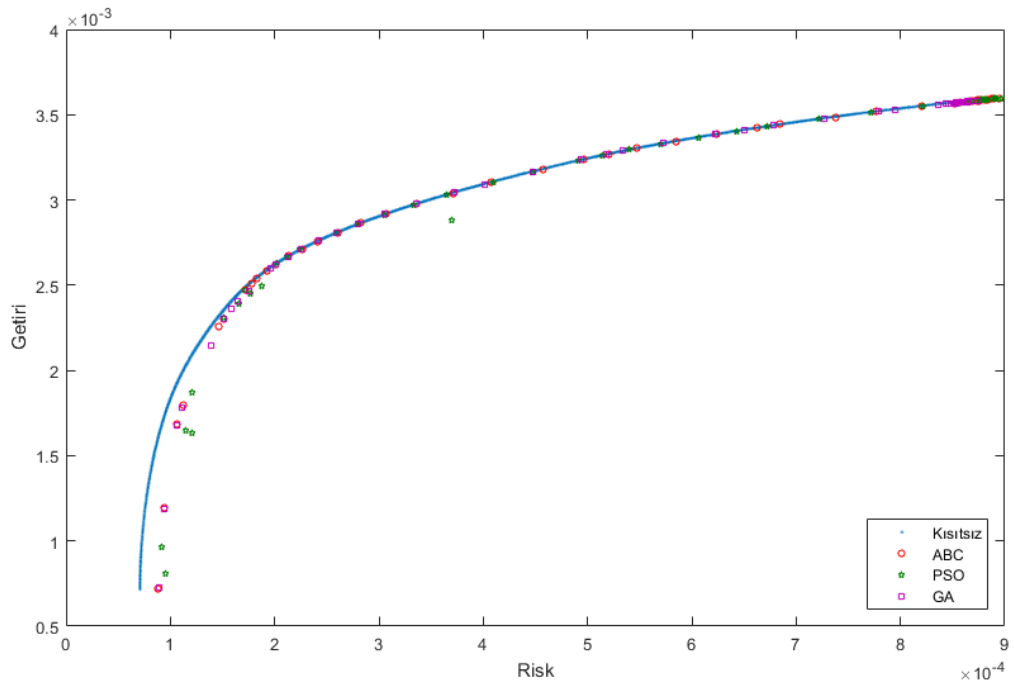
Tablo 33’de görüldüğü gibi BİST 100 veri seti üzerindeki testlerde $K = 5$ değeri için en başarılı algoritma GA, $K = 10$ değeri için en başarılı algoritma PSO ve $K = 20$ değeri için ise algoritmalar birbirlerine üstünlük sağlayamamıştır.

Tablo 33: BİST 100 veri seti üzerinde $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının karşılaştırmalı sonuçları

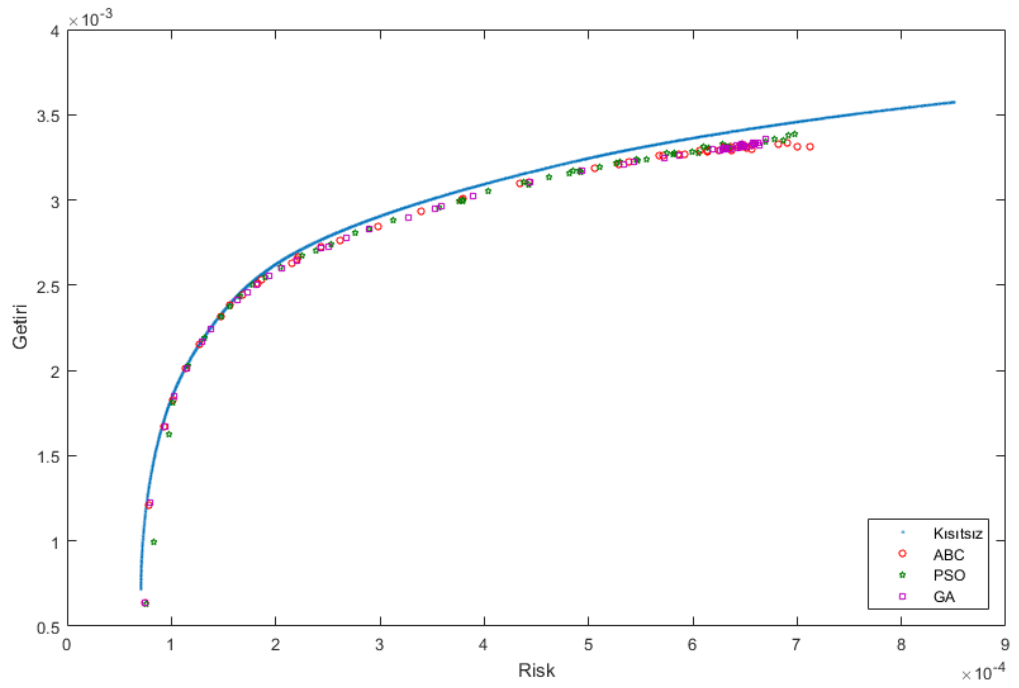
	K	OÖU	GVH	OGH
GA	5	0.0000	2.2003	0.0690
	10	0.0000	6.0986	1.0421
	20	0.0001	29.9882	1.7571
PSO	5	0.0000	4.2769	0.1956
	10	0.0000	5.5043	0.8489
	20	0.0001	37.6114	0.9373
YAK	5	0.0000	2.6798	0.1438
	10	0.0000	6.0037	1.0964
	20	0.0001	33.4560	1.3011

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası

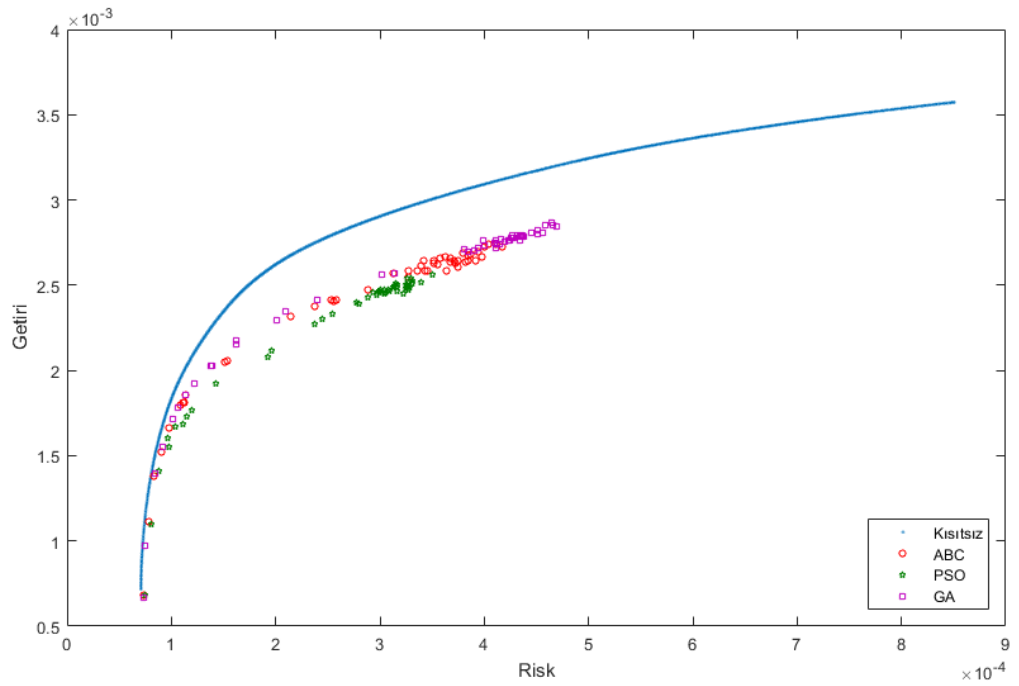
Şekil 59, Şekil 60 ve Şekil 61 sırasıyla, $K = 5, 10$ ve 20 değerleri için BİST 100 veri seti üzerindeki GA, PSO ve YAK algoritmalarının oluşturmuş olduğu etkin sınırları göstermektedir. $K = 5$ ve 20 Değerleri için GA ve YAK algoritmaları birbirlerine yakın performans göstermiştir. $K = 10$ değeri için ise PSO daha iyi sonuçlar sunmuştur.



Şekil 59: BİST 100 veri seti üzerinde $K = 5$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 60: BİST 100 veri seti üzerinde $K = 10$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları



Şekil 61: BİST 100 veri seti üzerinde $K = 20$ değeri için GA, PSO ve YAK algoritmalarının etkin sınırları

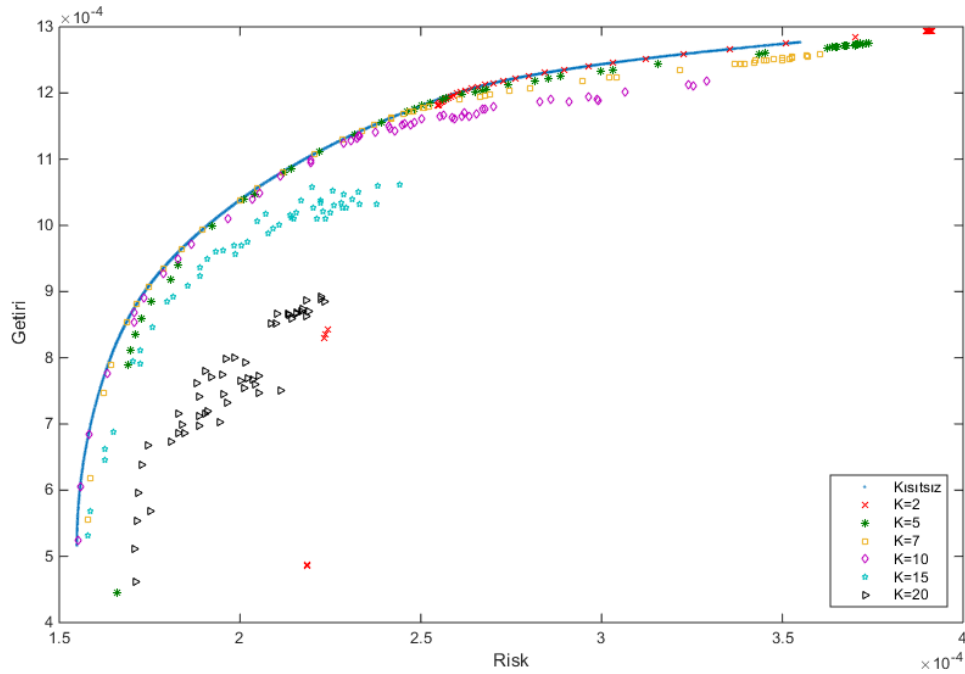
Tezin bu aşamasında, özellikle BİST 30 ve BİST 100 endeksleri için portföydeki hisse senedi sayısı kümesi genişletilmiş her durum için farklı risk düzeylerindeki portföyü oluşturan optimal hisse senedi sayısı incelenmiştir. Literatürde kullanılan referans portföy büyüklüğü $K = 10$ için en iyi sonuçları veren PSO algoritması analizlerde kullanılmıştır.

BİST 30 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar Tablo 34’de ve farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 62’de verilmiştir.

Tablo 34: BİST 30 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar

K	OÖÜ	GVH	OGH
2	0.0000	5.7619	0.7171
5	0.0000	2.1052	0.5367
7	0.0000	1.6543	0.5855
10	0.0000	3.7096	0.5785
15	0.0000	8.2467	0.3994
20	0.0000	17.2629	0.5693

OÖÜ: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 62: BİST 30 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar

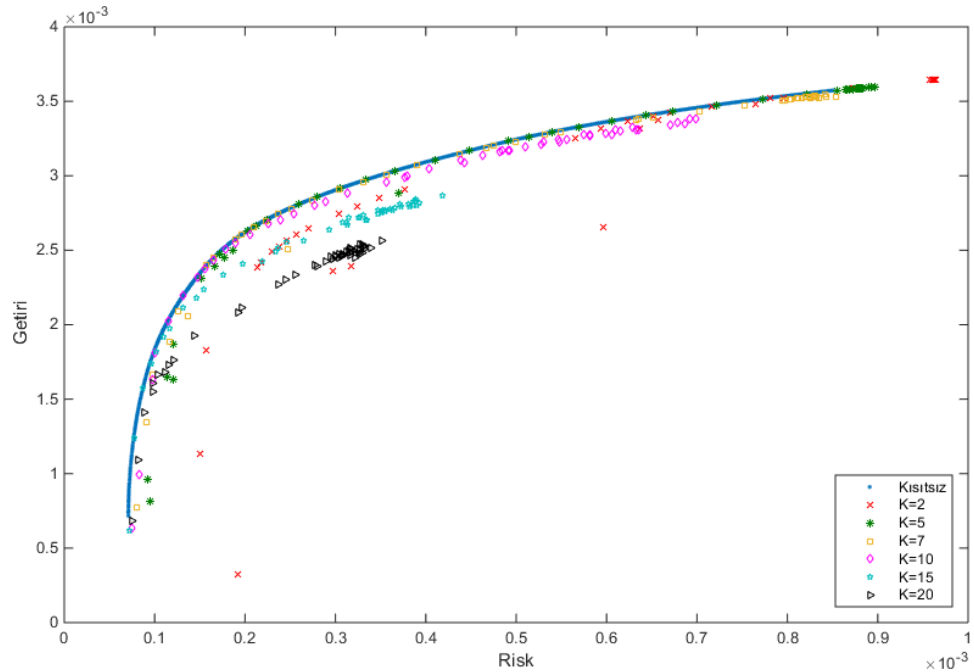
BİST 30 veri seti üzerinde yapılan detaylı analizlerde elde edilen bulgulara göre, portföyde 15 ve 20 adet hisse senedi bulundurmanın etkin olmayan portföyler sunduğu gözlemlenmiştir. En düşük risk düzeyinde ise portföydeki hisse senedi sayısının 10 olması gerektiği bulunmuştur ve bu durum hedeflenen getirinin 8.5 olduğu noktaya kadar geçerliliğini korumuştur. Getirinin 8.5 ve 11.0 olduğu aralıkta ise portföydeki optimal hisse senedi sayısı olarak 7 olması gerektiği ön plana çıkmaktadır. Getiri hedefinin 11.0 ve 12.0 olduğu aralıkta ise optimal portföydeki hisse senedi sayısının 5 olması gerekmektedir. Getirinin 12.0 ve üzeri olduğu seviyeler için ise portföydeki hisse senedi sayısı azalmış ve optimal hisse senedi sayısı 2 olarak bulunmuştur.

BİST 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar Tablo 35’de ve farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar ise Şekil 63’de verilmiştir.

Tablo 35: BİST 100 veri seti üzerinde PSO ile elde edilen sonuçlar

K	OÖU	GVH	OGH
2	0.0000	17.0324	3.4603
5	0.0000	4.2769	0.1956
7	0.0000	2.8458	0.2966
10	0.0000	5.5043	0.8489
15	0.0001	22.3576	1.2765
20	0.0001	37.6114	0.9373

OÖU: Ortalama Öklid Uzaklığı, GVH: Getirinin Varyans Hatası, OGH: Ortalama Getiri Hatası



Şekil 63: BİST 100 veri seti üzerinde farklı K değerleri için PSO ile elde edilen etkin sınırlar

BİST 100 veri seti üzerinde yapılan detaylı analizlerde elde edilen bulgulara göre, en düşük risk düzeyinde ise portföydeki hisse senedi sayısının 20 olması gerektiği bulunmuştur. Hedeflenen getiri düzeyinin 2.0 olduğu noktaya kadar ise portföydeki hisse senedi sayısının 15 olması optimale yakın sonuçlar vermektedir. Getirinin 2.0 ve 2.5 olduğu aralıkta ise portföydeki optimal hisse senedi sayısı 10 olması gerektiği ön plana çıkmaktadır. Hedeflenen getirinin 2.5 ve üzeri olduğu hemen hemen tüm noktalarda ise portföydeki optimal hisse senedi sayısı olarak 5 bulunmuştur. Bu durumda, BİST 100 için portföylerde 7 ve 2 hisse senedi bulundurulması ilave bir fayda sunmamaktadır.

Özetle, yatırımcı açısından BİST 30 ve BİST 100 veri setleri için etkin etkin sınır grafikleri farklılık göstermektedir. Yatırımcı hangi endekse yatırım yapacak ve fayda fonksiyonuna göre ne kadarlık bir riske katlanacak ise o noktada bulunan sonuçları portföy oluşturmada kullanabilir.

Riskten kaçınan yatırımcılar için portföylerinde buldurmaları gereken optimal hisse sayısının BİST 30 ve BİST 100 endekslerinde sırasıyla 10 ve 20 olması gerektiği söylenebilir. Ancak risk seven yatırımcılar açısından, BİST-30 endeksinde portföyün hisse senedi sayısının 2 olması daha optimal sonuçlar sunarken BİST-100 endeksinde ise, portföydeki hisse senedi sayısının 5 olabileceği gözlemlenmiştir.

Tablo 36 ve Tablo 37’de sırasıyla BİST 30 ve BİST 100 endeksleri için portföyde bulundurulması gereken farklı hisse senedi sayıları için portföylerin getiri, risk ve hisse senedi ağırlık değerleri verilmiştir. Tablolar incelendiğinde portföylere dahil edilen hisse senetlerinin çoğunlukla sanayi şirketlerine ait olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum gelecekte ülke ekonomisinin bu yönde ilerleyeceği şeklinde yorumlanabilir.

Tablo 36: BİST 30 sezgisel yaklaşımlardan bulunan farklı K değerleri için optimal portföyler

	Getiri	Risk	BIMAS	TCELL	EREGL	EKGYO	TTKOM	ULKER	COLLA	TAVHL	PETKM	ENKAI
K=10	0.000608	0.000156	16%	6%	12%	7%	8%	9%	4%	4%	15%	19%
			BIMAS	TCELL	EREGL	ULKER	TAVHL	PETKM	ENKAI			
K=7	0.00091	0.000175	14%	9%	26%	10%	4%	27%	11%			
			TCELL	EREGL	ULKER	TAVHL	PETKIM					
K=5	0.001115	0.000223	6%	44%	7%	4%	39%					
			EREGL	PETKM								
K=2	0.001235	0.00029	72%	28%								

Tablo 37: BİST 100 sezgisel yaklaşımlardan bulunan farklı K değerleri için optimal portföyler

	Getiri	Risk	EREGL	DOCO	PGSUS	BJKAS	SODA	TATGD	LOGO	EGEEN	GLYHO	VESBE
K=10	0.001869	0.000103	7%	38%	7%	4%	12%	4%	11%	6%	6%	5%
			DOCO	BJKAS	SODA	LOGO	EGEEN	AFYON	VESBE			
K=7	0.002854	0.00028	23%	8%	1%	40%	16%	2%	10%			
			DOCO	BJKAS	LOGO	EGEEN	VESBE					
K=5	0.003178	0.000455	4%	9%	57%	19%	11%					
			LOGO	EGEEN								
K=2	0.003523	0.000783	86%	14%								

YASAL UYARI: Burada yer alan yatırım bilgi, yorum ve tavsiyeleri yatırım danışmanlığı kapsamında değildir. Tamamıyla yatırımcıların eğitilmesine yönelik olarak hazırlanmış ve gerçek hayata dair uygulamalara yer verilmiştir. Yatırım danışmanlığı hizmeti, yetkili kuruluşlar tarafından kişilerin risk ve getiri tercihleri dikkate alınarak kişiye özel sunulmaktadır. Burada yer alan yorum ve tavsiyeler ise genel niteliktedir. Bu tavsiyeler mali durumunuz ile risk ve getiri tercihlerinize uygun olmayabilir. Bu nedenle, sadece burada yer alan bilgilere dayanarak yatırım kararı verilmesi beklentilerinize uygun sonuçlar doğurmayabilir.

3.3. SONUÇ

Günümüzde, dünyada ticaretin küreselleşmesi ile birlikte ülkeler arasındaki ilişkiler yoğunluğu her alanda artmıştır. Küreselleşmenin yanında bilişim teknolojileri alanındaki gelişmeler finans piyasalarının daha hızlı ve aktif olarak ilerlemesine olanak sağlamıştır. Son yüzyılda meydana gelen bu gelişmeler ışığında ülkeler arası ticaret gelişmiş, ülkelerin gelirleri de o oranda artmıştır. Bu gelişmeler sonucunda dünya piyasalarında özellikle gelişmiş ülkelerde aşırı bir likidite fazlalığı oluşmuştur. Finans yöneticilerinin temel görevlerinden bir tanesi de mevcut fonların en etkin şekilde değerlendirilmesidir. Belirtilen bu amaç doğrultusunda bireysel ve kurumsal yatırımcılar da tasarruflarını daha değerli hale getirmek istemektedirler.

Sermaye varlıklarının en iyi değerlendirme yöntemlerinden bir tanesi finans alanının bir alt dalı olan portföy yönetimidir. Portföy, birden fazla menkul kıymetten oluşan bir sepet olarak tanımlanır. Portföy yöneticisinin en temel amacı sepetteki varlık kümesini en değerli hale getirmektir. Portföyün en iyi şekilde oluşturulup değerlendirmesi geçmişte olduğu gibi günümüzde de finans alanındaki en önemli konulardan bir tanesidir.

Geçmiş dönemlerde kişi ve kurumlar portföylerini genel olarak geleneksel portföy teorisi yaklaşımına göre değerlendirmişlerdir. Bu teoride temel yaklaşım basit çeşitlendirme esasına dayanmaktadır. Yatırımcı, özellikle farklı iş kollarındaki sektörlerden oluşan fazla sayıda menkul kıymetlere yatırım yapmaktadır. Bu yaklaşımın en önemli avantajı, metodun kullanılmasının basit ve anlaşılır olmasıdır. Bundan dolayı geçmişte olduğu gibi günümüzde de yatırımcılar bu metodu kullanmaya devam etmektedirler. Geleneksel portföy teorisinin en büyük dezavantajı ise menkul kıymetler arasındaki ilişkinin kuvveti ve yönünü matematiksel olarak incelememesidir. Şöyle ki, portföydeki bazı menkul kıymetler farklı sektörlerden de olsa fiyat değişimleri aynı yönde olabilir, bu yüzden de portföyden beklenen riskin azalması gerçekleşmeyebilir. Bu teori 19. Yüzyılın ikinci yarısına kadar kabul görmüştür.

1950'li yıllarda H. Markowitz (Markowitz, 1952) portföy yönetimine yeni bir yaklaşım getirmiş ve menkul kıymetler arasındaki matematiksel ilişkiyi incelemiştir. Bu

çalışmalarının sonucunda H. Markowitz (H. Markowitz, 1959) modern portföy teorisi yaklaşımını finans literatürüne kazandırmıştır. Teori temel olarak, geleneksel portföy teorisinde olduğu gibi çeşitlendirme esasına dayanmaktadır. Ancak, portföye alınacak menkul kıymetler kendi aralarındaki matematiksel ilişkiye göre riski en aza indirecek şekilde seçilmektedir. Bunun sonucunda portföyün riski en aza indirilirken portföy getirisi de maksimum olacaktır. Modern portföy teorisi yaklaşımı sayesinde portföyün riski ve getirisi ölçülebilir hale gelmiştir. Yatırımcılar da riske karşı almış oldukları tutuma göre farklı risk düzeylerinde en optimal portföylere yatırım yapabilme olanağına kavuşmuşlardır.

Geçmişte yatırımcılar genellikle sadece kendi ülkelerinde yatırım yaparken günümüzde yatırım olanakları genişlemiş ve dünyada pek çok ülke sermaye varlıklarına yatırım fırsatı doğmuştur. Bunun sonucunda portföy yöneticisi yatırım olanaklarını genişleterek sistematik riski de azaltabilmektedir. Yatırım olanaklarının genişlemesi ile birlikte portföye dahil edilebilecek menkul kıymet sayısı oldukça artmıştır. Bu durumda, yatırımcı menkul kıymet olanakları kümesinden her bir menkul kıymete yatırım yapmak istese de işlem maliyetleri oldukça artacaktır. Ayrıca, portföyün kontrolü ve yönetilebilirliği zorlaşacaktır. Belirtilen bu dezavantajlardan kurtulmanın en temel yolu portföye dahil edilecek menkul kıymet sayısını sınırlandırmaktır. Bu durumda H. Markowitz'in geliştirmiş olduğu ortalama varyans modeline portföyde yer alacak menkul kıymet sayısı kısıtı eklenmektedir. Yeni oluşturulan problemin literatürdeki adı elaman sayısı kısıtlı portföy optimizasyonu problemidir. Problem tanımı gereği, menkul kıymetler bütününden oluşan evrensel bir uzay kümesinden belli bir sayıda menkul kıymeti belli bir risk düzeyinde portföy getirisini maksimum edecek şekilde yada başka bir ifade ile hedeflenen getiriye minimum risk düzeyinde belirleme esasına dayanmaktadır. Problem kombinasyonel optimizasyondur ve literatürde NP-Zor sınıfına girmektedir. Bu tür problemlerin belirli bir zaman aralığında çözümü zordur ve problem boyutu büyüdükçe çözüm bulmak olanaksızlaşmaktadır. Tezde, ele alınan portföy optimizasyonu problemi de bu sınıfta yer almaktadır.

Tezde, portföy optimizasyonu problemi için sezgisel yöntemler geliştirilmiştir. Bunlar sırasıyla Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ve Yapay Arı Kolonisi (YAK) algoritmalarıdır. Birinci aşamada, geliştirilen sezgisel metotlar literatürde yer alan Hang Seng (Hong Kong), DAX (Almanya), FTSE (İngiltere), S&P

(Amerika Birleşik Devletleri) ve NIKKEI (Japonya) endekslerine ait verilere uygulanmıştır. Literatürde kabul gören temel performans ölçütleri kullanılarak geliştirilen sezgisel metotların performansı test problemleri üzerinde ölçülmüştür. İkinci aşamada, geliştirilen sezgisel yöntemler Türkiye'ye ait Borsa İstanbul (BİST) BİST-30 ve BİST-100 endekslerine uygulanmış ve sonuçlar analiz edilmiştir. Ayrıca, literatürde portföyler sadece 10 adet hisse senedinden oluşturulur iken tezde farklı sayıda (2,5,7,10,15,20) menkul kıymetten oluşan portföyler için analizler yapılmıştır.

Çeşitlendirme tanımına göre portföyü oluşturan menkul kıymet sayısı arttıkça riskin azalacağı varsayılmaktadır. Ancak tezde, yüksek risk düzeylerinde daha az sayıda, orta ve düşük risk düzeylerinde ise optimal sayıda portföye yatırım yapılması gerektiği bulunmuştur. Bunlara ilave olarak, portföydeki menkul kıymet sayısı arttıkça optimal getiriden uzaklaşıp portföy riski artmaktadır. Özetle, portföy oluşturmada basit çeşitlendirme tek başına yeterli olmayıp, menkul kıymetler arasındaki matematiksel ilişkiyi göz önünde tutan ve yatırımcının aldığı risk düzeylerine göre belirlenen sayıda menkul kıymete yatırım yapmak daha optimal sonuçlar üretmektedir.

Gelecekte çalışmalar açısından bazı konular öne çıkmaktadır. Tezde, portföyde bulundurulması gereken menkul kıymet sayısı sabit alınarak farklı değerler için analizler yapılmıştır. Öneri olarak bu değerlerin modelde sınırlandırmadan değişken olarak düşünüldüğünde farklı çözüm yaklaşımları geliştirilebilir. Ayrıca, etkin sınır grafiğinde risk eksenini boyunca farklı risk değerlerinde portföydeki menkul kıymet sayısı değişimleri için alternatif çözüm önerileri geliştirilebilir.

Sonuç olarak, çalışma içeriği itibarı ile yatırımcıya karar verme sürecinde yardımcı olacaktır.

KAYNAKLAR

- Ackora-Prah, J., Gyamerah, S. A. ve Andam, P. S. (2014). "A Heuristic Crossover for Portfolio Selection". *Applied Mathematical Sciences*(65-68), 3215-3227.
- Adebiyi Ayodele, A. ve Ayo Charles, K. (2015). "Portfolio Selection Problem Using Generalized Differential Evolution 3". *Applied Mathematical Sciences*, 9(41-44), 2069-2082.
- Akgüç, Ö. (1985). *Finansal Yönetim*, İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Muhasebe Enstitüsü,
- Akmut, Ö. (1989). *Sermaye Piyasası Analizleri Ve Portföy Yönetimi*,
- Alantar, D. (2008). "Küresel Finansal Kriz: Nedenleri Ve Sonuçları Üzerine Bir Değerlendirme". *Maliye Finans Yazıları*, 1(81).
- Alfaro-Cid, E., Baixauli-Soler, J. S. ve Fernandez-Blanco, M. O. (2011). "Minimising Value-at-Risk in a Portfolio Optimisation Problem Using a Multi-Objective Genetic Algorithm". *International Journal of Risk Assessment and Management*, 15(5-6), 453-477.
- Amling, F. (1989). *Investments: An Introduction to Analysis and Management*, Prentice Hall,
- Anagnostopoulos, K. P. ve Mamanis, G. (2010). "A Portfolio Optimization Model with Three Objectives and Discrete Variables". *Computers & Operations Research*, 37(7), 1285-1297.
- Anagnostopoulos, K. P. ve Mamanis, G. (2011a). "The Mean–Variance Cardinality Constrained Portfolio Optimization Problem: An Experimental Evaluation of Five Multiobjective Evolutionary Algorithms". *Expert Systems with Applications*, 38(11), 14208-14217.
- Anagnostopoulos, K. P. ve Mamanis, G. (2011b). "Multiobjective Evolutionary Algorithms for Complex Portfolio Optimization Problems". *Computational Management Science*, 8(3), 259-279.
- Aranha, C. ve Iba, H. (2009). "The Memetic Tree-Based Genetic Algorithm and Its Application to Portfolio Optimization". *Memetic Computing*, 1(2), 139-151.
- Arkeman, Y., Yusuf, A., Mushthofa, Laxmi, G. F. ve Seminar, K. B. (2013). "The Formation of Optimal Portfolio of Mutual Shares Funds Using Multi-Objective Genetic Algorithm". *Telkomnika*, 11(3), 625-636.
- Atan, M. (2005). "Karesel Programlama İle Portföy Optimizasyonu". *VII Ulusal Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu*, 26-27.
- Aygören, H. ve Akyer, H. (2013). "Etkin Portföylerin Belirlenmesinde Veri-Aralığı, Hisse Senedi Sayısı Ve Risk Düzeyi Faktörlerinin Etkisi". *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 5(2).
- Bayar, F. (2008). "Küreselleşme Kavramı Ve Küreselleşme Sürecinde Türkiye". *Uluslararası Ekonomik Sorunlar Dergisi*, 32, 25-34.
- Bekçioğlu, S. (1984). *Portföy Yaklaşımları Ve Markowitz Portföy Yaklaşımının Türk Hisse Senedi Piyasasına Uygulanması*: Ankara.
- Bevilacqua, V., Pacelli, V. ve Saladino, S. (2012). A Novel Multi Objective Genetic Algorithm for the Portfolio Optimization. In D.-S. Huang, Y. Gan, V. Bevilacqua & J. C. Figueroa (Eds.), *Advanced Intelligent Computing: 7th International Conference, Iccic 2011, Zhengzhou, China, August 11-14, 2011. Revised Selected Papers* (pp. 186-193). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Black, F. ve Scholes, M. (1973). "The Pricing of Options and Corporate Liabilities". *The Journal of Political Economy*, 637-654.

- Borsagundem. (2015). Carrefoursa'da Kod Değişikliği Ve Referans Fiyat. <http://www.borsagundem.com/haber/carrefoursada-kod-degisikligi-ve-referans/230756> (20/05/2016).
- Branke, J., Scheckenbach, B., Stein, M., Deb, K. ve Schmeck, H. (2009). "Portfolio Optimization with an Envelope-Based Multi-Objective Evolutionary Algorithm". *European Journal of Operational Research*, 199(3), 684-693.
- Brennan, M. J. (1989). Capital Asset Pricing Model *Finance* (pp. 91-102): Springer.
- Cesarone, F., Scozzari, A. ve Tardella, F. (2013). "A New Method for Mean-Variance Portfolio Optimization with Cardinality Constraints". *Annals of Operations Research*, 205(1), 213-234.
- Ceylan, A. ve Korkmaz, T. (1993). *Uygulamalı Portföy Yönetimi*, Ekin Kitapevi Yayınları, Bursa.
- Ceylan, A. ve Korkmaz, T. (2012). *Sermaye Piyasası Ve Menkul Değer Analizi*, Ekin Kitapevi Yayınları, Bursa.
- Chang, T.-J., Yang, S.-C. ve Chang, K.-J. (2009). "Portfolio Optimization Problems in Different Risk Measures Using Genetic Algorithm". *Expert Systems with Applications*, 36(7), 10529-10537.
- Chang, T. J., Meade, N., Beasley, J. E. ve Sharaiha, Y. M. (2000). "Heuristics for Cardinality Constrained Portfolio Optimisation". *Computers & Operations Research*, 27(13), 1271-1302.
- Chen, W., Xu, W. J., Yang, L. ve Cai, Y. M. (2008). *Genetic Algorithm with an Application to Complex Portfolio Selection*. Paper presented at the Proceedings - 4th International Conference on Natural Computation, ICNC 2008.
- Chen, Y., Mabu, S. ve Hirasawa, K. (2011). "Genetic Relation Algorithm with Guided Mutation for the Large-Scale Portfolio Optimization". *Expert Systems with Applications*, 38(4), 3353-3363.
- ChiangLin, C. Y. (2006). *Applications of Genetic Algorithm to Portfolio Optimization with Practical Transaction Constraints*. Paper presented at the Proceedings of the 9th Joint Conference on Information Sciences, JCIS 2006.
- Civan, M. (2010). *Sermaye Piyasası Analizleri Ve Portföy Yönetimi*, Ekin yayınevi,
- Clendenin, J. C. ve Christy, G. A. (1969). "Introduction to Investments".
- Corazza, M., Fasano, G. ve Gusso, R. (2013a). "Particle Swarm Optimization with Non-Smooth Penalty Reformulation, for a Complex Portfolio Selection Problem". *Applied Mathematics and Computation*, 224, 611-624.
- Corazza, M., Fasano, G. ve Gusso, R. (2013b). "Particle Swarm Optimization with Non-Smooth Penalty Reformulation, for a Complex Portfolio Selection Problem". *Applied Mathematics and Computation*, 224(0), 611-624.
- Coutino-Gomez, C. A., Torres-Jimenez, J. ve Villarreal-Antelo, B. M. (2003). Heuristic Methods for Portfolio Selection at the Mexican Stock Exchange. In J. Liu, Y.-m. Cheung & H. Yin (Eds.), *Intelligent Data Engineering and Automated Learning: 4th International Conference, Ideal 2003, Hong Kong, China, March 21-23, 2003. Revised Papers* (pp. 919-923). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Crama, Y. ve Schyns, M. (2003). "Simulated Annealing for Complex Portfolio Selection Problems". *European Journal of Operational Research*, 150(3), 546-571.
- Cura, T. (2009). "Particle Swarm Optimization Approach to Portfolio Optimization". *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 10(4), 2396-2406.
- Deng, G.-F., Lin, W.-T. ve Lo, C.-C. (2012). "Markowitz-Based Portfolio Selection with Cardinality Constraints Using Improved Particle Swarm Optimization". *Expert Systems with Applications*, 39(4), 4558-4566.

- Derigs, U. ve Nickel, N.-H. (2003). "Meta-Heuristic Based Decision Support for Portfolio Optimization with a Case Study on Tracking Error Minimization in Passive Portfolio Management". *OR Spectrum*, 25(3), 345-378.
- Ercan, M. K. ve Ban, Ü. (2010). *Değere Dayalı İşletme Finansı: Finansal Yönetim*, Gazi Kitabevi,
- Ertuna, Ö. (1986). *Finansal Kurumlar*, Teori yayınları,
- Fischer, D. E. ve Jordan, R. J. (1975). *Security Analysis and Portfolio Management*, Prentice Hall,
- Fu, T. C., Ng, C. M., Wong, K. W. ve Chung, F. L. (2011). *Models for Portfolio Management on Enhancing Periodic Consideration and Portfolio Selection*. Paper presented at the Proceedings - 2011 7th International Conference on Natural Computation, ICNC 2011.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.,
- Golmakani, H. R. ve Fazel, M. (2011). "Constrained Portfolio Selection Using Particle Swarm Optimization". *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8327-8335.
- Gökmen, H. (2008). "Risk Yönetim Aracı Olarak Vadeli İşlem Sözleşmelerinin Kobi'ler Açısından Önemi: İzmir Vadeli İşlemler Borsası (Vob) Örneği". *Risk*, 10(2).
- Grazia Speranza, M. (1996). "A Heuristic Algorithm for a Portfolio Optimization Model Applied to the Milan Stock Market". *Computers & Operations Research*, 23(5), 433-441.
- Guo, Q., Li, J., Zou, C., Guo, Y. ve Yan, W. (2012). "A Class of Multi-Period Semi-Variance Portfolio for Petroleum Exploration and Development". *International Journal of Systems Science*, 43(10), 1883-1890.
- Hadi, A. S., El Naggat, A. A. ve Abdel Bary, M. N. (2016). "New Model and Method for Portfolios Selection". *Applied Mathematical Sciences*, 10(5-8), 263-288.
- Harrington, D. R. (1987). *Modern Portfolio Theory, the Capital Asset Pricing Model, and Arbitrage Pricing Theory: A User's Guide*, Prentice Hall,
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, The University of Michigan Press, Ann Arbor, MI.
- Horn, J., Nafpliotis, N. ve Goldberg, D. E. (1994). *A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization*. Paper presented at the Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on.
- Joglekar, S. (2014). *Two-Stage Stock Portfolio Construction: Correlation Clustering and Genetic Optimization*. Paper presented at the Proceedings of the 27th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, FLAIRS 2014.
- Jones, C. P., Heaton, C. P. ve Tuttle, D. L. (1977). *Essentials of Modern Investments*, Ronald Press,
- Kaplan, C. (1999). *Finansal Yenilikler Ve Piyasalar Üzerine Etkileri: Türkiye Örneği*, TCMB,
- Karaboga, D. (2005). *An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization*. Kayseri: Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department.
- Karahan, Ö. ve Evren, İ. (2013). "Türkiye'ye Yönelik Yabancı Sermaye Akımlarının Hacim Ve Kompozisyonundaki Gelişmeler ". *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 11(21), 299-316.
- Karan, M. B. (2011). *Yatırım Analizi Ve Portföy Yönetimi*, Gazi Kitabevi,
- Karaşin, A. G. ve Kurulu, S. P. (1987). *Sermaye Piyasası Analizleri*, SPK,

- Kennedy, J. ve Eberhart, R. (1995, Nov/Dec 1995). *Particle Swarm Optimization*. Paper presented at the Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on.
- Kremmel, T., Kubalik, J. ve Biffel, S. (2011). "Software Project Portfolio Optimization with Advanced Multiobjective Evolutionary Algorithms". *Applied Soft Computing*, 11(1), 1416-1426.
- Lai, K. K., Yu, L., Wang, S. ve Zhou, C. (2006). A Double-Stage Genetic Optimization Algorithm for Portfolio Selection. In I. King, J. Wang, L.-W. Chan & D. Wang (Eds.), *Neural Information Processing: 13th International Conference, Iconip 2006, Hong Kong, China, October 3-6, 2006. Proceedings, Part Iii* (pp. 928-937). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Li, Y. F. ve Guo, W. (2009). *The Stock Portfolios Simulated Annealing Genetic Algorithm Based on Raroc*. Paper presented at the 2009 Chinese Control and Decision Conference, CCDC 2009.
- Liagkouras, K. ve Metaxiotis, K. (2014). "A New Probe Guided Mutation Operator and Its Application for Solving the Cardinality Constrained Portfolio Optimization Problem". *Expert Systems with Applications*, 41(14), 6274-6290.
- Lin, C.-C. ve Liu, Y.-T. (2008). "Genetic Algorithms for Portfolio Selection Problems with Minimum Transaction Lots". *European Journal of Operational Research*, 185(1), 393-404.
- Loukeris, N., Donnelly, D., Khuman, A. ve Peng, Y. (2009). "A Numerical Evaluation of Meta-Heuristic Techniques in Portfolio Optimisation". *Operational Research*, 9(1), 81-103.
- Lu, Z. ve Wang, X. (2013). *Improved Portfolio Optimization with Non-Convex and Non-Concave Cost Using Genetic Algorithms*. Paper presented at the Proceedings - 2013 International Conference on Mechatronic Sciences, Electric Engineering and Computer, MEC 2013.
- Lwin, K., Qu, R. ve Kendall, G. (2014). "A Learning-Guided Multi-Objective Evolutionary Algorithm for Constrained Portfolio Optimization". *Applied Soft Computing*, 24(0), 757-772.
- Malkiel, B. G. ve Fama, E. F. (1970). "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work". *The journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Maringer, D. ve Kellerer, H. (2003). "Optimization of Cardinality Constrained Portfolios with a Hybrid Local Search Algorithm". *OR Spectrum*, 25(4), 481-495.
- Markowitz, H. (1952). "Portfolio Selection". *The journal of finance*, 7(1), 77-91.
- Markowitz, H. (1959). *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*, Yale University Press,
- Markowitz, H. M. (1959). *Portfolio Selection: Efticient Diversification of Investments*,
- Mashayekhi, Z. ve Omrani, H. (2016). "An Integrated Multi-Objective Markowitz–Dea Cross-Efficiency Model with Fuzzy Returns for Portfolio Selection Problem". *Applied Soft Computing*, 38, 1-9.
- Moral-Escudero, R., Ruiz-Torrubiano, R. ve Suarez, A. (2006, 0-0 0). *Selection of Optimal Investment Portfolios with Cardinality Constraints*. Paper presented at the Evolutionary Computation, 2006. CEC 2006. IEEE Congress on.
- Murray, W. ve Shek, H. (2012). "A Local Relaxation Method for the Cardinality Constrained Portfolio Optimization Problem". *Computational Optimization and Applications*, 53(3), 681-709.
- Oesch, C. ve Maringer, D. (2013). *Portfolio Optimization under Market Impact Costs*. Paper presented at the 2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2013.

- Pai, G. A. V. ve Michel, T. (2009). "Evolutionary Optimization of Constrained K-Means Clustered Assets for Diversification in Small Portfolios". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 13(5), 1030-1053.
- Patalia, T. P. ve Kulkarni, G. R. (2011). *Design of Genetic Algorithm for Knapsack Problem to Perform Stock Portfolio Selection Using Financial Indicators*. Paper presented at the Proceedings - 2011 International Conference on Computational Intelligence and Communication Systems, CICN 2011.
- Picek, S., Jakobovic, D. ve Golub, M. (2013, 20-23 June 2013). *On the Recombination Operator in the Real-Coded Genetic Algorithms*. Paper presented at the Evolutionary Computation (CEC), 2013 IEEE Congress on.
- Reilly, F. ve Brown, K. (2011). *Investment Analysis and Portfolio Management*, Cengage Learning,
- Robinson, R. I. ve Wrightsman, D. (1980). *Financial Markets: The Accumulation and Allocation of Wealth*, McGraw-Hill Companies,
- Rong, X., Lu, M. ve Deng, L. (2009). "Multi-Period Model of Portfolio Investment and Adjustment Based on Hybrid Genetic Algorithm". *Transactions of Tianjin University*, 15(6), 415-422.
- Ross, S. A. (1976). "The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing". *Journal of Economic Theory*, 13(3), 341-360.
- Ruiz-Torrubiano, R. ve Suarez, A. (2010). "Hybrid Approaches and Dimensionality Reduction for Portfolio Selection with Cardinality Constraints". *Computational Intelligence Magazine, IEEE*, 5(2), 92-107.
- Sadigh, A. N., Mokhtari, H., Iranpoor, M. ve Fatemi Ghomi, S. M. T. (2012). "Cardinality Constrained Portfolio Optimization Using a Hybrid Approach Based on Particle Swarm Optimization and Hopfield Neural Network". *Advanced Science Letters*, 17(1), 11-20.
- Sadjadi, S. J., Gharakhani, M. ve Safari, E. (2012). "Robust Optimization Framework for Cardinality Constrained Portfolio Problem". *Applied Soft Computing*, 12(1), 91-99.
- Schaerf, A. (2002). "Local Search Techniques for Constrained Portfolio Selection Problems". *Computational Economics*, 20(3), 177-190.
- Schroek, G. (2002). *Risk Management and Value Creation in Financial Institutions* (Vol. 155), John Wiley & Sons,
- Shaikh, R. A. ve Abbas, A. (2009). *Genetic Algorithm and Ms Solver for Portfolio Optimization under Exogenous Influence*. Paper presented at the 2009 International Conference on Computer and Electrical Engineering, ICCEE 2009.
- Sharpe, W. F. (1963). "A Simplified Model for Portfolio Analysis". *Management science*, 9(2), 277-293.
- Shaw, D. X., Liu, S. ve Kopman, L. (2008). "Lagrangian Relaxation Procedure for Cardinality-Constrained Portfolio Optimization". *Optimization Methods and Software*, 23(3), 411-420.
- Shenoy, C. ve McCarthy, K. C. (1988). *Applied Portfolio Management*: USA: John Wiley & Sons Inc.
- Shoaf, J. ve Foster, J. A. (1998). *Efficient Set Ga for Stock Portfolios*. Paper presented at the Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, ICEC.
- Soleimani, H., Golmakani, H. R. ve Salimi, M. H. (2009a). "Markowitz-Based Portfolio Selection with Minimum Transaction Lots, Cardinality Constraints and Regarding Sector Capitalization Using Genetic Algorithm". *Expert Systems with Applications*, 36(3, Part 1), 5058-5063.

- Soleimani, H., Golmakani, H. R. ve Salimi, M. H. (2009b). "Markowitz-Based Portfolio Selection with Minimum Transaction Lots, Cardinality Constraints and Regarding Sector Capitalization Using Genetic Algorithm". *Expert Systems with Applications*, 36(3), 5058-5063.
- Sun, J., Fang, W., Wu, X., Lai, C.-H. ve Xu, W. (2011). "Solving the Multi-Stage Portfolio Optimization Problem with a Novel Particle Swarm Optimization". *Expert Systems with Applications*, 38(6), 6727-6735.
- Tabata, Y. ve Takeda, E. (1995). "Bicriteria Optimization Problem of Designing an Index Fund". *The Journal of the Operational Research Society*, 46(8), 1023-1032.
- Tversky, A. ve Kahneman, D. (1992). "Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty". *Journal of Risk and uncertainty*, 5(4), 297-323.
- Woodside-Oriakhi, M., Lucas, C. ve Beasley, J. E. (2011). "Heuristic Algorithms for the Cardinality Constrained Efficient Frontier". *European Journal of Operational Research*, 213(3), 538-550.
- Xia, Y., Liu, B., Wang, S. ve Lai, K. K. (2000). "A Model for Portfolio Selection with Order of Expected Returns". *Computers & Operations Research*, 27(5), 409-422.
- Xu, Q. F., Jiang, C. X. ve Kang, P. (2007). *Dynamic Portfolio Selection under Higher Moments*. Paper presented at the Proceedings of the Sixth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, ICMLC 2007.
- Yan, W., Miao, R. ve Li, S. (2007). "Multi-Period Semi-Variance Portfolio Selection: Model and Numerical Solution". *Applied Mathematics and Computation*, 194(1), 128-134.
- Yao, X., Liu, Y. ve Lin, G. (1999). "Evolutionary Programming Made Faster". *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 3(2), 82-102.
- Yi, H. ve Yang, J. (2013). *Multi-Objective Portfolio Optimization Based on Fuzzy Genetic Algorithm*. Paper presented at the Proceedings - 9th International Conference on Computational Intelligence and Security, CIS 2013.
- Zhu, H., Wang, Y., Wang, K. ve Chen, Y. (2011). "Particle Swarm Optimization (Pso) for the Constrained Portfolio Optimization Problem". *Expert Systems with Applications*, 38(8), 10161-10169.

ÖZGEÇMİŞ

Hasan Akyer, 1977 yılında Sarıkavak/ Afyonkarahisar'da doğdu. 1998 yılında 9 Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Endüstri Mühendisliği Bölümünden mezun oldu. Denizli'de faaliyet gösteren sanayi işletmelerinde üretim planlama mühendisi ünvanı ile çalıştıktan sonra Pamukkale Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümüne araştırma görevlisi olarak başladı. 2002 yılında Boğaziçi Üniversitesi yabancı diller hazırlık programını başarı ile tamamladı. 2006 yılında Boğaziçi Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümünde yüksek lisansını tamamladı. 2008-2009 yılları arasında asteğmen olarak askerlik hizmetini tamamladı. 2010 yılında Pamukkale Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı'nda Genel İşletme doktora programına başladı. Hasan Akyer, halen aynı üniversitede araştırma görevlisi olarak görevine devam etmektedir.