

**HİYERARŞİK RİSK PARİTESİ VE ÇOK KRİTERLİ KARAR  
VERME YÖNTEMLERİ İLE PORTFÖY OPTİMİZASYONU:  
BİST 100 UYGULAMASI**

**Ali KATRANCI**

**Temmuz 2024  
DENİZLİ**

**HİYERARŞİK RİSK PARİTESİ VE ÇOK KRİTERLİ KARAR  
VERME YÖNTEMLERİ İLE PORTFÖY OPTİMİZASYONU:  
BİST 100 UYGULAMASI**

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

---

**Ali KATRANCI**

**Danışman: Doç. Dr. Nilsen KUNDAKCI**

**Temmuz 2024  
DENİZLİ**

Bu tezin tasarımı, hazırlanması, yürütülmesi, arařtırmalarının yapılması ve bulgularının analizlerinde bilimsel etięe ve akademik kurallara özenle riayet edildiđini; bu çalışmanın doğrudan birincil ürünü olmayan bulguların, verilerin ve materyallerin bilimsel etięe uygun olarak kaynak gösterildiđini ve alıntı yapılan çalışmalara atıfta bulunulduđunu beyan ederim.

Ali KATRANCI

*Canım aileme,*

## ÖN SÖZ

Doktora eğitimim boyunca yardımlarını, desteğini, sabrını, bilgisini esirgemeyen ve birlikte çalışmaktan onur duyduğum değerli danışman hocam Doç. Dr. Nilsen KUNDAKCI başta olmak üzere doktora tez izleme komitesi/tez jürisinde yer alarak bilgileri ve deneyimleri ile tezimin şekillenmesine yardımcı olan Doç. Dr. Umut UYAR, Doç. Dr. Hüseyin KOÇAK, Doç. Dr. Umut Tolga GÜMÜŞ ve Dr. Öğr. Üyesi Gürkan KÜÇÜKYILDIZ hocalarıma en içten teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca tezimi detaylı bir şekilde inceleyerek önerilerde bulunan Doç Dr. Ayşegül TUŞ hocama teşekkür ederim.

Tüm yaşamım boyunca her türlü fedakârlığı yaparak maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen, evlatları olmaktan her zaman gurur duyduğum aileme şükranlarımı sunarım. İyi ki varsınız...

## ÖZET

# HİYERARŞİK RİSK PARİTESİ VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE PORTFÖY OPTİMİZASYONU: BİST 100 UYGULAMASI

KATRANCI, Ali

Doktora Tezi

İşletme ABD

Genel İşletme Doktora Programı

Tez Yöneticisi: Doç. Dr. Nilsen KUNDAKCI

Temmuz 2024, XVI+161 sayfa

Yatırımcılar, gelecekte daha rahat bir yaşam sürdürebilmek ve tasarruflarını en iyi şekilde değerlendirebilmek amacıyla piyasada yer alan yatırım alternatifleri arasından en uygun olanını seçerek optimal portföylerini oluşturmak istemektedir. Bu nedenle yatırımcılar, yarım yüzyılı aşkın bir süredir optimal portföyü oluşturabilmek amacıyla Markowitz (1952) tarafından önerilen Ortalama Varyans Modelinden (OVM) yararlanmaktadır. Ancak OVM ile ilgili yapılan çalışmalar incelendiğinde bu modelin çeşitli açılardan eleştirilmiştir. Bu eleştirilerden en önemlisi de konsantrasyon problemidir. Konsantrasyon problemi, OVM'nin çeşitlendirme temelli bir yaklaşım olmasına karşın piyasadaki az sayıda varlığa yatırım yapmasını önermesi yatırımcı açısından kayıplara neden olabilmektedir. Bu probleme çözüm bulabilmek amacıyla Prado, 2016 yılında çizge teorisi ve makine öğrenmesi temelli Hiyerarşik Risk Paritesi (HRP) algoritmasını önermiştir. HRP algoritması, konsantrasyon probleminin çözümü için başarı sağlamış olmasına karşın zincirleme ve optimal küme sayısının belirlenememesi sorununu da beraberinde getirmiştir. Bu çalışmada, bu sorunu ortadan kaldırmak amacıyla HRP-ÇKKV (Çok Kriterli Karar Verme) yaklaşımı önerilmiştir. Önerilen yaklaşım, ÇKKV yöntemlerinden MEREC ve WEDBA yöntemlerinin kullanılmasına dayanmaktadır. Kriter ağırlıklarının belirlenmesinde objektif kriter ağırlık belirleme yöntemlerinden bir tanesi olan MEREC yönteminden yararlanılmıştır. Hisse senetlerinin değerlendirilmesinde ise WEDBA yöntemi kullanılmıştır. Çalışmanın uygulaması BİST 100 endeksinde işlem gören hisse senetleri üzerinde gerçekleştirilmiştir. Elde edilen bulgulara göre HRP-ÇKKV yaklaşımı, HRP algoritmasına göre daha başarılı sonuçlar elde etmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Hiyerarşik Risk Paritesi, Çok Kriterli Karar Verme, MEREC, WEDBA, BİST 100

**ABSTRACT**

**PORTFOLIO OPTIMIZATION WITH HIERARCHICAL RISK  
PARITY AND MULTI-CRITERIA DECISION MAKING: BIST 100  
APPLICATION**

KATRANCI, Ali  
Doctoral Thesis  
Business Administration Department  
Business Administration PhD Programme  
Adviser of Thesis: Assoc. Prof. Dr. Nilsen KUNDAKCI

July 2024, XVI+161 pages

To secure a comfortable future and effectively maximize their savings, investors seek to build optimal portfolios by carefully selecting the best investment options available in the market. For more than fifty years, investors have relied on the Mean Variance Model (MVM) proposed by Markowitz in 1952 to construct these portfolios. However, numerous studies have criticized the MVM from various angles. One important point of criticism is the concentration problem. Although the MVM is based on diversification, it often recommends investing in a limited number of assets. This limited approach can lead to financial losses for investors. To address this problem, Prado introduced the Hierarchical Risk Parity (HRP) algorithm in 2016, which integrates concepts from graph theory and machine learning. While HRP effectively solves the concentration problem, it introduces new challenges, such as the problem of concatenation and difficulties in determining the optimal number of clusters. To overcome these challenges, this study proposes an HRP approach to multi-criteria decision making (MCDM). The proposed approach incorporates the MEREC and WEDBA methods. The MEREC method, an objective approach to weighting criteria, was used to assign appropriate weights to the criteria. At the same time, the WEDBA method was used to evaluate the inventories. This approach was applied to the stocks listed in the BIST 100 Index. The results showed that the HRP-MCDM approach provided more successful results compared to the traditional HRP algorithm, thus providing a more robust solution to the problems previously encountered.

**Keywords:** Hierarchical Risk Parity, Multi-Criteria Decision Making, MEREC, WEDBA, BIST 100

## İÇİNDEKİLER

ÖN SÖZ .....	v
ÖZET .....	vi
ABSTRACT .....	vii
İÇİNDEKİLER.....	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	x
TABLolar DİZİNİ.....	xi
EKLER DİZİNİ .....	xii
KISALTMALAR DİZİNİ.....	xiii
GİRİŞ .....	1

## BİRİNCİ BÖLÜM

### PORTFÖY OPTİMİZASYONU

1.1.Portföy Kavramı.....	4
1.2.Portföy ile İlgili Temel Kavramlar .....	4
1.2.1. Getiri.....	5
1.2.2. Risk.....	7
1.2.2.1. Varyans ve Standart Sapma .....	14
1.2.2.2. Kovaryans .....	15
1.2.2.3. Korelasyon Katsayısı .....	16
1.2.2.4. Beta Katsayısı.....	17
1.3.Portföy Çeşitleri.....	18
1.3.1.Tamamı Tahvillerden Oluşan Portföyler .....	19
1.3.2.Tamamı Hisse Senetlerinden Oluşan Portföyler .....	19
1.3.3.Karma Portföyler.....	19
1.3.4.Diğer Yatırım Araçlarından Oluşan Portföyler.....	20
1.4.Portföy Teorileri.....	21
1.4.1.Geleneksel Portföy Teorisi .....	21
1.4.2.Modern Portföy Teorisi .....	23
1.5.Portföy Performansının Değerlendirilmesi.....	28
1.5.1.Sharpe Oranı .....	29
1.5.2.M2 Performans Ölçütü .....	30
1.5.3.Sortino Oranı.....	31
1.5.4.Treynor Ölçütü .....	32
1.5.5.Jensen Ölçütü .....	33
1.5.6.T2 Performans Ölçütü .....	34



1.5.7.Değerleme Oranı .....	35
-----------------------------	----

## İKİNCİ BÖLÜM

### METODOLOJİ

2.1. Kümeleme Analizi.....	37
2.2. Kümeleme Analizi Yöntemleri .....	40
2.2.1. Bölümleyici Tabanlı Kümeleme .....	40
2.2.2. Yoğunluk Tabanlı Kümeleme .....	41
2.2.3. Izgara Tabanlı Kümeleme .....	41
2.2.4. Model Tabanlı Kümeleme .....	42
2.2.5. Hiyerarşik Kümeleme .....	42
2.3. Küme Sayısının Belirlenmesi .....	43
2.4. Hiyerarşik Risk Paritesi .....	44
2.4.1. Ağaç Kümeleme .....	47
2.4.2. Yarı Köşegenleştirme .....	50
2.4.3. Ardışık İkili Seçim .....	51
2.5. Karar Verme ve Karar Verme Süreci .....	61
2.6. Karar Modelleri.....	62
2.7. Çok Kriterli Karar Verme .....	65
2.6.1. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri .....	71
2.6.2. Çok Kriterli Karar Verme Süreci .....	73
2.6.2.1. MEREC Yöntemi .....	79
2.6.2.2. WEDBA Yöntemi .....	87

## ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

### HİYERARŞİK RİSK PARİTESİ VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE PORTFÖY OPTİMİZASYONU

3.1.Araştırmanın Amacı ve Kapsamı .....	93
3.2.Analizde Yer Alan Alternatifler (İşletmeler).....	95
3.3.Analizde Yer Alan Kriterler (Finansal Oranlar) .....	101
3.4.Uygulama .....	103
3.4.1.HRP ile Alternatiflerin Kümelenmesi ve Ağırlıklandırılması .....	104
3.4.2.MEREC Yöntemi ile Kriterlerin Ağırlıklandırılması.....	117
3.4.3.WEDBA Yöntemi ile Alternatiflerin Değerlendirilmesi.....	121
SONUÇ VE ÖNERİLER .....	135
KAYNAKLAR.....	138
EKLER.....	152
ÖZGEÇMİŞ .....	161

## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1: Risk Çeşitleri.....	9
Şekil 2: Riski Sevmeyen Yatırımcı .....	13
Şekil 3: Riski Seven Yatırımcı.....	13
Şekil 4: Riske Karşı Kayıtsız Yatırımcı .....	14
Şekil 5: Modern Portföy Teorisi Yatırım Süreci.....	26
Şekil 6: Portföy Performansı Değerlendirme Yöntemleri .....	29
Şekil 7: Optimal Küme Sayısı Seçimi .....	44
Şekil 8: Kümelenmemiş Korelasyon Matrisi .....	50
Şekil 9: Kümelenmiş Korelasyon Matrisi.....	51
Şekil 10: ÇKKV Problemleri .....	67
Şekil 11: ÇKKV Süreci .....	75
Şekil 12: Karşılaştırmalı Analiz Ağırlıkları .....	85
Şekil 13: Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği.....	110
Şekil 14: Tek Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği .....	111
Şekil 15: Tam Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği .....	112
Şekil 16: Ortalama Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği .....	113
Şekil 17: Ağırlıklandırılmış Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği .....	114
Şekil 18: Merkezi Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği .....	115
Şekil 19: Medyan Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği.....	116

## TABLOLAR DİZİNİ

<b>Tablo 1:</b> Portföy Performans Ölçüm Yöntemlerinin Karşılaştırılması .....	36
<b>Tablo 2:</b> Mesafe Ölçüm Yaklaşımları .....	39
<b>Tablo 3:</b> ÇNKV ve ÇAKV Karşılaştırma .....	70
<b>Tablo 4:</b> Normalizasyon Teknikleri .....	76
<b>Tablo 5:</b> Araştırma Kapsamında Yer Alan BİST 100 Şirketleri .....	96
<b>Tablo 6:</b> Çalışmada Yararlanılan Kriterler .....	101
<b>Tablo 7:</b> HRP Algoritmasına Göre Yatırım Ağırlıkları .....	105
<b>Tablo 8:</b> HRP Algoritması Göre Portföy Sonuçları.....	108
<b>Tablo 9:</b> Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları .....	110
<b>Tablo 10:</b> Tek Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları.....	111
<b>Tablo 11:</b> Tam Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları.....	112
<b>Tablo 12:</b> Ortalama Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları .....	113
<b>Tablo 13:</b> Ağırlıklandırılmış Bağlanım Kriterine Elbow Yöntemi Grafiği.....	114
<b>Tablo 14:</b> Merkezi Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları.....	115
<b>Tablo 15:</b> Medyan Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları .....	116
<b>Tablo 16:</b> Karar Matrisi.....	118
<b>Tablo 17:</b> Normalize Karar Matrisi.....	118
<b>Tablo 18:</b> Alternatiflerin Toplam Performans Değerleri.....	119
<b>Tablo 19:</b> Alternatiflerin Performans Değerlerindeki Değişiklikler .....	119
<b>Tablo 20:</b> Mutlak Sapmaların Toplamının Hesaplanması.....	120
<b>Tablo 21:</b> Birinci Küme için Kriterlerin Ağırlık Değerleri .....	120
<b>Tablo 22:</b> Bölgesel Bağlanım Yönteminde Yer Alan Diğer Kümeler için Kriterlerin Ağırlık Değerleri.....	120
<b>Tablo 23:</b> Normalize Karar Matrisi.....	122
<b>Tablo 24:</b> Normalize Karar Matrisinin Standardize Edilmesi .....	122
<b>Tablo 25:</b> İdeal ve Anti İdeal Değerler .....	123
<b>Tablo 26:</b> İdeal Çözüm Değerlere Olan Öklid Uzaklıklar .....	123
<b>Tablo 27:</b> Anti İdeal Çözüm Değerlere Olan Öklid Uzaklıklar.....	124
<b>Tablo 28:</b> Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Birinci Kümeye ait IS Değerleri .....	124
<b>Tablo 29:</b> Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre İkinci Kümeye ait IS Değerleri .....	125
<b>Tablo 30:</b> Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Üçüncü Kümeye ait IS Değerleri .....	125
<b>Tablo 31:</b> Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Dördüncü Kümeye ait IS Değerleri.....	126
<b>Tablo 32:</b> Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Beşinci Kümeye ait IS Değerleri.....	126
<b>Tablo 33:</b> Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Altıncı Kümeye iat IS Değerleri .....	127
<b>Tablo 34:</b> Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Yedinci Kümeye ait IS Değerleri .....	128
<b>Tablo 35:</b> Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Sekizinci Kümeye ait IS Değerleri .....	128
<b>Tablo 36:</b> HRP-ÇKKV Yaklaşımına Göre Yatırım Ağırlıkları.....	130
<b>Tablo 37:</b> HRP-ÇKKV Yaklaşımı Portföy Sonuçları.....	133

## EKLER DİZİNİ

<b>Ek 1:</b> MEREC Yöntemi-Tek Bağlanım Kriterine Göre Kriterlerin Ağırlık Değerleri	153
<b>Ek 2:</b> MEREC Yöntemi-Tam Bağlanım Kriterine Göre Kriterlerin Ağırlık Değerleri	153
<b>Ek 3:</b> MEREC Yöntemi-Ortalama Bağlanım Kriterine Göre Ağırlık Değerleri .....	153
<b>Ek 4:</b> MEREC Yöntemi-Ağırlıklandırılmış Bağlanım Kriterine Göre Ağırlık Değerleri .....	154
<b>Ek 5:</b> MEREC Yöntemi-Merkezi Bağlanım Kriterine Göre Ağırlık Değerleri.....	154
<b>Ek 6:</b> MEREC Yöntemi-Medyan Bağlanım Kriterine Göre Ağırlık Değerleri.....	154
<b>Ek 7:</b> WEDBA Yöntemi- Tek Bağlanım Kriterine Göre IS Değerleri.....	155
<b>Ek 8:</b> WEDBA Yöntemi- Tam Bağlanım Kriterine Göre IS Değerleri .....	156
<b>Ek 9:</b> WEDBA Yöntemi- Ortalama Bağlanım Kriterine Göre IS Değerleri .....	157
<b>Ek 10:</b> WEDBA Yöntemi- Ağırlıklandırılmış Bağlanım Kriterine Göre IS Değerleri	158
<b>Ek 11:</b> WEDBA Yöntemi- Merkezi Bağlanım Kriterine Göre IS Değerleri.....	159
<b>Ek 12:</b> WEDBA Yöntemi- Medyan Bağlanım Kriterine Göre IS Değerleri.....	160

## KISALTMALAR DİZİNİ

ABD	Amerika Birleşik Devletleri
AHP	Analytic Hierarchy Process
APM	Arbitrage Pricing Model
ARAS	Additive Ratio Assesment
ARLON	Alternative Ranking using two step LOgarithmic Normalization
ASRP	Adaptif Seriationl Risk Parity
BANG	Balanced And Nested Grid
BDDK	Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurulu
BIRCH	Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies
BİST	Borsa İstanbul
BWM	Best Worst Method
CAPM	Capital Asset Pricing Model
CDaR	Koşullu Risk
CHANELEON	Hierarchical Clustering Using Dynamic Modeling
CILOS	Criterion Impact LOSs
CIRP	Cauchy Interlacing Risk Parity
CLA	Veritical Line Algorithm
CLARA	Custering LARge Applications
CLARANS	CLustering Algorithm based on RANdomized Search
CLIQUE	CLustering In QUEst
CLUBS	CLustering Using Binary Splitting
CMSTNO	Clustered Minimum Spanning Tree Nested Optimization
COBRA	COMprehensive Distance Based RANking
CoCoSo	Combined Compromise Solution
CODAS	COMbinative Distance based ASsesment
COMET	Characteristic Objects METHod
COPRAS	COMplex PROportional ASsessment
CRADIS	Compromise Ranking of Alternatives from Distance to Ideal Solution
CRITIC	CRiteria Importance Through Intercriteria Correlation
CURE	Clustering Using REpresentatives
CVaR	Koşullu Riske Maruz Değer
ÇAKV	Çok Amaçlı Karar Verme
ÇKKV	Çok Kriterli Karar Verme
ÇNKV	Çok Nitelikli Karar Verme
DAX	Frankfurt Borsası
DBCLASD	Distribution Based Clustering of LARge Spatial Databses
DBSCAN	Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise
DCC-GARCH	Dynamic Conditional Correlation GARCH
DD	Defter Değeri
DEMATEL	The DEcision MAKing Trial and Evaulation Laboratory

DENCLUE	DENsity based CLUstEring
DJIA	Dow Jones Industrial Average
DRSA	Dominance Based Rough Set Approach
EATWOS	Efficiency Analysis Technique With Output Satisficing
EDAS	Evaluation based on Distance from Average Solution
ELECTRE	ELimination Et Choix Traduisant la REalité
EM	Expectation Maximization
ENCLUS	Entropy based subspace CLUStering
ERC	Equal Risk Contribution
EVAMIX	EVALuation of MIXEd Data
EWMA	Exponentially Weighted Moving Average
FARE	FActor RELationship
FCM	Fuzzy C-Means
FSI	Kırılgan Devletler Endeksi
FTSE	Londra Borsası
FUCOM	The FULL Consistency Method
GDILC	Grid based Density Isoline Clustering
HCAA	Hierarchical Clustering based Asser Allocation
HERC	Hierarchical Equal Risk Contribution
HESRC	Hierarchical Expected Shortfall Risk Contribution
HRP	Hierarchical Risk Parity
HRP-GS	Gerber İstatistiklerine dayalı HRP
HRP-HC	Tarihsel Korelasyona Dayalı HRP Modeli
HSDRC	Hierarchical Standard Deviation Risk Contribution
HVRC	Hierarchical Variance Risk Contribution
IDDWS	Integrated Data Driven Weighting System
IDOCRIW	Integrated Determination of Objective CRIteria Weights
IDRA	IDEal Resource Allocation
ITARA	Indifference Theshold-based Attribute Ratio Analysis
IVP	Inverse Variance Parity
KEMIRA	KEmeny Median Indicator Rank Accordance
KEMIRA-M	KEmeny Median Indicator Rank Accordance-Modified
LOPCOW	LOGarithmic Percentage Change-driven Objective Weighting
MABAC	Multi- Attributive Border Approximation Area Comparison
MACBETH	Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique
MAD	Mean-Absolute Deviation
MAFIA	Merging Adaptive Finite Intervals
MAPPAC	Multicriterion Analysis of Preferences by Means of Pairwise Actions and Criterion Comparisons
MARA	Mass-Remainder Analysis
MARCOS	Measurement Alternatives and Ranking According to Compromise Solution
MAUT	Multi Attribute Utility Theory

MELCHIOR	Méthode d'ELimination et de CHOix Incluent les relations d'ORdre
MEREC	MEthod based on the Removal Effects of Criteria
MSR	Maximum Sharpe Ratio
MULTIMOORA	Multi-Objective Optimization by Ratio Analysis
NAIADE	Novel Approach to Imprecise Assessment and Decision Environments
OCRA	Operational Competitiveness Rating
OECD	Organisation for Economic Co-Operation and Development
OPTICS	Ordering Points To Identify the Clustering Structure
OptiGrid	Optimal Grid Clustering
ORCLUS	arbitrarily ORiented projected CLUStering
ORESTE	Organisation, Rangement Et Synthèse de données relaRionnelles
PACMAN	Passive and Active Compensability Multicriteria ANalysis
PAIRS	The Preference Assessment by Imprecise Ratio Statements
PAM	Partitioning Around Medoids
PAPRIKA	Potentially All Pairwise RanKings of all possible Alternatives
PARIS	Preference Analysis for Reference Ideal Solution
PCCA	Pairwise Criterion Comparison Approach
PD	Piyasa Değeri
PIPRECIA	PIvot Pairwise RELative Criteria Importance Assessment
PIV	Proximity Indexed Value
PRAGMA	Preference Ranking Global frequencies in Multicriterion Analysis
PRIME	Preference Ratios In Multiattribute Evaluation
PROCLUS	Projected Clustering
PROMETHEE	Preference Ranking Orgazization METHod for Enrichment Evaluations
PSI	Preference Selection Index
QHRP	Quantum-Inspired Hierarchical Risk Parity
QUALIFLEX	Qualitative Flexible
RAFSI	Ranking of Alternatives through Functional mapping of criterion sub-intervals into a Single Interval
RANCOM	RANking COMparison
RDM	Rastgele Ağırlıklı Portföy
REMBRANDT	Ratio Estimation in Magnitudes or deci-Bells to Rate Alternatives which are Non-Dominated
RICHER	Rank Inclusion in Criterion Hierarchies with Extended Rankings
RL	Reinforcement Learning
ROCK	Robust Clustering using Links
ROV	Range of Value
RS-CMSTNO	Regime-Switching Clustered Minimum Spanning Tree Nested Optimization
RSHEM	Regime Shift Hierarchical Equal and Modern Portfolio Theory

RSHEV	Regime Shift Hierarchical Equal and Variance Risk Contribution
SAW	Simple Additive Weighting
SECA	Simultaneous Evaluation of Criteria and Alternatives
SMART	Simple Multi- Attribute Rating Technique
SMPL	Sample Based Covariance
SOMs	the Self Organizing Map
SPA	Superior Predictive Ability
STING	STatistical INformation Grid
STIRR	Sieving through Iterated Relational Reinforcement
SUBCLU	density connected SUBspace CLUstering
SWARA	Step- Wise Weight Assessment Ratio Analysis
TACTIC	Treatment of the Alternatives According To the Importance of Criteria
TÜBİTAK	Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu
TOPSIS	Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution
UPGMA	Unweighted Pair Group Method with Arithmetic mean
UPGMC	Unweighted Pair Group Method using Centroids
upHRP	Yükseltilmiş Hiyerarşik Risk Paritesi
UTADIS	Utilities Additives Discriminantes
VIKOR	Vise Kriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje
WASPAS	Weighted Aggregated Sum Product Assessment
WEDBA	Weighted Euclidian Distance Based Approach
WF	Waterfall Weighting Portfolio
WPGMA	Weighted Pair Group Method with Arithmetic mean
WPMGC	Weighted Pair Group Method using Centroids



## GİRİŞ

Yatırımcılar, gelecekte daha rahat yaşam sürebilmek amacıyla gelirlerinden bir kısmını tasarruf etme eğilimindedir. Tasarruflarını en iyi şekilde değerlendirmek isteyen yatırımcılar, belirli bir risk düzeyinde kendilerine en fazla getiri sağlayacak olan yatırım araçlarına yönelmektedir. Ancak yatırımcılar, günümüzde finansal piyasaların karmaşık yapısından dolayı meydana gelebilecek olan belirsizliklere karşı büyük bir risk almaktadır. Bu riskin azaltılabilmesi ve optimal portföyün oluşturulabilmesi amacıyla literatürde iki temel finans kuramı mevcuttur. Bu finansal kuramlar geleneksel portföy teorisi ve modern portföy teorisidir.

İlk finans kuramı, 1950'li yıllara kadar yatırımcılar tarafından yaygın bir şekilde kullanılan ve basit çeşitlendirme temeline dayanan geleneksel portföy teorisidir. Geleneksel portföy teorisi, optimal portföyün oluşturulma sürecinde birbirinden farklı özelliklerde ve farklı sayılarda menkul kıymetin bir arada bulunmasıyla riskin azaltılabileceği varsayımından hareket etmektedir. Dolayısıyla portföyde yer alan menkul kıymetler arasındaki korelasyon dikkate alınmamıştır.

İkinci finans kuramı ise optimal portföyün oluşturulması sürecinde portföye dâhil edilen menkul kıymetlerin birbirleri ile korelasyonlarının dikkate alınması gerektiği fikrini savunan ve 1952 yılında Harry Markowitz tarafından geliştirilen modern portföy teorisidir. Modern portföy teorisine göre, riskin azaltılabilmesi amacıyla portföye dâhil edilecek menkul kıymetlerin çeşitlendirilmesi ile riskin azaltılamayacağı görüşünden hareketle portföye dâhil edilecek olan menkul kıymetler arasındaki korelasyonun düşük olması gerektiğini savunmuştur. Buradan hareketle Markowitz tarafından ilk defa yayınlanıp daha sonra kitap haline getirilen ve modern portföy teorisinin başlangıcı olan Ortalama Varyans Modeli geliştirilmiştir. Ortalama Varyans Modeli, belirli bir getiri hedefine ulaşan sonsuz sayıda portföy arasından yatırımcının en küçük varyansa sahip olan portföyü seçmesi gerektiği fikrini savunmaktadır. Diğer tüm portföyler daha yüksek varyansa ve dolayısıyla daha yüksek riske sahip oldukları için verimsiz olarak değerlendirilmektedir (Kolm vd., 2014: 356).

Ortalama Varyans Modeli, Markowitz tarafından önerildikten sonra optimal portföyün oluşturulabilmesi amacıyla yaygın bir şekilde birçok araştırmacı tarafından kullanılmasına rağmen çeşitli araştırmacılar tarafından eleştirilmiş ve optimal portföyün oluşturulması sürecinde yeni alternatif yöntemlerin doğmasına neden olmuştur. Ortalama

Mutlak Sapma, Black-Litterman Modeli, Tekli ve Çoklu İndeks Modelleri, Finansal Varlık Fiyatlama Modeli, Arbitraj Fiyatlama Modeli gibi modeller Ortalama Varyans Modeline Alternatif olarak optimal portföy oluşturma sürecinde arařtırmacılar tarafından önerilmiřtir.

Portföy oluşturma sürecinde arařtırmacıların yaygın olarak kullandığı yöntemlerinden birisi de Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) yöntemleridir. ÇKKV yöntemleri, birden fazla alternatifin ya da seçeneğin olduđu karmařık durumlarda çeřitli kriterleri aynı anda deđerlendirerek yatırımcılara yol göstermesi açısından son derece önemlidir. Özellikle portföy optimizasyonu sürecinde dikkate alınan kriterlerin belirsiz olmasından dolayı literatürde bulanık küme temelli ÇKKV yöntemleri önerilmiřtir. İlerleyen yıllarda ise çeřitli arařtırmacılar tarafından tip-2 bulanık küme (type-2 fuzzy set), sezgisel bulanık küme (Intuitionistic fuzzy set), nötrosofik bulanık küme (neutrosophic fuzzy set), kararsız bulanık küme (hesitant fuzzy set), Pisagor bulanık küme (Pythagorean fuzzy set), resim bulanık küme (Picture Fuzzy Set), q-Rung Orthopair bulanık küme, küresel bulanık küme (spherical fuzzy set), fermat bulanık küme (fermatean fuzzy set), Doğrusal Diophantine bulanık küme (Linear Diophantine fuzzy set) tabanlı ÇKKV yöntemleri ile portföy optimizasyonu gerçekleřtirilmiřtir.

Ancak günümüzde teknolojinin gelişmesine bađlı olarak yüksek boyuttaki veri kümelerini daha kolay bir şekilde işleyebilmek amacıyla kolay uygulanabilen ve kısa sürede çözüme ulaşan meta-sezgisel algoritmalar ve yapay zeka temelli yaklaşımlar optimal portföyün oluşturulma sürecinde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bu yaklaşımlardan bir tanesi de yapay zekânın bir alt dalı olan makine öğrenmesi temelli Hiyerarşik Risk Paritesi (HRP) algoritmasıdır.

HRP algoritması, Prado tarafından (2016) geleneksel portföy optimizasyon yaklaşımlarının kusurlarını ortadan kaldırmak amacıyla geliştirilmiř risk temelli bir algoritmadır. HRP algoritması, ikinci dereceden optimizasyon problemlerinin neden olduđu istikrarsızlık, düşük performans ve konsantrasyon problemlerini çözmek amacıyla (Prado, 2016: 3) risk temelli modellerin avantajlarını hiyerarşik kümeleme ile birleřtirmekte ve tekil bir kovaryans matrisi üzerinde portföy hesaplamasına olanak tanımaktadır (Kaae vd., 2022: 7). Bu şekilde doğrudan veride yer alan bilgiler kullanılmakta ve portföy optimizasyon sürecinde matris cebir işlemlerine gerek kalmamaktadır (Uyar, 2019: 162). Prado (2016) çalışmada, HRP algoritmasını Minimum Varyans ve Ters Varyans optimizasyon yöntemleri ile karşılařtırmıř ve HRP algoritmasının üstün olduđunu belirtmiřtir. Ancak Prado (2016) tarafından algoritma

önerildikten sonra yapılan çalışmada HRP algoritmasında bazı eksiklikler ve kusurlar tespit edilmiştir. Bu eksiklikler ve kusurlardan en önemlileri, zincirleme sorunu ve optimal küme sayısının belirlenememesi ile ilgili olarak karşımıza çıkmaktadır (Kaae vd., 2022: 42).

Bu çalışmanın amacı, Prado (2016) tarafından önerilen HRP algoritmasının zincirleme sorununa ve optimal küme sayısının belirlenememesi sorununu çözmek ve yeni bir hibrit portföy optimizasyon algoritması geliştirmektir. Bu bağlamda, çalışmanın ilk aşamasında HRP algoritmasına Elbow (Dirsek) yöntemi entegre edilerek zincirleme sorununa ve optimal küme sayısının belirlenememesi sorununa çözüm aranmıştır. Daha sonra ise HRP-ÇKKV yaklaşımı ile analizler gerçekleştirilecektir. Bu kapsamda ilk olarak HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterleri sonucunda elde edilecek kümelerin değerlendirilmesinde cari oran, likidite oranı, kaldıraç oranı, stok devir hızı, alacak devir hızı, özkaynak karlılığı ve aktif karlılık kriterlerinden yararlanarak MEREK yöntemi ile ağırlıklar belirlenecektir. Kriter ağırlıklarının belirlenmesinden sonra ise WEDBA yöntemi ile sıralamalar belirlenecektir. Geliştirilmiş HRP algoritması ile HRP-ÇKKV yaklaşımının test edilmesi amacıyla 2018-2022 yılları arasında BİST 100 endeksinde arasında işlem gören hisse senetlerinin günlük kapanış verilerinden yararlanılacaktır.

Çalışmanın birinci bölümünde, öncelikle portföy kavramı tanımlanmış ve portföy ile ilgili temel kavramlara yer verilmiştir. Daha sonra portföy çeşitlerine, portföy teorilerine değinildikten sonra portföy performansının değerlendirilmesinde yararlanılan rasyolara yer verilmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümü metodoloji bölümüdür. Bu bölümde öncelikle kümeleme analizi ve kümeleme analizi yöntemlerine değinildikten sonra HRP algoritması detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Daha sonra karar verme ve karar verme süreci açıklanarak karar modellerine değinilmiştir. Ayrıca bu bölümde ÇKKV ile ilgili bilgiler verildikten sonra MEREK ve WEDBA yöntemleri açıklanmıştır.

Çalışmanın üçüncü ve son bölümünde araştırmanın amacı ve kapsamı, araştırmada yer alan alternatifler, alternatiflerin değerlendirilmesi amacıyla finansal oranlara yer verildikten sonra analiz ve bulgulara yer verilmiştir. Son olarak sonuç ve öneriler bölümünde, çalışma sonunda elde edilen sonuçlar tartışılmış ve gelecekte yapılabilecek çalışmalar için önerilere yer verilmiştir.

## **BİRİNCİ BÖLÜM**

### **PORTFÖY OPTİMİZASYONU**

Çalışmanın bu bölümünde portföy ve portföy ile ilgili temel kavramlar açıklandıktan sonra portföy çeşitlerine, geleneksel ve modern portföy teorilerine ve son olarak portföy performansının değerlendirilmesinde yaygın olarak kullanılan yöntemlere değinilecektir.

#### **1.1. Portföy Kavramı**

Yatırımcılar, ellerinde bulunan varlıkları belirli bir risk düzeyinde en yüksek getiriye sağlayacak ya da belirli bir getiri düzeyindeki en düşük riski garanti edecek yatırım alternatifleri arasında paylaşmak istemektedir. Bu hedefe yönelik olarak da hisse senetleri, yatırım fonları ve repo gibi menkul kıymetler ile altın ve gayrimenkul gibi geleneksel yatırım araçlarına yatırım yaparak portföylerini oluşturmaktadırlar.

Portföy kavramı, Türk Dil Kurumu'na göre Fransızca kökenli “portefeuille” kelimesinden türemiş ve “banka, simsar veya bir aracı kuruluşun kendi elinde tuttuğu, istediği gibi tasarruf ettiği menkul değerler toplamı” şeklinde tanımlanmaktadır (<https://tdk.gov.tr/>, Son Erişim Tarihi: 01.12.2023). Portföy kavramı, riski azaltmak ve yatırımcının katlanacağı risk seviyesine göre maksimum getiriye elde etmek amacıyla minimum iki menkul kıymetten oluşan bileşimdir (Usta, 2005: 283). Bir başka tanıma göre portföy, hisse senedi, tahvil, hazine bonosu, repo, altın, döviz, mevduat hesabı ile türev ürünlerden oluşan ve çeşitli menkul kıymetlerden meydana gelen finansal nitelikteki kıymetlerdir (Uğurlu vd., 2016: 148).

Yatırımcıların portföy oluşturmadaki en önemli nedeni, yaşanabilecek olan belirsizlik ve risklerden kaçınarak yatırım ortamında meydana gelen fırsatları yakalamaktır. Bu nedenle yatırımcılar varlıklarını tek bir menkul kıymet yerine çeşitli menkul kıymetler arasında dağıtmaktadırlar. Ancak her bir yatırımcının portföyden beklentisi farklı olduğundan dolayı geçerli tek bir portföy oluşturmak mümkün değildir. Bu sebeple yatırımcılar portföylerini oluştururken detaylı analizler yaparak portföylerini oluşturmaktadırlar.

#### **1.2. Portföy ile İlgili Temel Kavramlar**

Portföy, yatırımcıların katlanacağı belirli bir risk düzeyinde maksimum gelir elde etmek amacıyla subjektif (geçmiş deneyimler) ya da objektif (istatistiksel analizler)

değerlendirmelerden yararlanarak oluşturduğu ve birbirinden farklı özelliklere sahip en az iki finansal varlıktan meydana gelen birleşimdir. Portföy oluşturulurken yatırımcıların dikkat etmesi gereken en önemli husus ise finansal varlıklar arasındaki getiri ve risk arasındaki ilişkidir. Bu nedenle yatırımcıların, getiri ve risk kavramları hakkında temel bilgilere sahip olması gerekmektedir. Bu bağlamda bu kısımda getiri ve risk kavramları hakkında bilgilere yer verilecektir.

### 1.2.1. Getiri

Yatırımcılar, yatırım kararlarını verirken dikkate aldıkları en önemli ölçüt hiç kuşku yoktur ki getiridir. Yatırımcıların, bugünden fedakârlık ederek yatırım yaptıkları bir varlıktan günlük, haftalık, aylık ya da yıllık dönem sonlarında elde ettikleri gelir durumu getiri olarak adlandırılmaktadır. Yatırımcılar yatırım dönemi sonunda iki tür gelir elde etmektedirler. Bu gelirlerden birincisi faiz ya da kâr payı, ikincisi ise sermaye kazancı ya da zararıdır.

Yatırımcılar, belli bir varlığa yatırım yaptıklarında ne kadarlık bir getiri elde edeceğini bilmek istemektedir. Bu nedenle getiri oranının hesaplanması yatırımcılar açısından son derece önemlidir. Yatırımcılar için getiri, kesikli getiri olarak da adlandırılan tek dönemlik getiri ve sürekli getiri olarak da adlandırılan çok dönemlik getiri olmak üzere iki farklı şekilde getiri hesaplanmaktadır (Yıldırım, 2015: 444).

Elde tutma getirisi olarak da adlandırılan tek dönemlik getiri, temel olarak yatırımların dönem sonundaki değeri ile dönem başındaki değeri arasındaki farkın, yatırım tutarının dönem başındaki değerine bölünmesi ile elde edilir. Tek dönemlik getiri oranı tahvil ve hisse senedi başta olmak üzere finansal varlıkların getirilerini hesaplayabilmek için Eşitlik (1.1) yardımıyla hesaplanmaktadır (Yıldırım, 2015: 444).

$$R_t = \frac{(P_t - P_{t-1}) + D_t}{P_{t-1}} \quad (1.1)$$

Bu eşitlikte;

$R_t$ : Tek dönemlik getiri oranı,

$P_t$ : Dönem sonu piyasa fiyatı,

$P_{t-1}$ : Dönem başı piyasa fiyatı,

$D_t$ : Faiz ya da kâr payını ifade etmektedir.

Yatırımcılar birden fazla dönemin getirisini hesaplamak istediklerinde ise aritmetik getiri hesaplanmaktadır. Yatırımcılar birden fazla dönemde birden fazla varlığa yatırım yaptıklarında bu varlıklardan elde edilen getirileri tek bir değer ile ifade etmek portföyün performansını anlayabilmek açısından oldukça önemlidir. Aritmetik getiri, elde tutma getirilerinin tümünün aritmetik ortalamasını alarak belirlenmektedir. Aritmetik getiri, Eşitlik (1.2) yardımıyla hesaplanmaktadır (Yıldırım, 2015: 444).

$$r_t = \frac{r_1 + r_2 + \dots + r_n}{n} \quad (1.2)$$

Bu eşitlikte;

$r_t$ : Ortalama getiri,

$r_1$ : Yatırımın birinci dönem sonundaki getirisi,

$r_2$ : Yatırımın ikinci dönem sonundaki getirisi,

$r_n$ : Yatırımın  $n$ . dönem sonundaki getirisi,

$n$ : Dönem sayısını ifade etmektedir.

Aritmetik ortalama ile getiri hesabı, yatırımcılar tarafından portföylerine her dönem başı yatırılan paranın aynı olduğu varsayımından hareket ettiğinden dolayı her zaman doğru ve geçerli sonuçlar vermemektedir. Bu nedenle de yatırımcılar bileşik faiz mantığına dayanan geometrik getiriyi hesaplamaktadır. Geometrik getiri, Eşitlik (1.3) yardımıyla hesaplanmaktadır (Yıldırım, 2015: 444).

$$1 + r_t = \sqrt[n]{\prod_{t=1}^n (1 + r_t)} \quad (1.3)$$

Bu eşitlikte;

$r_t$ : Ortalama getiri,

$r_1$ : Yatırımın birinci dönem sonundaki getirisi,

$r_2$ : Yatırımın ikinci dönem sonundaki getirisi,

$r_n$ : Yatırımın  $n$ . dönem sonundaki getirisi,

$n$ : Dönem sayısını ifade etmektedir.

Tek dönemlik getirilerin hesaplanmasında Eşitlik (1.1) ve çok dönemlik getirilerin hesaplanmasında Eşitlik (1.2) ve (1.3), varlıkların geçmiş değerlerinden yararlanarak yatırımcılar için elde tutma dönemi için getirilerin hesaplanmasında kullanılmaktadır (Konuralp, 2005: 56).

Yatırımcılar, her ne kadar varlıkların elde tutma dönemi sonundaki getirilerini öğrenmek isteseler de gelecekte de varlıklardan ne kadarlık getiri elde edeceklerini ve bu getirilerin risk derecesini öğrenmek istemektedirler. Bu nedenle de yatırım için beklenen getiri oranının belirlenmesi önemlidir. Beklenen getiri, yatırımcının yatırım yapmak istediği varlığa ait belirli bir dönemdeki getirilerin gerçekleşme olasılığı ile çarpılması ve daha sonra bu değerlerin toplanmasını ifade etmektedir. Matematiksel olarak beklenen getiri Eşitlik (1.4) yardımıyla hesaplanmaktadır (Yıldırım, 2014: 447).

$$E(r) = (P_1r_1) + (P_2r_2) + \dots + (P_nr_n) \quad (1.4)$$

Bu eşitlikte;

$E(r)$ : Yatırımın beklenen getirisi,

$P_1$ : 1 numaralı yatırımın gerçekleşme oranı,

$r_1$ : 1 numaralı yatırımın getirisi,

$P_2$ : 2 numaralı yatırımın gerçekleşme oranı,

$r_2$ : 2 numaralı yatırımın getirisi,

$P_n$ :  $n$  numaralı yatırımın gerçekleşme oranı,

$r_n$ :  $n$  numaralı yatırımın getirisini ifade etmektedir.

### 1.2.2. Risk

Yatırımcıların yatırım kararlarını verirken getiri yanında dikkat etmeleri gereken diğer bir ölçüt de risktir. Çünkü finans dünyasının ilk temel yasası olan getiri ve risk (Ghysels vd., 2005: 510) arasındaki ilişki yatırımcılar için son derece önemli kavramlardır. Yatırımcılar, yatırım süreci sonunda maksimum getiri elde etmek istediklerinden dolayı risk ile ilgili bilgilere sahip olmaları gerekmektedir.

Risk kelimesinin Türk Dil Kurumu sözlüğündeki anlamı, “zarara uğrama tehlikesi, riziko” olarak tanımlanmaktadır (<https://sozluk.gov.tr/>, Erişim Tarihi: 10.10.2022). Markowitz (1952: 77) risk kavramını “istenmeyen bir şey (undesireable thing)” olarak tanımlamıştır. Holton (2004: 22) ise risk kavramını “belirsiz olan bir

önermeye maruz kalmak'' olarak tanımlamıştır. Usta ve Demireli (2010: 26)'ye göre risk kavramı, yatırım dönemi sonunda meydana gelebilecek olan alternatif durumlara bağlı olarak yatırımlardan en az bir tanesinin negatif ya da pozitif getiri ile sonuçlanması durumudur. Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu (BDDK) 28.06.2012 tarihli 28337 sayılı yönetmelikte risk kavramını, bir işleme ya da faaliyete ilişkin parasal kaybın ortaya çıkması veya bir giderin ya da zararın oluşması halinde ekonomik faydanın azalması ihtimalini ifade etmektedir.\* Finansal açıdan risk kavramı ise yatırımcıların yatırım dönemi sonunda gerçekleşmesini bekledikleri getiri oranının gerçekleşen getiri oranından sapma olasılığı olarak tanımlanabilir. Tüm bu açıklamalar ışığında risk kavramı ile birlikte belirsizlik kavramı da birlikte kullanılmaktadır. Ancak risk kavramı ile belirsizlik kavramı arasında çeşitli açılardan farklar vardır. Risk kavramı, meydana gelebilecek tüm durumlara ait sonuçlara ait olasılıkların bilinmesi durumu ifade ederken belirsizlik kavramı ise sonuçların ve olasılıklarının bilinmediği durumu ifade etmektedir. Ayrıca risk kavramı herhangi bir olaya ait sonuçların ortaya çıkmasına ilişkin objektif olasılık dağılımı içerirken, belirsizlik kavramı ise subjektif olasılık dağılımı içermektedir. Bu açıdan ise belirsizlik kavramı, risk kavramından daha genel bir anlamı ifade ederken riskin kaynağıdır.

Yatırımcılar, getiri oranı hakkında detaylı bilgiye sahip oldukları halde risk hakkında yeterli bilgiye sahip olmadıklarından dolayı riski kaçınılması gereken bir durum olarak değerlendirmektedir. Ancak riskin yatırımcılar tarafından doğru bir şekilde analiz edilmesi çeşitli fırsatlar sağlayacaktır. Bu nedenle toplam riskin ve riskin kaynaklarının neden olduğunun bilinmesi önemlidir.

Portföy kuramında yatırımcının katlanacağı riski kontrol altına alabilmek ya da riski sınırlandırabilme olanağının olup olmamasına göre getirinin standart sapmasıyla ölçülebilen toplam risk, sistematik risk ve sistematik olmayan risk olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Yatırımcının karşı karşıya kaldığı toplam risk William Sharpe tarafından geliştirilen Tek İndeks Modeli'nde toplam risk Eşitlik (1.5)'te gösterilmiştir (Başoğlu vd., 2001: 204):

$$\sigma_i^2 = \beta_i^2 \sigma_m^2 + \sigma_e^2 \quad (1.5)$$

---

\* <https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2012/06/20120628-17.htm>, 28.06.2012 tarihli Bankaların İç Denetim ve Risk Yönetimi Sistemleri Hakkında Yönetmelik, Son Erişim Tarihi: 02.01.2024



Bu eşitlikte;

$\sigma_i^2$ : Yatırım yapılan varlığın toplam riski,

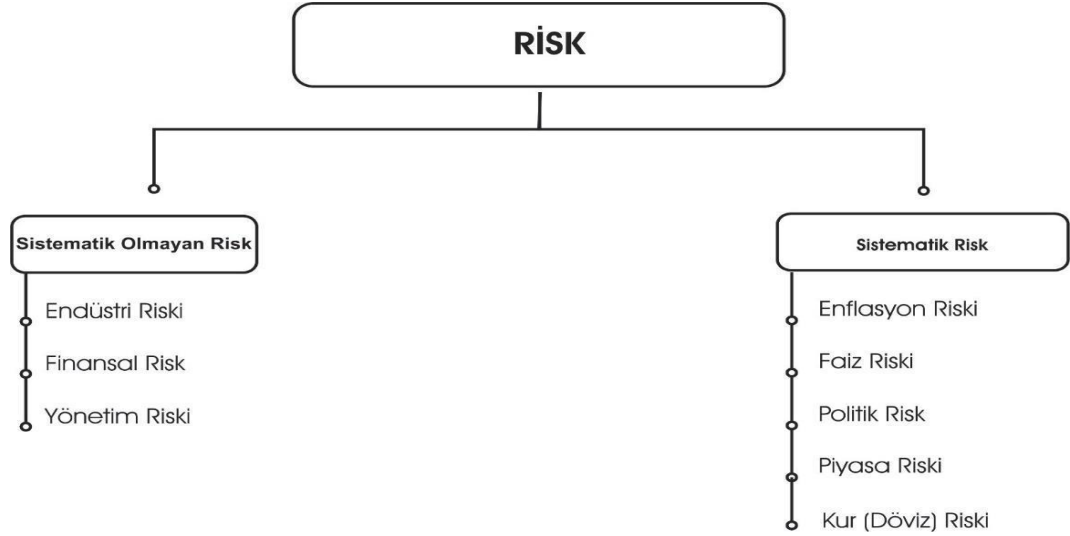
$\beta_i^2$ : Varlığın sistematik riske karşı duyarlılığı,

$\sigma_m^2$ : Sistematik risk,

$\sigma_e^2$ : Varlığın kendisine özgü olan sistematik olmayan riskini ifade etmektedir.

Yatırımcıların portföylerini oluştururken dikkat etmeleri gereken en önemli unsur, getiri ile risk arasındaki ilişkidir. Ancak yatırımcılar portföylerine dâhil edecekleri menkul kıymete ait getiri hakkında detaylı bilgiye sahip olurken riske ait detaylı bilgilere sahip değildirler. Bu nedenle yatırımcıların riskin kaynaklarını detaylı bir şekilde bilmeleri önem arz etmektedir.

Portföy kuramında riskin kaynakları Şekil 1’de gösterildiği üzere sistematik olmayan risk ve sistematik risk olmak üzere ikiye ayrılmaktadır.



**Şekil 1:** Risk Çeşitleri

### **Sistematik Risk:**

$\beta$  (beta) katsayısı ile ölçülebilen ve pazar riski olarak da adlandırılabilen sistematik risk, ekonomide yer alan tüm işletmeleri ekonomik, politik ve sosyal şartlardan dolayı etkileyen ve işletmede bulunan yönetimlerin müdahale edemediği riskler olarak tanımlanmaktadır (Demirtaş ve Güngör, 2004: 104). Çeşitlendirme ile azaltılamayan riskler olarak da adlandırılabilen sistematik riskin kaynağı olarak siyasal ve sosyo-ekonomik durumlar gösterilebilir. Savaşlar, yüksek enflasyon, işsizlik, etnik ve dini grupların varlığı, askeri darbeler ve potansiyel iç savaş tehlikeleri sistematik riskin

kaynağı olarak gösterilebilir. Bu tür risklerin meydana gelmesi durumunda bütün bir toplum etkilendiğinden dolayı işletmeler, bu tür riskleri kendi çabaları ile önleyemezler (Sayım ve Aydın, 2015: 252). Sistemik riskin kaynakları olarak gösterilen faktörler, ekonominin bütünüyle hemen hemen tüm menkul kıymetlerin fiyatlarını aynı yönde fakat farklı büyüklükte etkilemektedir. Bu durumun sıklığı, büyüklüğü ve devamlılığı ise sistemik riskin derecesini belirlemektedir. Buradan hareketle özellikle gelişmekte olan piyasalarda sistemik riskin politik ve ekonomik istikrarsızlığa bağlı olarak yüksek olması beklenmektedir (Ugan, 1997: 54). Sistemik riskin kaynağı; enflasyon riski, faiz riski, politik risk, piyasa (pazar) riski ve döviz riski olmak üzere beş gruba ayrılmaktadır.

●**Enflasyon Riski:** Satın alma riski olarak da adlandırılan enflasyon riski, fiyatlar genel seviyesinde meydana gelen değişimlere bağlı olarak paranın satın alma gücünde meydana gelen düşüşlerin yatırımcının sahip olduğu varlıkların getirilerini etkilemesi durumu olarak nitelendirilebilir. Enflasyon, yatırımcılar için oldukça önemli bir kavramdır. Enflasyon seviyesi yüksek olduğu durumlarda yatırımlardan elde edilen gelirlerde kayıplar yaşanmaktadır. Özellikle yatırımcılara sabit getiri sağlayan finansal araçlardan elde edeceği getirilerin kaybı daha yüksek olmaktadır.

●**Faiz Riski:** Faiz oranlarında meydana gelen dalgalanmaların yatırımcının sahip olduğu varlıkların fiyat ve getirilerini hangi yönde etkileyeceğini gösteren risk kaynağıdır. Faiz riski, sermaye piyasalarında bulunun tüm varlıkları aynı yönde etkilemekte ancak bu etki farklı seviyelerde meydana gelmektedir. Özellikle faiz oranının yüksek olduğu durumlarda tahvil ve hazine bonosu gibi sabit getirili yatırım araçlarının fiyatlarını olumsuz yönde etkilemektedir (Mızrak, 2014: 4).

●**Politik Risk:** Politika yapım süreçlerinde aktif bir şekilde görev alan kişi ya da kişilerin alacağı yanlış kararlar ya da mevcut siyasal yönetimde yaşanabilecek olan istikrarsızlıkların sistemin bütünü üzerinde etkili olabileceği durumlarda ortaya çıkan risk türüne politik risk adı verilmektedir (Büberkökü, 2018: 36). Bu tür riskler, ulusal ve uluslararası siyasi gelişmelerin bir yansıması olarak ortaya çıkabilmektedir (Sayım ve Aydın, 2015: 254).

●**Piyasa (Pazar) Riski:** Yatırımcı davranış ve tercihlerindeki değişimlerden kaynaklanan riskler, piyasa riski olarak adlandırılmaktadır. Piyasada meydana gelen varlıkların fiyatlarının değişimlerinin birçok nedeni vardır. Bu değişimler somut nedenler başta olmak üzere psikolojik nedenler, ulusal ve uluslararası politik gelişmeler olarak

sayılabilen savaşlar, hükümet değişiklikleri, uluslararası ilişkilerin durumu gibi değişimler, piyasa riski içerisinde değerlendirilmektedir (Altay, 2012: 8-9).

●**Kur (Döviz) Riski:** Dolar, Euro vb. döviz kurlarında işletmelerin kontrolü dışında meydana gelen ani ve beklenmedik değişimlerin kişi, kurum ya da kuruluşların nakit akımlarında negatif yönde değişmeye neden olması durumu kur (döviz) riski olarak adlandırılmaktadır (Usta ve Demireli, 2010: 28). Faiz oranlarında meydana gelen değişimler, finansal krizler, döviz kurundaki dalgalanmalar, enflasyon oranının yüksek olması gibi nedenler kur (döviz) riskini arttıran nedenlerdendir. Kur (döviz) riski, hem uluslararası piyasalarda faaliyet gösteren işletmeler için hem de ulusal piyasalarda faaliyet gösteren ancak ithalat gerçekleştiren işletmeler açısından kritik öneme sahiptir. Kur (döviz) riskinin yükselmesi durumu işletmelerin ödemeler dengesini bozacağından dolayı işletmeleri hem de işletmenin faaliyette bulunduğu sektörü olumsuz yönde etkileyecektir.

### **Sistemik Olmayan Risk:**

Piyasaların genelini etkileyebilecek risklerin yanı sıra yalnızca belli işletmeleri ya da belli bir endüstriyi etkileyebilecek olan riskler de bulunmaktadır. Bu tür riskler, toplam riskin diğer bir bileşeni olan sistemik olmayan risklerdir. Sistemik olmayan riskler, piyasanın genelinden ziyade bir işletme ya da işlemin faaliyette olduğu sektöre özgü risklerdir. İşletmelerin üretim süreçlerinde meydana gelen aksamlar, işletme çalışanlarının greve gitmesi, işletme üst düzey yöneticilerinin yönetim süreçlerinde birbirleri ile olan anlaşmazlıkları, çeşitli nedenlerle talep dalgalanmalarının meydana gelmesi gibi durumlar, sistemik olmayan riskin kaynaklarına örnek gösterilebilir. Sistemik olmayan riskler, çok iyi çeşitlendirilmiş bir portföyde riskin kaynağında yapılacak olan değişmelere ve yönlendirmelerle ortadan kaldırılması ve/veya kontrol edilebilmesidir (Demirtaş ve Güngör, 2004: 104). Çeşitlendirilebilir risk olarak da adlandırılan sistemik olmayan riskin kaynakları endüstri riski, finansal risk ve yönetim riski olmak üzere üç grupta incelenmektedir.

●**Endüstri Riski:** İşletmenin faaliyet gösterdiği endüstri kolu ve buna bağlı olarak işletmenin o endüstri içerisindeki konumundan kaynaklanan riskler, endüstri riski olarak tanımlanmaktadır. Ekonomik koşullarda meydana gelen değişimler başta olmak üzere işletmenin faaliyet gösterdiği endüstri kolunda rekabet şartlarının getireceği çeşitli durumlar ve yasalar, endüstri riskinin oluşmasına neden olabilmektedir. Endüstri riski, işletmenin büyümesini etkileyebileceği gibi kazancını da sürekli ve/veya geçici olarak

etkilemektedir. Ancak endüstride meydana gelebilecek olan durumlar, yalnızca o endüstrideki işletmeleri etkileyeceğinden dolayı iyi bir çeşitlendirme ile bu risk oranı azaltılabilmektedir.

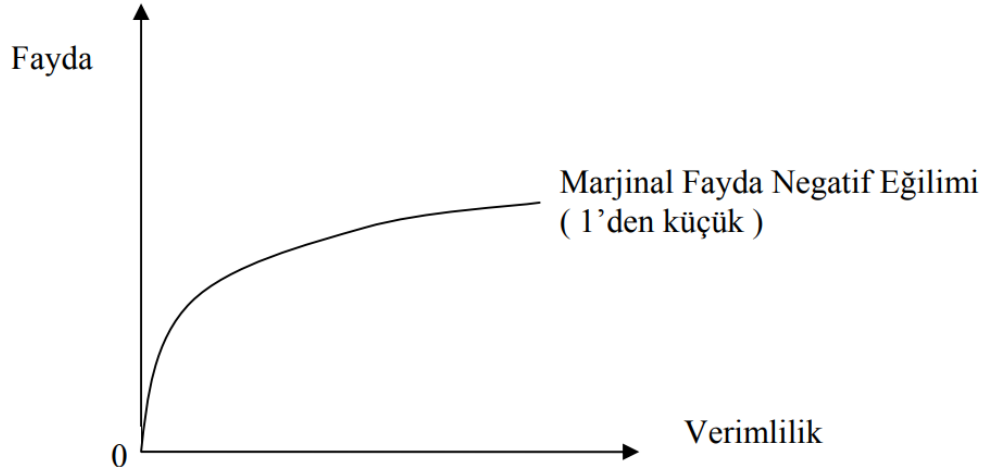
●**Finansal Risk:** Finansal risk, işletmelerin borç ödeme yeterliliğinin azalması olarak tanımlanmaktadır (Usta ve Demireli, 2010: 28). Bir başka ifadeyle finansal risk, işletme gelirlerinin, satışlarda meydana gelen dalgalanmalar, hammadde fiyatlarında değişiklik, rekabet şartlarının sertleşmesi, işletmenin likidite yetersizliği gibi nedenlere bağlı olarak borçlanma oranının artması ve buna bağlı olarak borç ödeme sürekliliğinin azalmasını ifade etmektedir.

●**Yönetim Riski:** Bir şirkette bulunan özellikle üst düzey yöneticilerinin aldığı ya da alacakları kararlar başta olmak üzere şirkette bulunan yöneticilerin değişmesi sonrasında meydana gelen ve şirketi olumsuz yönde etkileyebilecek olan tüm riskler yönetim riski olarak değerlendirilmektedir. Yönetim riskinin hem şirket içerisinde hem de şirket dışarısında gerçekleşmesine yönelik beklentiler özellikle şirketin hisseleri üzerinde negatif etkilere sahip olmaktadır (Büberkökü, 2018: 36).

Portföy kuramında yatırımcının riski kontrol altına alabilmek ya da riski sınırlandırabilme olanağının olup olmamasına göre sınırlandırma yanında yatırımcının riske karşı tutumuna göre de sınıflandırılabilmektedir. Başka bir ifadeyle portföyün beklenen getirisine karşılık riskin net bir şekilde bilinmemesi/tahmin edilememesi durumunda yatırımcılar riski sevmeyen yatırımcı, riski seven yatırımcı ve riske karşı kayıtsız kalan yatırımcı olarak üç gruba ayrılmaktadır.

### **Riske Göre Yatırımcılar:**

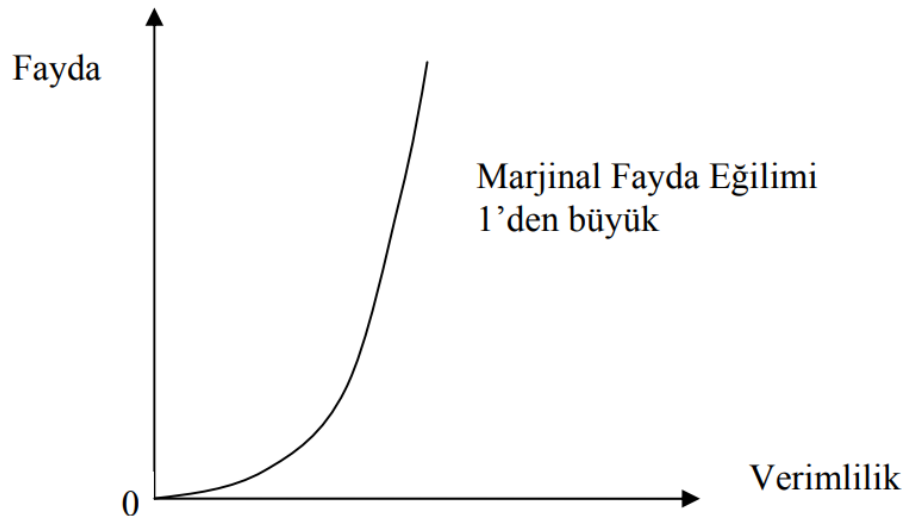
●**Riski sevmeyen yatırımcı (risk averse):** Riski sevmeyen yatırımcılar gelecekte belirsiz olan getiri için mevcut minimum riske karşılık olarak düşük ve öngörülebilir getiriyi tercih etmektedirler. Şekil 2’de gösterildiği üzere riski sevmeyen yatırımcılar için paralarının marjinal faydası negatif eğilimlidir. Riskten kaçan yatırımcıların çoğunluğu rasyonel oldukları için riskten kaçmayı tercih etmektedirler (Korkmaz ve Ceylan, 2015: 474). Riski sevmeyen yatırımcılara istisnalar olmak üzere zaman kısıtı bulunan yatırımcılar, finansal piyasalar hakkında pek bilgisi olmayan yatırımcılar, orta yaşın üzerindeki yatırımcılar örnek olarak verilebilir.



**Şekil 2:** Riski Sevmeyen Yatırımcı

**Kaynak:** Korkmaz ve Ceylan, 2015: 474

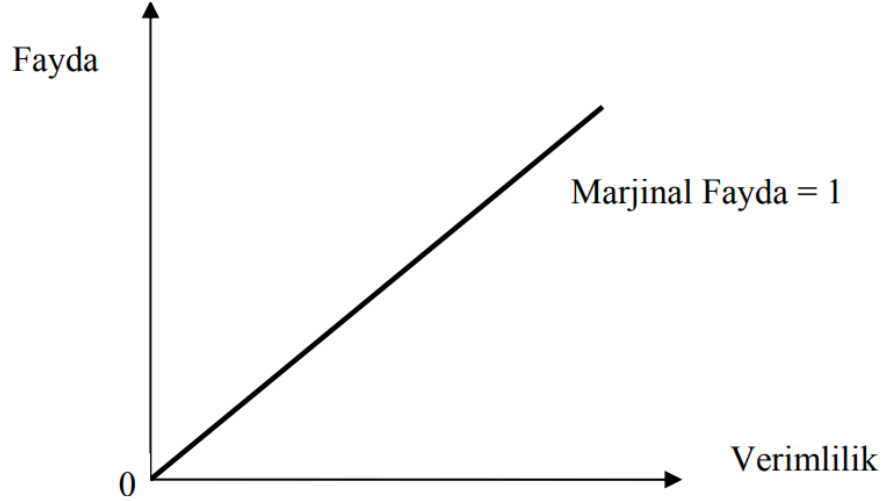
•**Riski seven yatırımcı (risk lover):** Riski seven yatırımcılar, katlanacağı maksimum risk oranına göre maksimum getiri elde etmek istemektedir. Riski seven yatırımcılar, riskli varlıklardan getiri elde ettikleri durumda getirilerini daha da arttırma eğilimindedir. İstisnalar olmak üzere finans konusunda bilgisi ve deneyimi olan, yatırım süreçlerinde kullanabilecekleri büyük miktarlarda servete sahip olan yatırımcılar ile çeşitli şans oyunlarını oynayanlar (altılı ganyan, spor toto, milli piyango vb.) (Korkmaz ve Ceylan, 2015: 475), riski seven yatırımcılara örnek olarak verilebilir. Riski seven yatırımcıların davranışları, Şekil 3'te gösterilmiştir.



**Şekil 3:** Riski Seven Yatırımcı

**Kaynak:** Korkmaz ve Ceylan, 2015: 475

•**Riske karşı kayıtsız kalan yatırımcı (risk neutral):** Şekil 4'te gösterildiği gibi riske karşı kayıtsız olan yatırımcılar yalnızca yatırım yaptığı/yapacağı varlığın kendisine getireceği getiri ile ilgilenmekte olup riski hesaplamamaktadırlar.



**Şekil 4:** Riske Karşı Kayıtsız Yatırımcı

**Kaynak:** Korkmaz ve Ceylan, 2015: 474

Portföyün beklenen getirisine karşılık olarak riskin net bir şekilde tahmin edilememesine bağlı olarak yatırımcılar, riske karşı farklı tepkiler göstermektedir. Riske karşı farklı tepkiler gösteren yatırımcıların da oluşturacağı portföyler hiç kuşku yoktur ki birbirlerinden farklı olacaktır. Yatırımcıların riske karşı tutumları birbirinden farklı olsa da risk unsurlarına dikkat etmesi gerekmektedir. Bu kapsamda bu kısımda risk unsurlarından kovaryans, korelasyon katsayısı, varyans ve standart sapma kavramlarına değinilecektir.

#### 1.2.2.1. Varyans ve Standart Sapma

Yatırımcılar, belli bir varlığa yatırım yapmakta ve bu yatırımlarından belli bir dönem sonunda getiri elde etmek istemektedir. Bu nedenle de yatırımcılar açısından yatırım dönemi sonunda ne kadarlık bir getiri elde edileceğinin hesaplanması son derece önemlidir. Ancak yatırımcıların yatırım dönemi sonucunda hesaplama işlemi her zaman doğru sonuçlar vermemektedir. Bu nedenle de yatırımcılar beklenen getirinin gerçekleşen getiri oranından ne kadar farklı olduğunu hesaplamak için farklı hesaplama tekniklerinden yararlanmaktadır. Bu tekniklerden en çok kullanılanı ise gözlemlerin dağılımını gösteren varyans ve standart sapmadır. Yatırımcılar açısından standart sapma

ve varyans, son derece önemlidir. Çünkü varyans ve standart sapmanın düşük olması yatırımın riskinin de düşük olduğu anlamına gelmektedir.

Yatırımcıların bekledikleri getirinin gerçekleşen getiriden ne kadar bir sapma olduğunu gösteren varyans, Eşitlik (1.6)'da gösterilmiştir.

$$\sigma_i^2 = \sum_{j=1}^n \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{N} \quad (1.6)$$

Eşitlik (1.6)'da ifade edilen varyansın karekökü alındığında ise Eşitlik (1.7)'de yer alan ve riskin açıklanmasında anlamlı olan standart sapma ifadesine ulaşılmaktadır.

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{N}} \quad (1.7)$$

Bu eşitliklerde;

$\sigma_i^2$ : menkul kıymet  $i$ 'nin varyansı,

$\sigma_i$ : menkul kıymet  $i$ 'nin standart sapması,

$\bar{x}_i$ : menkul kıymet  $i$ 'nin ortalama getirisi,

$x_{ij}$ : menkul kıymet  $i$ 'nin  $j$  dönemindeki getirisi,

$N$ : getiri sayısını ifade etmektedir.

Yatırımcının portföyden beklediği getirinin gerçekleşen getiriden ne kadarlık bir sapma gösterdiğinin başka bir ifadeyle portföyün riskinin ölçülmesinde varyans ve standart sapma kullanılmaktadır. Varyans değerinin düşük olması, gözlemlerin ortalamaya yakın bir dağılım gösterdiğini, yüksek olması ise gözlem değerlerinin ortalamadan uzak bir değer olduğunu ifade etmektedir.

#### 1.2.2.2. Kovaryans

Kovaryans, portföyde yer alan menkul kıymetlerin birlikte ne kadar hareket ettiğini ortaya koymaktadır. Rakamsal olarak herhangi bir anlamı olmayan kovaryans değerinin pozitif olması menkul kıymetler arasında eş yönlülük olduğu anlamına gelirken, negatif kovaryans değerinin ise menkul kıymetler arasında ters yönlü bir ilişki olduğu anlamına gelmektedir (Korkmaz ve Ceylan, 2015: 481).

Finansal deęişkenler arasında negatif ya da pozitif bir iliřki olup olmadıęını ortaya koyan kovaryans, Eřitlik (1.8)'de gsterilmiřtir.

$$cov(X, Y) = \frac{\sum(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{N} \quad (1.8)$$

Bu eřitlikte;

$cov(X, Y)$ : X ve Y menkul kıymetleri arasındaki kovaryans,

$X_i$ : X menkul kıymetlerinin deęerini,

$\bar{X}$ : X menkul kıymetlerinin ortalaması,

$Y_i$ : Y menkul kıymetlerinin deęerini,

$\bar{Y}$ : Y menkul kıymetlerinin ortalamasını,

$N$ : Gzlem sayısını ifade etmektedir.

Menkul kıymetler arasındaki iliřkiyi len kovaryans,  $-\infty$  ile  $+\infty$  arasında deęer almaktadır. Pozitif kovaryans olması, portfyde yer alan menkul kıymetlerin aynı ynde hareket ettięi anlamına gelmektedir. Bir bařka ifadeyle pozitif kovaryans olması durumunda iki menkul kıymetten bir tanesinin getirisi arttıęında dięer menkul kıymetin de getirisinin artacaktır. Negatif kovaryans olması durumunda ise portfyde yer alan menkul kıymetlerin ters ynde hareket ettięi anlamına gelmektedir. Bir bařka ifadeyle negatif kovaryans olması durumunda, iki menkul kıymetten birisinin getirisinin artması durumunda dięer menkul kıymet getirisi ise azalacaktır. Kovaryans deęeri, sıfır ya da sıfıra yakın olması durumunda ise menkul kıymetlerin birbirinden baęımsız olduęu ve aralarında herhangi bir iliřki olmadıęı anlamına gelmektedir.

### 1.2.2.3. Korelasyon Katsayısı

Kovaryans, iki menkul kıymetin aynı anda nasıl deęiřtięini ve bu iki menkul kıymet arasında herhangi bir iliřkinin olup olmadıęını belirlemek iin kullanılmaktadır. Kovaryans, menkul kıymetler arasında iliřkinin derecesi hakkında herhangi bir bilgi vermemektedir. Menkul kıymetler arasındaki iliřkinin derecesi korelasyon katsayısı ile belirlenmektedir.

Korelasyon katsayısı, iki menkul kıymetin getirileri arasında iliřkinin hangi ynde ve hangi miktarda birlikte deęiřim gsterdięini len bir katsayıdır. Korelasyon katsayısı,



kovaryansın iki menkul kıymetin standart sapmalarının çarpımına bölünmesi ile elde edilmektedir. İki menkul kıymete ait korelasyon katsayısı, Eşitlik (1.9)'da gösterilmiştir.

$$r = \frac{cov(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (1.9)$$

Bu eşitlikte;

$r$ : Menkul kıymetler arasındaki korelasyon katsayısı,

$cov(X, Y)$ : X ve Y menkul kıymetleri arasındaki kovaryans,

$\sigma_X$ : X menkul kıymetin standart sapması,

$\sigma_Y$ : Y menkul kıymetin standart sapmasını ifade etmektedir.

İki menkul kıymet arasındaki ilişkinin derecesini belirleyen korelasyon katsayısı -1 ile +1 arasında değer almaktadır. Korelasyon katsayısı negatif bir değer ya da -1 değerini alması durumunda menkul kıymetlerin getirileri arasında negatif ve tam doğrusal bir ilişki olduğu yorumu yapılabilmektedir. Korelasyon katsayısı pozitif bir değer ya da +1 değerini alması durumunda ise menkul kıymetlerin getirileri arasında pozitif ve tam doğrusal bir ilişkinin olduğu anlamına gelmektedir. Pozitif korelasyon söz konusu olduğunda portföy riskinin sınırlanması olanaksızdır. Korelasyon katsayısının sıfır ya da sıfıra yakın bir değer alması durumunda ise menkul kıymetlerin getirileri arasında herhangi bir ilişki olmadığı söylenebilir ve portföy çeşitlendirilmesi ile risk azaltılabilmektedir.

#### 1.2.2.4. Beta Katsayısı

Yatırımcıların, yatırım süreçleri içerisinde dikkat etmesi gereken göstergelerden bir tanesi de beta ( $\beta$ ) katsayısıdır. Beta katsayısı, piyasada meydana gelen bir birimlik değişimin menkul kıymet üzerinde yarattığı değişimin ölçüsünü ifade etmektedir. Bir başka ifadeyle beta katsayısı, menkul kıymetin getirisinin piyasa portföyünün getirisine olan duyarlılığını ifade etmektedir (Ercan vd., 2007: 296).

Beta katsayısı, Eşitlik (1.10) yardımıyla hesaplanmaktadır (Özdamar ve Şakar, 2001: 104).

$$\beta_i = \frac{Cov(R_i, R_m)}{\sigma_m^2} \quad (1.10)$$

Bu eşitlikte;

$\beta_i$ : Menkul kıymet  $i$ 'nin beta katsayısı

$Cov_{(R_i, R_m)}$ : Menkul kıymet  $i$  ile pazar portföyünün (ülke endeksi) getirileri arasındaki kovaryans,

$R_i$ : Menkul kıymet  $i$ 'nin beklenen getirisi,

$R_m$ : Pazar portföyünün getirisi,

$\sigma_m^2$ : Pazar portföyünün varyansını ifade etmektedir.

Piyasa portföyünün beta katsayısı, 1 olarak kabul edilmektedir (Ercan vd., 2007: 296). Eşitlik (1.10) yardımıyla hesaplanan beta katsayısının 1'den büyük olması durumunda, portföyün getirisi, piyasa getirisi ile aynı yönde hareket ettiği ve menkul kıymetin piyasa getirisinden daha fazla getiri sağlayacağı anlamına gelmektedir. Beta katsayısının -1'den küçük olması durumunda portföyün getirisi, piyasa getirisi ile ters yönde hareket etmektedir. Beta katsayısının +1 ile -1 arasında olması ise portföy getirisinin, piyasa getirisinden daha küçük bir değişim göstereceği anlamına gelmektedir.

### 1.3. Portföy Çeşitleri

Portföyler; risk ve getiri derecesine göre saldırgan portföyler, savunmacı portföyler, gelir portföyleri, spekülative portföyler ve karma portföyler olarak beş gruba ayrılmaktadır (Gunjan ve Bhattacharyya, 2013: 3837). Saldırgan portföyleri tercih eden yatırımcılar, daha yüksek gelir hedefine ulaşmak amacıyla daha yüksek risk almayı kabul etmektedir. Savunmacı portföyleri tercih eden yatırımcılar, saldırgan portföyü tercih eden yatırımcıların aksine minimum getiri hedefine ulaşmak için minimum risk almayı kabul etmektedir. Gelir portföyleri, savunmacı portföyleri tercih eden yatırımcıların tercihlerine benzemekle birlikte temettülden elde edilen kazançlara odaklanmaktadır. Spekülative portföyleri tercih eden yatırımcılar, aşırı yüksek risk hedeflemektedir. Karma portföyü tercih eden yatırımcılar ise optimum getiri seviyesinde optimum getiri elde etmeyi hedeflemektedir (Gunjan ve Bhattacharyya, 2013: 3866)

Yatırım portföyleri içinde bulunan yatırım araçlarının türü esas alınarak tamamı tahvillerden oluşan portföyler, tamamı hisse senetlerinden oluşan portföyler, karma portföyler ve diğer yatırım araçlarından oluşan portföyler olmak üzere dört farklı portföyden söz edilebilir. Bu portföyler temel olarak şu şekildedir:

### **1.3.1. Tamamı Tahvillerden Oluşan Portföyler**

Kamu kurumlarının ve/veya anonim şirketlerin borç para bulmak amacıyla çıkarttıkları ve vadesi bir yıldan daha uzun olan borçlanma senetleridir. Yatırımcılar tahvili satın aldığıında, tahvili ihraç eden kamu kurumu (devlet, belediye, merkezi hükümet vb.) ve/veya anonim şirkete borç para verilmiş anlamına gelmektedir. Bu borç para karşılığında tahvili elinde bulunduran yatırımcı, tahvilin süresi sona erdiğinde anapara yanında belli bir faiz geliri elde etmektedir.

Tamamı tahvillerden oluşan portföyler, riski sevmeyen, parasını güvenli liman olarak değerlendirmek isteyen, ekonomi üzerinde pek bilgisi olmayan ya da ekonomiyi takip etmekte zorluk çeken yatırımcılar tarafından tercih edilen portföy çeşididir. Bu tür portföylerin ekonominin resesyona başka bir ifadeyle ekonominin belli bir dönemde negatif olduğu durumda oluşturulmaları riski sevmeyen yatırımcılar açısından yararlıdır (Bekçi, 2011: 17).

### **1.3.2. Tamamı Hisse Senetlerinden Oluşan Portföyler**

Hisse senedi, anonim şirketlerin sermayesinin birbirine eşit paylarından bir parçasını temsil eden kıymetli evraklardır. Hisse senetleri, tahviller gibi hem garanti bir getiri sağlamayıp hem de borç senedi niteliği yerine bir ortaklık senedir. Bir başka ifadeyle, bir şirkete ait hisse senedini elinde bulunduran yatırımcıların, senet üzerinde belirtilen tutar oranında şirketin sermayesinde ortaklık hakkı olduğunu göstermektedir. Bu sebeple yatırımcı, şirket faaliyetlerine devam ettiği sürece (kar elde etmesi durumunda) gelir elde etmektedir.

Tamamı hisse senedinden oluşan portföyler, her türlü risk düzeyinde yatırım yapmaya izin veren portföyler olarak karşımıza çıkmaktadır. Riski seven yatırımcılar, yüksek riskli hisse senetlerine yatırım yaparken riski sevmeyen ya da minimum riske katlanabilecek olan yatırımcılar ise daha düşük riskli hisse senetlerine yatırım yapmaktadır. Tamamı hisse senetlerinden oluşan portföylerde piyasanın etkin bir şekilde okunması yanında hisse senetlerinin her an alım-satım yapma imkânı sunması gerekmektedir.

### **1.3.3. Karma Portföyler**

Karma portföyler, yatırımcılar tarafından en çok tercih edilen portföylerdir. Riskten kaçan ve aynı zamanda uygun bir getiri elde etmek isteyen yatırımcıların tercihine göre anaparanın bir kısmı hisse senetlerine bir kısmının da tahvil ve türev

ürünlere paylaştırılarak oluşturulan portföylerdir. Ekonominin durumuna göre bu tür portföylerde hisse senedi ve tahvil oranlarının ağırlıklarında farklılık görülebilmektedir. Ekonominin durağanlaştığı dönemlerde tahvil alımlarında artış, ekonominin hareketlendiği dönemlerde ise hisse senetlerinde artış görülmektedir. Bu şekilde yatırımcılar, güncel ekonomik şartlara uyum sağlayarak kar elde etmeye çalışmaktadır (Bekçi, 2001: 6).

#### **1.3.4. Diğer Yatırım Araçlarından Oluşan Portföyler**

Bir portföy, hisse senedi ve tahvil gibi menkul kıymetler dışında yer alan yatırım araçlarıyla da oluşturulabilmektedir. Bu tür portföyler oluşturulurken yatırım araçları arasında bir karşılaştırma yapılmaktadır. Yatırım süresi içerisinde hangi yatırım aracı daha fazla kar getireceği istatistiksel tekniklerden yararlanarak hesaplandıktan sonra portföye dâhil edilmektedir. Hisse senedi ve tahvil dışındaki yatırım araçları şu şekilde sayılabilir (Demirtaş ve Güngör, 2004: 103-104; Usta, 2005: 37):

- Varlığa dayalı menkul kıymet,
- Finansman bonoları,
- Hazine bonosu,
- Gelir ortaklığı senetleri,
- Banka bonoları veya banka garantili bonolar,
- Metrekare konuk sertifikaları,
- Mevduat ve mevduat sertifikaları,
- Repo,
- Döviz ve döviz tevdiat hesapları,
- Altın,
- İmtiyazlı hisse senetleri,
- Varant, vadeli sözleşmeler,
- Opsiyon sözleşmeleri.

## 1.4. Portföy Teorileri

Finans alanında yapılan çalışmaları incelediğimizde karşımıza iki farklı portföy yönetim yaklaşımı çıkmaktadır. Bu yaklaşımlar geleneksel portföy yönetimi yaklaşımı ve modern portföy yönetimi yaklaşımıdır (Korkmaz, 2013: 71). Basit çeşitlendirme esasına dayanan geleneksel portföy yönetimi, 1952 yılında Harry Markowitz modern portföy teorisini ortaya atana kadar yaygın bir şekilde kullanılmıştır. Geleneksel portföy yönetimi, temel olarak portföye dâhil edilecek olan varlık sayısının artırılarak yatırımcının riski düşüreceği varsayımına dayanmaktadır (Cansın, 2012: 17). Modern portföy yönetimi yaklaşımı ise ilk kez 1952 yılında Harry Markowitz tarafından önerilmiştir. Modern portföy teorisi, çeşitli varlıkların oranlarını dikkatli bir şekilde seçerek belirli bir portföy riski için portföyün beklenen getirisini maksimize etmeye veya belirli bir beklenen getiri seviyesi için riski eşdeğer şekilde en aza indirmeye çalışan bir teoridir (Omisore vd., 2012: 20).

Basit çeşitlendirme esasına dayanan geleneksel portföy yönetimi yaklaşımı ile matematik ve istatistiksel temellere dayanan modern portföy teorisi yaklaşımları bu kısımda incelenmiştir.

### 1.4.1. Geleneksel Portföy Teorisi

Yatırımcılar, ellerinde bulunan kaynağı belirli bir risk düzeyinde kendilerine en fazla getiriyi sağlayacak olan menkul kıymetlere yatırım yapmak istediklerinde piyasada meydana gelen beklenmeyen durumlara karşı da büyük bir risk almaktadır. Bu risk durumunu azaltmak ya da ortadan kaldırmak isteyen yatırımcılar, portföylerini oluştururken tek bir varlık yerine birden fazla varlığa yatırım yaparak maksimum getiri elde etmeyi amaçlamaktadır. Çeşitlendirme olarak adlandırılan bu duruma göre portföy içerisinde yer alan varlıkların tamamı aynı yönde hareket etmeyeceğinden dolayı bazı varlıklar kar, bazı varlıklar da zarar getirecektir. Bu durumda ise tek bir varlığın getireceği zarar riskinden daha düşük olacaktır (Bolak, 1994: 194). Geleneksel portföy teorisi olarak adlandırılan bu strateji, yatırımcıların birbirinden farklı sektörlere yatırım yaparak riskin dağıtılmasını ve yatırımcıların karını arttıracaklarını savunmaktadır. Bu durum “yatırımcıların tüm yumurtaları aynı sepete koymaması” şeklinde açıklanabilmektedir (Gupta vd., 2014: 1; Bechis, 2020: 8).

Geleneksel portföy yaklaşımında iyi bir çeşitlendirme ile portföyün riskinin azaltılabileceği düşüncesi kabul edilmiştir. Ancak portföye dâhil edilecek olan yatırım

araçlarının seçiminde bilimsel temele dayanan teknikler yerine subjektif yargılarla belirlenmektedir. Ayrıca geleneksel portföy yaklaşımında, portföyde yer alan varlıklar arasındaki ilişkiler dikkate alınmamıştır. Bu durum geleneksel portföy yaklaşımının dezavantajı olarak karşımıza çıkmaktadır. Çünkü portföyde yer alan varlıkların hem ulusal hem de uluslararası piyasalarda bir başka varlıktan etkilenmediğini söylemek mümkün değildir.

Çeşitlendirme temeline dayanan geleneksel portföy teorisi 3 aşamadan oluşmaktadır (Korkmaz, 2013: 72). Geleneksel portföy teorisinin ilk aşaması yatırımcılara ait bilgilerin toplanmasıdır. Bu aşamada yatırımcıların yaşı, gelir durumu, mesleği ile yatırımcının hedeflediği getiri oranına göre katlanacağı risk düzeyi gibi konular hakkında detaylı analizler yapılır. İkinci aşamada yatırımcının portföyden beklediği amaçlar ve bu amaçlara ait kısıtlar belirlenmektedir. Bu aşamada, yatırımcının katlanacağı risk düzeyine göre politikalar oluşturulup bu politikalara göre kısıtlar belirlenmektedir. Üçüncü aşama ise yatırımcının beklentilerine göre yatırım politikasının oluşturulması ve portföye dâhil edilecek olan varlıkların seçimidir. Bu aşamada, portföye dâhil edilecek olan varlıkların seçiminden sonra bu varlıkların portföy içerisinde ne kadar bir ağırlığa sahip olacağını belirlemek gerekmektedir. Portföy içerisinde yer alacak varlıkların ağırlıklarının belirlenmesi önemli bir konudur. Doğru bir karar verebilmek için ilgili varlığa ait detaylı analizlerin incelenmesi gerekmektedir.

Portföyün içerisinde yer alan varlıkların birbirleriyle olan ilişkilerinin dikkate alınmadığı geleneksel portföy yaklaşımında çeşitlendirme ile riskin dağıtılacağı düşüncesi hâkimdir. Geleneksel portföy yaklaşımında iki farklı çeşitlendirme stratejisinden yararlanılmaktadır. Geleneksel portföy yaklaşımında kullanılan ilk strateji, yalın çeşitlendirmedir. Yalın çeşitlendirme stratejisi, portföyde yer alan menkul kıymet sayısının artırılması esasına dayanmaktadır. Ancak yalın strateji ile oluşturulan portföylerde yer alan menkul kıymet sayısının artırılması sonucunda portföye nasıl bir etkisi olacağı tam olarak bilinmemektedir. Geleneksel portföy yaklaşımında kullanılan ikinci strateji ise endüstrilere göre çeşitlendirmedir. Endüstrilere göre çeşitlendirme stratejisinde ise portföye dâhil edilecek olan menkul kıymetlerin farklı sektörlerde faaliyet gösteren işletmelerin menkul kıymetler seçilmektedir. Buradaki amaç, portföyün sistematik olmayan riskinin azaltılma düşüncesidir (Küçükşahin, 2017: 16).

Geleneksel portföy teorisi, herhangi bir bilimsel temeli olmamasına rağmen günümüzde hala ekonomi alanında bilgisi olmayan ya da ekonomiyi takip etme güçlüğü

çeken kişiler tarafından yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Ancak geleneksel portföy yaklaşımının da temel prensibi olduğu gibi portföy içerisinde yer alan varlık sayısının artırılması ile çeşitlendirme yoluna gidilmesi durumunda aşırı çeşitlendirme söz konusu olmaktadır. Bu durumun belli başlı sakıncaları bulunmaktadır (Erdaş, 2016: 23):

- Varlıklar hakkında detaylı bilgi edinmenin güç olması,
- Varlıklar hakkında bilgi edinme sürecinde maliyetinin artması,
- Portföyün iyi bir şekilde yönetilmesinin zor olması,
- Çok sayıda varlığa sahip portföylerde alım satım işleminin hızlı olması dolayısıyla değişim giderlerin artmasıdır.

#### **1.4.2. Modern Portföy Teorisi**

Geleneksel portföy teorisi, 1950’li yıllara kadar yatırımcının riskini minimum kılmak amacıyla çeşitlendirme esasına dayanarak uygulanmakla birlikte bilimsel herhangi bir dayanağı olmayan bir yöntem olarak karşımıza çıkmaktadır (Civan, 2010: 298). Geleneksel portföy teorisi, portföyde yer alan varlıklar arasındaki ilişkileri önemsemeden yalnızca portföyde yer alan menkul kıymet sayısının artırılmasıyla riskin azaltılabileceği düşüncesi nedeniyle Amerikalı ekonomist Harry Markowitz tarafından eleştirilmiştir. Harry Markowitz, 1952 yılında matematiksel ve istatistiksel temellere dayanan bir yöntem olan modern portföy teorisinin temellerini “Portföy Seçimi” başlıklı çalışması ile atmıştır (Markowitz, 1952: 77-91). Rubinstein (2002), Markowitz tarafından yazılan bu çalışmayı finansal ekonominin doğum anı olarak değerlendirmiş (Rubinstein, 2022: 1041) ve bu durum finans dünyası için bir dönüm noktası olmuştur. Çünkü ilk kez getiri ve risk arasındaki ilişki bir finansal modele dâhil edilmiş ve yatırımcının rasyonel davranışı kavramı ortaya atılmıştır (Rambaud vd., 2005: 276). Markowitz’in ortaya koymuş olduğu çalışma ve 1959 yılında kitaplaştırılması ile birlikte çeşitlendirme konusu ilk kez matematiksel bir model haline getirilmiştir.

Modern portföy teorisi, çeşitli varlıkların oranlarını dikkatli bir şekilde seçerek, belirli bir portföy riski için portföyün beklenen getirisini maksimize etmeye veya belirli bir beklenen getiri seviyesi için riski eşdeğer şekilde en aza indirmeye çalışan optimal bir yatırım stratejisidir (Omisore, vd., 2012: 20-21; Mangram, 2013: 60). Başka bir ifadeyle modern portföy teorisi ya da Markowitz Ortalama Varyans Modeli (Mean-Variance Optimization), belirli bir risk düzeyinde maksimum beklenen getiri için portföyde yer alan varlıklar için en iyi kombinasyonun ne olduğunu yatırımcılara göstererek portföy

riskini en aza indirmeyi amaçlamaktadır (Beyhaghi ve Hawley, 2013: 21). Bu şekilde risk ve beklenen getiri düşünülerek portföye dâhil edilen yeni bir varlık, negatif korelasyonlu ise diğer varlıkların kazançları ile dengelenebilecektir (Feroce, 2021: 19).

Geleneksel portföy yönetiminde olduğu gibi modern portföy yönetiminde de çeşitlendirme ile riskin azaltılabileceği düşüncesi vardır. Ancak modern portföy yönetiminde, geleneksel portföy yönetiminden farklı olarak portföy içerisinde yer alan varlıklar arasındaki ilişki dikkate alınmaktadır. Ancak Markowitz'e göre ne kadar çeşitlendirme yapılırsa yapılsın risk tamamen ortadan kaldırılamayacak olup yalnızca azaltılabilecektir (Kulali, 2016: 74).

Yatırımcının katlanabileceği risk seviyesinde en yüksek getirinin nasıl sağlanabileceği konusunu araştıran Markowitz, modern portföy teorisi ile geleneksel portföy teorisine üç önemli noktada katkıda bulunmuştur (Markowitz, 1952: 82). Bu katkılardan ilki; portföyün riskinin, portföyü oluşturan parçaların toplam riskine eşit olmadığını ve bazı durumlarda çeşitlendirme ile portföy riskinin azaltılabileceğini göstermesidir.

Markowitz'in geleneksel portföy teorisine sağladığı ikinci katkı ise portföye dâhil edilecek olan varlıkların seçiminde üstünlük ilkesinden yararlanılmasıdır. Üstünlük ilkesi, aynı getiriyi sağlayan iki finansal varlıktan riski daha düşük olan veya aynı risk düzeyindeki iki finansal varlık arasında ise getirisi yüksek olanın portföye dâhil edilmesi temeline dayanmaktadır.

Üçüncü olarak ise Markowitz'e göre karesel programlama yoluyla portföye dâhil edilecek olan varlığın seçiminde etkin sınırın söz konusu olmasıdır. Etkin sınır, belli bir risk düzeyinde en yüksek getiri sağlayan portföyleri ifade etmektedir. Etkin sınır üzerinde yer alan portföylerden hangisinin seçileceği ise yatırımcının riske karşı tutumuna göre değişecektir.

Markowitz, geleneksel portföy teorisine yapmış olduğu katkıları bazıları açık bazıları ise örtük olabilecek belli varsayımlar üzerine inşa etmiştir. Bu varsayımlar aşağıdaki şekilde sıralanabilir (Mangram, 2013: 61):

- Yatırımcılar, rasyoneldir. Çünkü yatırımcılar, riski minimize ederken getiriyi maksimize etmeye çalışmaktadırlar.

- Yatırımcılar, yalnızca daha yüksek beklenen getiri ile telafi edilirlerse daha yüksek miktarda riski kabul etmeye isteklidirler.



- Yatırımcılar, yatırım kararları ile ilgili tüm bilgileri zamanında almaktadırlar.
- Yatırımcılar, risksiz bir faiz oranından sınırsız miktarda sermaye ödünç alabilir ve/veya verebilirler.
- Piyasalar, mükemmel derecede verimlidir.
- Piyasaların işlem maliyetleri ve vergiler, dikkate alınmamaktadır.
- Bireysel performansı diğer portföy yatırımlarından bağımsız olan varlıkları seçmek mümkündür.

Yatırımcıların riski sevmeyen dolayısıyla riskten kaçan bireyler oldukları ve yatırımların olasılık dağılımlarının yaklaşık normal olduğu varsayımı altında birden fazla menkul kıymetten oluşan portföyün beklenen getirisi ve riski, Eşitlik (1.11) ve (1.12)'de yer alan formüller yardımıyla hesaplanmaktadır (Kadriye, 2008: 338):

$$E(r_p) = \sum_{i=1}^n E(r_i)x_i \quad (1.11)$$

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n cov(r_i r_j) x_i x_j \quad (1.12)$$

Bu eşitliklerde;

$E(r_p)$ : Portföyün beklenen getirisi,

$E(r_i)$ : menkul kıymet  $i$ 'nin beklenen getirisi,

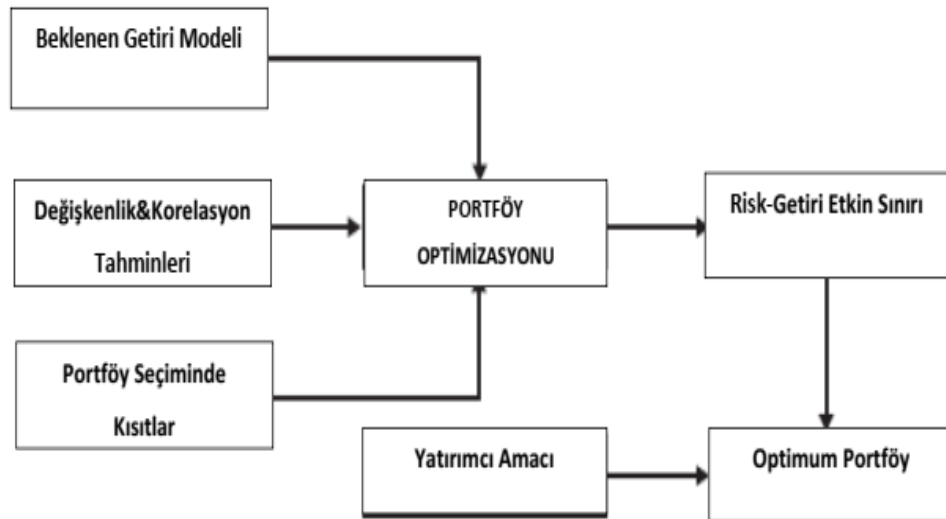
$x_i$ : menkul kıymet  $i$ 'nin portföy içerisindeki oranı,

$\sigma_p^2$ : Portföy riski ya da portföy varyansı,

$cov(r_i r_j) x_i x_j$ :  $i$  ve  $j$  menkul kıymetlerinin getirilerinin kovaryansı,

$n$ : menkul kıymet sayısını ifade etmektedir.

Modern portföy teorisi, yatırımcıların belirli bir risk seviyesinde beklenen getiriyi maksimize etmeye yarayan bir portföy oluşumuna izin veren bir teoridir (Feroce, 2021: 18). Portföy seçim teorisi olarak da adlandırılan modern portföy teorisi açısından yatırım süreci Şekil 5'te gösterilmiştir (Fabozzi vd., 2002: 8).



**Şekil 5:** Modern Portföy Teorisi Yatırım Süreci

**Kaynak:** Fabozzi vd., 2002: 8

Şekil 5’te görüleceği üzere modern portföy teorisi sürecinin ilk aşaması, girdileri çeşitli yatırım ve yatırım seçenekleri üzerindeki kısıtlamaların getirileri ile tüm varlıkların beklenen getirileri, değişkenlik ve korelasyonları ile ilgili tahminlerin belirlenmesidir. İkinci aşama, etkin sınırın oluşturulmasıdır. Üçüncü ve son aşama ise yatırımcının risk düzeyine ve hedefine göre optimal portföyün seçilmesidir (Fabozzi vd., 2002: 9).

Markowitz Ortalama Varyans Modeli’nde  $N$  adet varlığın bulunduğu bir durumda yatırımcının oluşturmayı hedeflediği optimal portföy için  $N$  adet beklenen getiri ve  $N(N+1)/2$  adet varyans/kovaryans hesaplaması gerekmektedir. Örneğin, bir yatırımcının BİST 100 endeksinde işlem gören hisse senetlerine yatırım yapmayı planladığını düşünelim. Burada yatırımcının yapması gereken veri tahmin sayısı  $n=100$  adet beklenen getiri,  $n=100$  adet standart sapma ve  $n(n-1)=100(100-1)=9900$  adet kovaryans tahmini olmak üzere toplam 10100 adet veri tahmini yapması gerekmektedir. Yatırımcının Borsa İstanbul’da (BİST) işlem gören tüm hisse senetlerine yatırım yapmayı planladığını düşündüğümüzde ise hesaplanması gereken veri tahmini üstel olarak artmaktadır. Bu durum yatırımcılar açısından hesaplama işleminin zor olması yanında zaman ve maliyet açısından da dezavantajlar oluşturmaktadır. Bu duruma çözüm bulabilmek amacıyla Sharpe (1963) tarafından Tek İndeks Modeli (Single Index Model) ve Perold (1984) tarafından Çoklu İndeks Modeli (Multiple Index Model) önerilmiştir.

Markowitz Ortalama Varyans Modeli’nin hem matematiksel hem de mantıksal bir uzantısı olarak ilerleyen yıllarda Sharpe (1964), Lintner (1965) ve Mossin (1966)

yaptıkları çalışmalar ile tüm risklerin varlık fiyatlarını etkilememesi gerektiği fikrine dayanan (Perold, 2004: 3) Finansal Varlık Fiyatlama Modelini (Capital Asset Pricing Model-CAPM) önermişlerdir. CAPM modeli, bir menkul kıymetin beklenen getiri oranını ölçtüğü ve bunu beklenen riskle ilişkilendirdiği için yaygın olarak kullanılmasına rağmen çeşitli araştırmacılar tarafından ortaya konulan kanıtlar, uygulamada kullanılma şeklini geçersiz kılacak kadar zayıf olduğunu göstermektedir (Elbannan, 2015: 216). Bu yüzden CAPM modeli eleştirilmiş ve yeni alternatif yöntemler önerilmiştir. Ross (1976), CAPM modeline alternatif olarak Arbitraj Fiyatlama Teorisi'ni (Arbitrage Pricing Model- APM) önermiştir.

Konno ve Yamazaki (1991), Markowitz Ortalama Varyans Modeli'ne alternatif olarak Ortalama Mutlak Sapma (Mean-Absolute Deviation-MAD) modelini önermişlerdir. CAPM modelinin yetersiz olması üzerine Fama ve French (1993) yılında risk primi, firma büyüklüğü ve defter değeri (DD)/piyasa değeri (PD) oranı faktörlerini ekleyerek Üç Faktörlü Varlık Fiyatlama Modelini (Three Factor Asset Pricing Model-) önermişlerdir. Daha sonraki yıllarda ise birçok araştırmacı Üç Faktörlü Varlık Fiyatlama Modeline farklı faktörler ekleyerek çeşitli modeller geliştirmişler (Carhart (1997) tarafından üç faktörlü fiyatlama modeline momentum faktörünü de ekleyerek dört faktörlü varlık fiyatlama modeli önermiştir. Daha sonra Fama ve French, 2015 ve 2017 yıllarındaki çalışmalarında üç faktörlü varlık fiyatlama modeline yatırım ve karşılık değişkenliğini de ekleyerek beş varlıklı fiyatlama modelini önermişlerdir) ve oluşturdukları modelleri, analizlerinde kullanmışlardır. Markowitz Ortalama Varyans Modeli'ne alternatif olarak geliştirilen diğer bir model ise Young (1998) tarafından geliştirilen Minimax Portföy Seçim Modelidir.

İlerleyen yıllarda ise Markowitz Ortalama Varyans Modeli'ne alternatif olarak birçok araştırmacı tarafından meta-sezgisel tabanlı çok sayıda yöntem önerilmiştir. Literatürde araştırmacılar tarafından parçacık sürü optimizasyonu, karınca kolonisi algoritması, bakteriyel yemleme optimizasyonu, yapay arı kolonisi, kedi sürüsü optimizasyonu, istilacı ot optimizasyonu, yarasa algoritması, fireworks algoritması gibi çok sayıda algoritmadan portföy optimizasyonunda yararlanılmaktadır. Ayrıca bu yöntemlerin dışında kuantumdan esinlenen yaklaşımlar da portföy optimizasyonu alanında popüler hale gelmiştir (Gunjan ve Bhattacharyya, 2023: 3448).

Genel olarak Markowitz Ortalama Varyans Modeli'nden günümüze kadar temel modeli farklı açılardan genişleten ve/veya değiştiren çok sayıda model önerilmiştir.

Önerilen bu modeller temel modeli, girdi verilerinin türünün ve miktarının basitleştirilmesi, alternatif risk ölçümlerinin eklenmesi, ek kriterlerin ve/veya kısıtlamaların dâhil edilmesi olmak üzere üç farklı şekilde değiştirmişlerdir (Anagnostopoulos ve Mamanis, 2010: 1285).

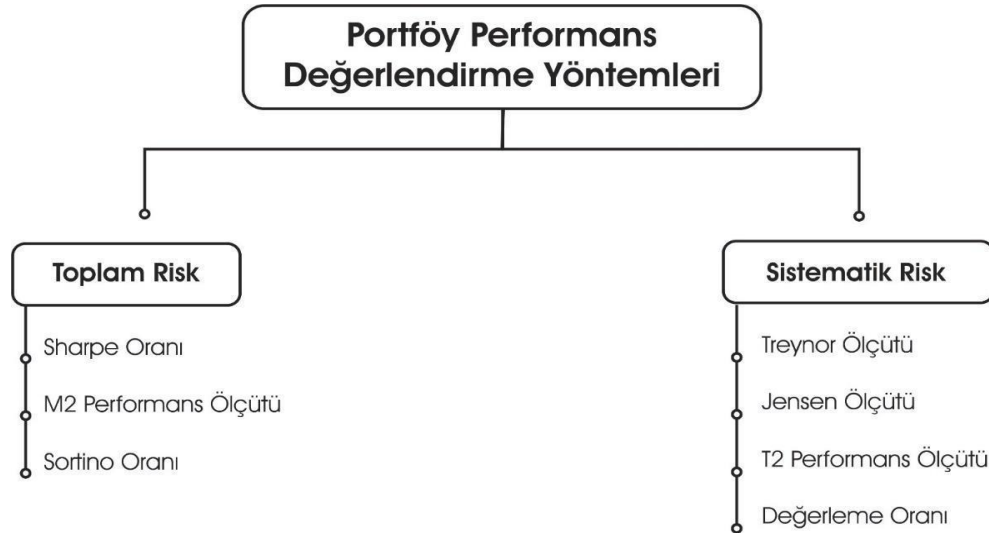
Markowitz Ortalama Varyans Modeli, finans dünyasında genel kabul görmesi ve birçok çalışmanın temelinde yer almasına rağmen çeşitli açılardan eleştirilmektedir. Markowitz Ortalama Varyans Modeli'nde portföylerin oluşturulabilmesi için geçmiş verilere ihtiyaç duyması, yatırımcının portföyüne ne zaman yeni bir varlığı alması ya da portföyündeki varlığı ne zaman satması gibi durumları dikkate almaması, portföye dâhil edilecek olan varlıkların sayısı arttığında hesaplama güçlüğüne artmasına ve etkili yorum yapabilme güçlüğü gibi nedenlerle eleştirilmektedir (Fettahoğlu, 2003: 14).

### **1.5. Portföy Performansının Değerlendirilmesi**

Yatırımcılar portföylerini, geleneksel portföy yaklaşımına ya da modern portföy yönetimi yaklaşımına göre oluştururlar portföy performanslarının değerlendirilmesini istemektedir. Portföy performansının değerlendirilmesinin en önemli nedeni, portföye dâhil edilen ya da edilecek olan menkul kıymetlerin ne kadar kar ya da zarar getireceğinin tespit edilmek istenmesidir.

Yatırımcılar portföyüne dâhil edilecek olan menkul kıymetlerin performansını değerlendirmek istediklerinde iki yaklaşımdan yararlanmaktadır. Bu yaklaşımlardan ilki yatırımcı tarafından oluşturulan portföyün başka yatırımcılar tarafından oluşturulan portföyler ile karşılaştırılması, ikinci yaklaşım ise portföy içerisinde yer alan menkul kıymetlerin en uygun zamanda satılması ve yerlerine yeni menkul kıymetlerin dâhil edilmesidir (Yalçın, 2020: 34).

Yatırımcıların portföyelerine dâhil etmiş ya da dâhil edecekleri menkul kıymetlerin durumu dikkate alındığında yatırımcıların beklentilerine göre kesin bir şekilde hareket etmemektedir. Ancak yatırımcıların portföyüne dâhil etmiş ya da dâhil edecek oldukları menkul kıymetlerin geçmiş verilerinden yararlanarak değerlendirme yapabilmeleri için literatürde çeşitli modeller geliştirilmiştir (Basso ve Funari, 2001: 477). Portföy performansının değerlendirilmesi için geliştirilen bu modeller, Şekil 6'da gösterilmiştir (Yalçın, 2020: 35):



**Şekil 6:** Portföy Performansı Değerlendirme Yöntemleri

**Kaynak:** Yalçın, 2020: 35

Portföy performansını değerlendirme yöntemleri, Şekil 6’da görüldüğü üzere genel olarak toplam riski ve sistemantik riski dikkate alan yöntemler olarak iki başlık altında değerlendirilebilir. Sharpe oranı, M2 performans ölçütü ve Sortino oranı, toplam riske göre performans değerlendirme ölçütleri iken Treynor ölçütü, Jensen ölçütü, T2 performans ölçütü ve değerlendirme oranı ise sistemantik riske göre performans değerlendirme ölçütleridir.

### 1.5.1. Sharpe Oranı

Sharpe oranı, yatırımcıların sahip olduğu portföylerin performansının değerlendirilmesinde yararlanılan ve William Sharpe (1966) tarafından geliştirilmiş bir orandır (Sharpe, 1966). Ödül değişkenlik oranı ya da Sharpe rasyosu olarak da adlandırılan Sharpe oranı, standart sapmayı esas alan ölçütlerden bir tanesidir. Hem riski hem de getiriyi bir arada değerlendiren Sharpe oranı, basit bir yöntem olmasına rağmen en yaygın kullanılan portföy performans değerlendirme yöntemlerinden bir tanesidir (Uyar ve Gökçe, 2015: 216). Sharpe oranı, portföyün ortalama getirisi ile risksiz faiz oranı arasındaki farkın portföyün standart sapmasına bölünmesi ile elde edilmektedir (Sharpe, 1966). Yatırımcıların katlandıkları risk için yatırımlarının ne kadar iyi şekilde dengelediklerini anlamalarına yardımcı olan Sharpe oranı, Eşitlik (1.13) yardımıyla hesaplanmaktadır (Samarakoon ve Hasan, 2005: 7, Bechis, 2020: 37-38):

$$S_p = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p} \quad (1.13)$$

Bu eşitlikte;

$S_p$ : Sharpe oranı,

$r_p$ : Portföy getirisi,

$r_f$ : Risksiz faiz oranı,

$\sigma_p$ : Portföyün standart sapmasını ifade etmektedir.

Düşük ya da negatif korelasyona sahip menkul kıymetler ile portföyün çeşitlendirilmesi, genel olarak portföyün riskini azaltma eğiliminde olduğundan dolayı Sharpe oranını arttırmaktadır (Srivastava ve Mazhar, 2018: 95). Bir başka ifadeyle yüksek portföy getirisi ve düşük standart sapma Sharpe oranını artırırken, düşük portföy getirisi ve yüksek standart sapma Sharpe oranını düşürmektedir. Dolayısıyla yatırımcıların alternatif yatırım portföy stratejileri arasında Sharpe oranı yüksek olan portföyü tercih etmeleri gerekmektedir.

### 1.5.2. M2 Performans Ölçütü

Risk ölçüsü olarak toplam riski ve standart sapmayı esas alan bir başka ölçüt ise M-kare veya M2 (Modigliani- Squared) performans ölçütüdür. M2 performans ölçütü, Sharpe oranının ortalama bir yatırımcının kavramasının güç olabileceği görüşünden hareketle 1997 yılında Franco Modigliani ve Leah Modigliani tarafından geliştirilmiştir (Simons, 1998: 39). M2 performans ölçütü, farklı düzeylerde bulunan portföylerin performanslarını karşılaştırmak için oluşturmuş ve performansı ölçülecek olan portföylerin risklerinin pazar portföyünün riskine eşitlenmesi mantığına dayanmaktadır (Bayramoğlu ve Yayalar, 2017: 6).

Matematik ve finans teorileri anlamında tecrübesiz yatırımcıların Sharpe oranı ile portföylerini yorumlamak zor olmakla birlikte portföyde yer alan menkul kıymetlerden hangisinin daha iyi performans gösterdiği tam olarak bilinmemektedir. Bu yüzden geliştirilen M2 performans ölçütü, yatırımcılara portföylerini daha kolay bir şekilde değerlendirebilme ve analiz edebilme kolaylığını sağlamaktadır. M2 performans ölçütünde yatırımcılar, yatırımlarını değerlendirirken bir kıyas portföy olan piyasa portföyünden yararlanmaktadır. M2 performans ölçütü, Sharpe oranı ile piyasanın standart sapmasının çarpılarak elde edilen sonuna risksiz faiz oranının eklenmesi ile hesaplanmaktadır (Korkmaz ve Uygurtürk, 2007: 39). M2 ölçütü, Eşitlik (1.14) yardımıyla hesaplanmaktadır (Yalçın, 2020: 37):

$$M2 = r_{p^*} - r_m \quad (1.14)$$

Fonun piyasaya göre düzeltilmiş getirisi ise şu şekilde hesaplanmaktadır (Teker vd., 2008: 94):

$$r_{p^*} = \left[ r_p \frac{\sigma_m}{\sigma_p} + \left[ 1 - \frac{\sigma_m}{\sigma_p} \right] r_f \right] \quad (1.15)$$

M2 formüle dâhil edilirse:

$$M2 = \left[ r_p \frac{\sigma_m}{\sigma_p} + \left[ 1 - \frac{\sigma_m}{\sigma_p} \right] r_f \right] - r_m = \left[ \frac{r_p - r_f}{\sigma_p} \right] \sigma_m - (r_m - r_f) \quad (1.16)$$

$$M2 = (\text{Sharpe Oranı}) \sigma_m + r_f \quad (1.17)$$

Bu eşitliklerde

$M2$ : Portföy performansı,

$r_{p^*}$ : Düzeltilmiş portföy getirisi,

$r_m$ : Piyasanın getirisi,

$r_f$ : Risksiz faiz oranı,

$r_p$ : Portföyün getirisi,

$\sigma_p$ : Portföyün standart sapması,

$\sigma_m$ : Piyasanın standart sapmasını ifade etmektedir.

$M2$  performans ölçütü de Sharpe rasyosunda olduğu gibi daha yüksek bir değere sahip olan  $M2$  değeri daha etkin bir portföy olarak değerlendirilmektedir. Ancak Sharpe oranı, portföyün performansını değerlendirirken yalnızca portföyün riskini dikkate almaktadır.  $M2$  performans ölçütü ise tüm portföyleri piyasa portföyünün risk seviyesine göre ayarlamak için risk ve getiri arasındaki dengeyi kullanmaktadır. Bu şekilde, yatırımcı tarafından oluşturulan portföyün riski ile piyasa riski karşılaştırarak bu seviyede portföyün getirisini ölçmektedir. Böylece aynı ölçek düzeyinde tüm portföylerin performansları hakkında yorum yapılabilir (Ayaydın, 2013: 65).

### 1.5.3. Sortino Oranı

Sortino ve Price tarafından 1994 yılında önerilen Sortino oranı, Sharpe oranına çok benzemekle birlikte risk ölçüsü olarak standart sapma yerine aşağı yönlü sapmayı kullanmaktadır. Başka bir ifadeyle, yalnızca portföy sahibi tarafından belirlenmiş özel bir

hedefin (minimum kabul edilebilir değer) altına düşen getiriler veya gerekli getiri oranı, riskli olarak kabul edilir (Sortino ve Price, 1994: 62; Ayaydın, 2013: 65).

Yatırımcılar yatırımlarından minimum kabul edilebilir bir getiri düzeyini alt sınır olarak belirleyerek en az bu oran kadar getiri elde etmek isterler. Bu oranın altında elde edilecek olan getiriler, yatırımcıyı mutlu etmeyeceğinden dolayı Sortino ve Price risk ölçüsü olarak kısmi standart sapmayı kullanmaktadır (Sortino ve Price, 1994: 60-61).

Kaybın ödülü yöntemi olarak da adlandırılan Sortino performans değerlendirme ölçütü, portföyün getirisinden risksiz faiz oranının çıkarılması ile elde edilen değer kısmi standart sapmaya bölünmesi ile hesaplanmaktadır. Sortino performans değerlendirme ölçütü, Eşitlik (1.18) yardımıyla hesaplanmaktadır (Yalçın, 2020: 39):

$$SO = \frac{r_p - r_f}{\sigma_d} \quad (1.18)$$

Bu eşitlikte;

$SO$ : Sortino oranı,

$r_p$ : Portföy getirisi,

$r_f$ : Risksiz faiz oranı,

$\sigma_d$ : Kısmi standart sapmayı ifade etmektedir.

Yüksek oynaklıklı portföyleri değerlendirmek için yararlanılan Sortino oranından (Srivastava ve Mazhar, 2018: 96) elde edilen değerlerin pozitif olması ya da büyük olması portföy performansının iyi olduğu anlamına gelmektedir.

#### 1.5.4. Treynor Ölçütü

Sistematik riskin çeşitlendirme yoluyla azaltılabileceği düşüncesinden hareketle Jack L. Treynor tarafından 1965 yılında önerilmiştir. Treynor (1965), portföylerin performans ölçümünde risk ve getiri olmak üzere iki değişkenin olduğunu ve yatırımcıların portföylerini oluştururken ya da portföyleri karşılaştırırken bu iki değişkeni dikkate almaları gerektiğini savunmuştur. Treynor ölçütü, temelde Sharpe ve Sortino oranı ile benzerlik göstermesine rağmen risk ölçütü olarak oynaklık katsayısını diğer bir ifadeyle beta katsayısını kullanması yönünden ayrılmaktadır (Treynor, 1965: 64). Oynaklığın ödülü yöntemi olarak da adlandırılabilen Treynor performans değerlendirme ölçütü, Eşitlik (1.19) yardımıyla hesaplanmaktadır (Samarakoon ve Hasan, 2005: 7, Korkmaz ve Uygurtürk, 2007: 41):



$$T_p = \frac{r_p - r_f}{\beta_p} \quad (1.19)$$

Bu eşitlikte;

$T_p$ : Treynor ölçütünü,

$r_p$ : Portföy getirisi,

$r_f$ : Risksiz faiz oranı,

$\beta_p$ : Portföyün betasını (portföyün geçmiş verilerine bakarak pazar portföyünde yaşanan dalgalanmalara verdiği tepki) ifade etmektedir.

Treynor ölçütü, yatırımcının katlanmış olduğu bir birimlik risk karşısında ne kadarlık bir getiri sağlayacağını ifade etmektedir (Yalçın, 2020: 40). Treynor ölçütü değeri ne kadar yüksek olursa portföyün o kadar iyi bir performans göstermiş olduğu anlamına gelmektedir. Ancak bazı istisnai durumlarda bu oran negatif olabilir. Bu durumlar şu şekilde açıklanabilir (Bernardin ve Dumoussaud, 2013: 21):

- Treynor oranının negatif olduğu ilk durum *risksiz getirinin portföyün getirisinin üzerinde olmasıdır*. Bu durum, portföyün zayıf performans gösterdiği anlamına gelmektedir.

- İkinci durum *beta değerinin negatif olmasıdır*. Bu durum, portföyün olağanüstü derecede performansa sahip olduğu anlamına gelmektedir.

- Son durum ise *beta değerinin negatif olduğu durumda Treynor ölçütü pozitif ve risksiz getiri portföy getirisinin üzerindedir*. Bu durumda, Treynor ölçütü pozitif ancak hem pay hem de paydanın negatif olduğu anlamına gelmektedir.

### 1.5.5. Jensen Ölçütü

Jensen ölçütü, Jensen endeksi ya da Jensen alfası, Michael C. Jensen tarafından 1968 yılında Sermaye Varlık Fiyatlandırma Modeline (CAPM) dayanarak portföy performansının değerlendirilmesi için önerilmiş bir yaklaşımdır (Jensen, 1968). Jensen ölçütü, bir portföyün gerçek getirisi ile portföyün beklenen getirisi arasındaki farkı, portföyün riskini göz önünde bulundurarak ölçmektedir (Srivastava ve Mazhar, 2018: 94). Jensen, herhangi bir portföy performansının başka bir portföy ile karşılaştırmak yerine, portföyün menkul kıymet piyasa doğrusundan sapmasının ölçülerek karşılaştırılmasının doğru olacağını savunmuştur (Yalçın, 2020: 40).

İyi çeşitlendirilmiş menkul kıymet portföylerinin performanslarının değerlendirilmesinde yararlanılan Jensen ölçütü, Eşitlik (1.20) yardımıyla hesaplanmaktadır (Jensen, 1968: 390-393; Samarakoon ve Hasan, 2005: 8-9):

$$\alpha = r_p - [r_f + \beta_p(r_m - r_f)] \quad (1.20)$$

Bu eşitlikte;

$\alpha$ : Jensen ölçütü,

$r_p$ : Portföy getirisi,

$r_f$ : Risksiz oran,

$\beta_p$ : Portföyün beta değeri,

$r_m$ : Piyasa portföyünün getirisini ifade etmektedir.

### 1.5.6. T2 Performans Ölçütü

Treynor oranını, yüzde getiri şekline çeviren T2 performans ölçütü, M2 performans ölçütünde olduğu gibi portföye hazine bonusu gibi risksiz getirili menkul kıymet ekleyerek risk düzenlemesi yapmaktadır (Teker vd., 2008: 95; Arslan ve Arslan, 2010: 9). Portföye eklenen risksiz menkul kıymet ile birlikte portföyün getirisi şu şekilde hesaplanır (Teker vd., 2008: 95):

$$T2 = r_{p^*} - r_m \quad (1.21)$$

T2 performans ölçütünde fonun piyasaya göre düzenlenmiş getirisi, Eşitlik (1.22) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$r_{p^*} = \left[ r_p \frac{\beta_m}{\beta_p} + \left[ 1 - \frac{\beta_m}{\beta_p} \right] r_f \right] \quad (1.22)$$

T2 performans ölçütü formülü yeniden ifade edilirse Eşitlik (1.23) şeklini alır.

$$r_{p^*} = \left[ r_p \frac{\beta_m}{\beta_p} + \left[ 1 - \frac{\beta_m}{\beta_p} \right] r_f \right] - r_m = \left[ \frac{r_p - r_f}{\beta_p} \right] \beta_m - (r_m - r_f) \quad (\beta_m = 1) \quad (1.23)$$

$$T2 = Treynor - (r_m - r_f) \quad (1.24)$$

Bu eşitliklerde;

T2: Portföy performansı,

$r_{p^*}$ : Düzeltilmiş portföy getirisi,

$r_m$ : Piyasa getirisi

$\beta_m$ : Piyasa beta değeri,

$\beta_p$ : Porföy beta değerini ifade etmektedir.

### 1.5.7. Değerleme Oranı

Değerleme oranı (Appraisal Ratio), Jensen alfa değerinin sistematik olmayan riske bölünmesi ile elde edilmektedir. Değerleme oranı, Eşitlik (1.25) yardımıyla hesaplanmaktadır (Yücel, 2016: 56; Seçme vd., 2016: 117-118):

$$AR = \frac{\alpha_p}{\sigma_{ur}} \quad (1.25)$$

Bu eşitlikte;

$AR$ : Değerleme oranını,

$\alpha_p$ : Jensen alfa değeri,

$\sigma_{ur}$ : Sistematik olmayan riski ifade etmektedir.

Değerleme oranı ne kadar yüksek olursa portföy performansının da aynı oranda yüksek olduğu kabul edilmektedir.

**Tablo 1:** Portföy Performans Ölçüm Yöntemlerinin Karşılaştırılması

	Sharpe Oranı	M2 Performans Ölçütü	Sortino Oranı	Treynor Ölçütü	T2 Performans Ölçütü	Jensen Ölçütü	Değerleme Oranı
Sistemik Risk	X	X	X	X	X	X	X
Sistemik Olmayan Risk	X	X	X				X
Aşağı Yönlü Risk			X	X			
Karşılaştırmalı Performans Göstergesi	X		X	X	X		X
Tek Başına Performans Göstergesi		X				X	
Yönetici Performansı						X	X

**Kaynak:** Teker vd., 2008: 97

Yatırımcıların portföylerine dâhil etmiş ya da dâhil edecek oldukları menkul kıymetleri karşılaştırma yapabilmek amacıyla geliştirilen performans ölçüm yöntemleri karşılaştırmalı olarak Tablo 1’de gösterilmiştir (Teker vd., 2008: 97). Tablo 1’de görüldüğü üzere tüm performans değerlendirme yöntemleri, sistemik riske sahiptir. Treynor ölçütü, T2 performans ölçütü ve Jensen ölçütü ise sistemik riski esas alan ancak sistemik riske sahip olmayan değerlendirme yöntemleridir. Karşılaştırmalı ve tek başına performans ölçütü olarak iki farklı değerlendirme oranı vardır. Sharpe oranı, Sortino oranı, Treynor ölçütü, T2 performans ölçütü ve değerlendirme ölçütü karşılaştırmalı performans göstergesidir. M2 performans ölçütü ve Jensen ölçütü ise tek başına performans göstergesidir.

## İKİNCİ BÖLÜM

### METODOLOJİ

Çalışmanın bu bölümünde öncelikle kümeleme analizi, kümeleme analizi yöntemleri ve Hiyerarşik Risk Paritesi (Hierarchical Risk Parity-HRP) yönteminden bahsedilecektir. Daha sonra karar verme ve karar verme süreci, karar modelleri, Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) yöntemleri ve ÇKKV yöntemlerinin genel sürecine değinildikten sonra ÇKKV yöntemlerinden MEREC (MEthod based on the Removal Effects of Criteria) ve WEDBA (Weighted Euclidian Distance Based Approach) yöntemlerinden bahsedilecektir.

#### 2.1. Kümeleme Analizi

Bilgisayarların ve internetin dünya çapında hızlı gelişmesi ve sürekli değişen bilgi teknolojisi ile birlikte, analiz edilerek anlamlı sonuçların elde edilmesi gereken çok büyük boyutta veri kümeleri ile karşı karşıya kalınmıştır. Üstel bir şekilde büyüyen veri boyutuna bağlı olarak bu verilerin geleneksel yöntemler ile hızlı ve kolay bir şekilde hesaplanamaması, işlenememesi, güncellenememesi ve saklanamayacak olmasından dolayı mevcut durumun değerlendirilerek gelecek hakkında tahminlerde bulunulmasını zorlaştırmıştır. Bu nedenle çok büyük boyutlardaki verilerde gizli kalmış anlamlı sonuçların çıkarılarak tahminlerde bulunabilme güçlüğü ortadan kaldırmak amacıyla çeşitli sistemler geliştirilmiştir. Bu sistemlerin başında da kümeleme analizi gelmektedir.

Kümeleme analizi, verileri benzer özelliklerine göre gruplandırarak, kümeler arasındaki benzerliği minimum seviyeye indirme ve küme içindeki benzerliği maksimum seviyeye çıkarma ilkesinden hareket eden çok değişkenli bir yöntemdir (Han vd., 2012: 108). Bir başka tanıma göre kümeleme analizi, bir keşif sürecidir. Bu süreçte açıklama ya da yorumlama sunmadan verilerdeki yapıları keşfetmek için kullanılmaktadır (Pande vd., 2012: 494).

Kümeleme analizinin amacı, çok büyük boyuttaki veri kümelerinden oluşan ve başta tek bir veri kümesini ifade eden gruplandırılmamış veriyi benzerliklerine göre alt kümelere bölerek veriyi azaltmaktır. Böylece alt kümelere ayrılan çok büyük boyuttaki veri kümesi daha net ve anlaşılır biçimde ele alınabilecektir.

Kümeleme analizi (Pande vd., 2012: 494), birbirine benzer olan verilerin aynı küme içerisinde toplanması açısından diskriminant analizi ile benzerlik göstermektedir

(Çakmak, 1999: 188). Ancak denetimli öğrenme tekniği olan diskriminant analizinde önceden etiketlenmiş verilerden yola çıkarak henüz etiketlenmemiş veriyi etiketleyerek kümeleme işlemini gerçekleştirmek amaçlanırken denetimsiz öğrenme tekniği olan kümeleme analizinde ise etiketlenmemiş veriler arasındaki ilişki bulunarak kümeleme işlemini gerçekleştirmek amaçlanmaktadır (Mythi ve Madhiya, 2014: 334-335).

Kümeleme analizi, sınıflandırma işlemi ile benzerlik göstermemektedir. Çünkü sınıflandırma işleminde veriler, önceden sınıflandırılmış olan veriler üzerinde gerçekleştirilen eğitim sonucuna göre önceden belirlenmiş olan bir sınıfa dâhil olmaktadır. Ancak kümeleme analizinde önceden belirlenmiş bir küme bulunmamakla birlikte verilerin kaç kümeye ayrılacağı da belli değildir.

Kümeleme analizinin etkili ve verimli bir şekilde kullanılabilmesi için birtakım özelliklere sahip olması gerekmektedir. Bu özellikler aşağıda belirtilmiştir (Xu vd., 2005: 741; Han vd., 2012: 446-447):

- Ölçeklenebilirlik,
- Farklı türdeki niteliklerle başa çıkabilme yeteneği,
- Değişik şekillerdeki kümelerin belirlenebilmesi,
- Girdi parametresini belirlemek için minimum alan bilgisine gereksinim,
- Gürültülü veriler ile başa çıkabilme yeteneği,
- Girdi kayıtlarının sırasına duyarlılık,
- Yorumlanabilirlik ve kullanılabilirlik,
- Yüksek boyutlu veri kümeleri ile çalışabilmesi gerekmektedir.

Kümeleme analizi, dört aşamadan meydana gelmektedir. Problemin tanımlanması ve probleme yönelik olarak veri matrisinin oluşturulması kümeleme analizinin ilk aşamasıdır.

Kümeleme analizini ikinci aşamasında ise mesafe ölçüsünün belirlenmesi gerekmektedir. Mesafe ölçüsü, verilerin birbirlerine benzerlik ya da uzaklıklarına ilişkin sayısal değerlerinin belirlenmesi olarak da adlandırılabilir. Mesafe ölçüsünün belirlenmesinde literatürde farklı yaklaşımlar önerilmiştir. Bu yaklaşımlardan en yaygın kullanılan uzaklık ölçüsü  $L_2$  uzaklığı olarak da adlandırılan Öklid uzaklığıdır. İki nokta arasındaki doğrusal uzaklığı ifade eden Öklid uzaklığı, veri sayısının 100'den fazla

olduğu durumlarda kullanılmaktadır (Huang, 2001: 137). Öklid uzaklığı dışında literatürde yaygın bir şekilde kullanılan mesafe ölçüm yaklaşımları Tablo 2’de gösterilmiştir (Pandit ve Gupta, 2011: 29-30; Kumar vd., 2014: 40-42; Irani vd., 2016: 10).

**Tablo 2:** Mesafe Ölçüm Yaklaşımları

Mesafe Ölçüm Yaklaşımı	Hesaplama Biçimi
Öklid ya da L <sub>2</sub> Uzaklığı	$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2}$
Minkowski Uzaklık	$d(x_i, x_j) = \left[ \sum_{k=1}^p  x_{ik} - x_{jk} ^m \right]^{1/m}$
Mahalanobis Uzaklık	$d(x_i, x_j) = (x_i - x_j)' S^{-1} (x_i - x_j)$
Hotelling T <sup>2</sup> Uzaklık	$d(x_i, x_j) = \frac{n_1 n_2}{n} (x_i - x_j)' S^{-1} (x_i - x_j)$
Chebychev Uzaklık	$d(x_i, x_j) = \max  x_{ik} - x_{jk} $
Canberra Uzaklık	$d(x_i, x_j) = \sum_{k=1}^p \frac{ x_{ik} - x_{jk} }{(x_{ik} + x_{jk})}$
Manhattan ya da Metric/ Taxicab/City-Block Uzaklık	$d(x_i, x_j) = \sum_{k=1}^p  x_{ik} - x_{jk} $
Bray-Curtis (Sorensen) Uzaklık	$d(x_i, x_j) = \frac{\sum_{k=1}^p  x_{ik} - x_{jk} }{\sum_{k=1}^p (x_{ik} + x_{jk})}$
Jaccard ya da Tanimoto Uzaklık	$d(x_i, x_j) = \frac{\sum_{k=1}^p x_{ik} x_{jk}}{\sum_{k=1}^p x_{ik}^2 + \sum_{k=1}^p x_{jk}^2 - \sum_{k=1}^p x_{ik} x_{jk}}$
Cosine Uzaklık	$\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{AB}{ A  B }$
Czekanowski Katsayısı	$d(x_i, x_j) = 1 - \frac{2 \sum_{k=1}^p \min(x_{ik}, x_{jk})}{\sum_{k=1}^p (x_{ik} + x_{jk})}$

Kümeleme analizin üçüncü aşaması ise kümeleme analizi yönteminin seçilmesi ve sonuçların yorumlanması aşamasıdır. Karar vericinin, amacına yönelik olarak hangi kümeleme yöntemini seçeceğine dikkatli bir şekilde karar vermesi gerekmektedir. Kümeleme analizi yöntemi seçildikten sonra kümeleme analizi gerçekleştirilir ve sonuçlar yorumlanır.

## 2.2. Kümeleme Analizi Yöntemleri

Artan veri boyutlarına bağlı olarak kümeleme analizi istatistik, tıp, tarım, psikoloji, e-ticaret, pazarlama, biyoloji, makine öğrenmesi gibi çok çeşitli alanlarda yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Özellikle teknolojinin gelişmesine bağlı olarak kümeleme işlemi için çeşitli kümeleme analizi yöntemleri önerilmiş ve önerilmeye devam etmektedir. Kümeleme analizi için önerilen yöntemler genel olarak bölümleyici tabanlı, yoğunluk tabanlı, ızgara tabanlı, model tabanlı ve hiyerarşik tabanlı kümeleme olmak üzere beş gruba ayrılmaktadır (Xu vd., 2005: 741; Pande vd., 2012: 495). Ancak bazı kümeleme algoritmaları birden fazla kümeleme yönteminin ana fikrini bir araya getirdiğinden dolayı kümeleme yöntemi içerisinde sınıflandırmak zordur (Han vd., 2012: 450). Bu kısımda literatürde kümeleme analizi için önerilen yöntemler genel olarak incelenecektir.

### 2.2.1. Bölümleyici Tabanlı Kümeleme

Bölümleyici tabanlı kümeleme (partitioning-based clustering), veri kümesinden  $n$  tane veriyi  $k$  tane kümeye bölen algoritmalarıdır. Bir diğer ifadeyle her küme en az bir veriyi içerecek şekilde kümelere ayrılmaktadır (Han vd., 2012: 448). Bölümleyici tabanlı kümelemede öncelikle küme sayısı belirlenmektedir. Daha sonra belirlenen küme ayırma kriterlerine göre verilerin hangi kümeye dâhil olacağına karar verilmektedir. Her küme içerisindeki veriler birbirine benzerken diğer kümelere yer alan verilere benzememektedir.

Bölümleme tabanlı kümeleme algoritmalarının küme belirleme sürecinin zayıf olması ve başlama aşamasında aykırı verilere karşı hassasiyet göstermesi gibi devavantajlarına karşılık kolay uygulanabilir ve verimli sonuçlar vermesi gibi avantajlarından dolayı literatürde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır (Kashyap vd., 2018: 1457-1458).

k-means, k-medoids, k-modes, Clustering LARge Applications (CLARA), CLustering Algorithm based on RANdomized Search (CLARANS), Fuzzy C-Means



(FCM), Partitioning Around Medoids (PAM), FANNY, MONA yöntemleri kümeleme analizinde yaygın olarak yararlanılan bölümlenme yöntemlerdir (Äyrämö ve Kärkkäinen, 2006:4; Gulati ve Singh, 2015: 411; Sajana vd., 2016: 2)

### 2.2.2. Yoğunluk Tabanlı Kümeleme

Yoğunluk tabanlı kümeleme (density-based clustering), veri uzayında yüksek yoğunlukta alanlar oluşturarak nesne gruplarının tanımlanması anlamına gelmektedir. Yüksek yoğunluklu bölgede yer alan veriler, düşük yoğunluklu bölgelerde yer alan verilerden ayrılmakta ve düşük yoğunluklu bölgelerde yer alan veriler gürültü ya da aykırı veri olarak kabul edilmektedir (Campello vd., 2020: 1). Bu özelliği nedeniyle yoğunluk tabanlı kümelemelerde, kümeler yoğunluğun olduğu bölgede büyüdüğü için çok farklı şekillerde kümeler elde edilmektedir (Berkhin, 2006: 43).

Yoğunluk tabanlı yöntemlerin, değişik boyutlardaki kümeleri bulabilmesi, gürültülü ve aykırı değerlere karşı güçlü olması gibi avantajları yanında giriş parametrelerin ayarlanmasına karşı hassas olması, yüksek boyuttaki veri kümeleri için uygun olmaması ve küme tanımlayıcılarının zayıf olması gibi dezavantajları bulunmaktadır (Yousefi vd., 2020: 181).

Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN), Ordering Points To Identify the Clustering Structure (OPTICS), DENSity based CLUstEring (DENCLUE), Distribution Based Clustering of LArge Spatial Databases (DBCLASD), density connected SUBspace CLUstEring (SUBCLU) yöntemleri kümeleme analizinde yaygın olarak yararlanılan yoğunluk tabanlı kümeleme algoritmalarıdır (Gulati ve Singh, 2015: 411; Sajana vd., 2016: 2)

### 2.2.3. Izgara Tabanlı Kümeleme

Izgara tabanlı kümelemede (grid-based clustering), veri uzayı ızgaralı bir yapı oluşturacak şekilde öncelikle sonlu sayıda hücreye bölünmekte ve işlemler bu yapı üzerinden gerçekleştirilmektedir (Chang vd., 2009: 183; Du ve Wu, 2022: 1). Izgara hücre yoğunluğuna göre kümelerin başlangıç noktasının belirlenmesi ve veri nesnesi olmayan ızgara hücreler ile küme merkezleri arasındaki uzaklığın hesaplanması için bu teknik içerisinde yer alan algoritmalarından yararlanılmaktadır (Yu ve Wong, 2006: 740).

Izgara tabanlı kümelemenin, hızlı işlem süresi, veri sayısından bağımsız olması, mesafe hesaplamaması, kümelerin nesnelere üzerinde hesaplanması yerine hücreler

üzerinde gerçekleştirilmesi, her bir kümenin komşularının kolayca belirlenebilmesi gibi avantajları bulunmaktadır (Yousefi vd., 2020: 183).

STatistical INformation Grid (STING), CLustering In QUEst (CLIQUE), Entropy based subspace CLUStering (ENCLUS), WaveCluster, arbitrarily ORiented projected CLUStering (ORCLUS), Grid based Density Isoline Clustering (GDILC), Optimal Grid Clustering (OptiGrid), Balanced And Nested Grid (BANG), Merging Adaptive Finite Intervals (MAFIA), PROjected CLUStering (PROCLUS), Sieving through Iterated Relational Reinforcement (STIRR) yöntemleri kümeleme analizinde yaygın olarak yararlanılan ızgara tabanlı kümeleme algoritmalarıdır (Gulati ve Singh, 2015: 411, Sajana vd., 2016: 2)

#### **2.2.4. Model Tabanlı Kümeleme**

Model tabanlı kümeleme (model-based clustering), verilerin mevcut olasılık dağılımları tarafından oluşturduğu varsayımı temeline göre kümeleme işlemini gerçekleştirmektedir (Fraley ve Raftery, 1998: 580). Model tabanlı kümeleme algoritmaları, küçük ve orta büyüklükteki veri kümeleri için etkili olurken büyük veri kümelerininin bellek ve zaman gereksinimleri nedeniyle çok fazla etkili olmadığı görülmüştür (Fraley vd., 2005: 429).

Expectation Maximization (EM), COBWEB, CLASSIT, the Self Organizing Map (SOMs), SLINK yöntemleri kümeleme analizinde yaygın olarak yararlanılan model tabanlı kümeleme algoritmalarıdır (Gulati ve Singh, 2015: 411; Sajana vd., 2016: 2).

#### **2.2.5. Hiyerarşik Kümeleme**

Hiyerarşik kümeleme (hierarchical clustering), veri noktaları arasındaki benzerlikleri dikkate alarak birbirine benzer olan bu noktaların aynı küme içerisinde birleştirme temeline dayanan ve yaygın olarak kullanılan bir yöntemdir (Olson, 1995: 1313). Hiyerarşik kümelemenin sonuçlarını etkili bir şekilde görselleştirme aracı olarak dendrogramlardan yararlanılmaktadır. Dendrogramın kök düğümü tüm veri kümesini temsil etmekte ve her yaprak düğümü de bir veri kümesini temsil etmektedir.

Hiyerarşik kümeleme veri sayısının küçük olduğu durumlar ( $n < 250$ ) için uygun olmakla birlikte özellikle makine öğrenmesi teknikleri ile birlikte kullanıldığında veri sayısının büyük olduğu durumlarda da etkili sonuçlar vermektedir. Hiyerarşik kümelemede önceden kaç tane küme olacağı bilinmemekle birlikte küme sayısı verinin yapısına bağlı olarak otomatik olarak belirlenmektedir. Ayrıca hiyerarşik kümelemede

kümelere dâhil edilecek olan her bir veri noktasının aralarındaki uzaklıkların belirlenmesinde farklı yöntemlerden yararlanılmaktadır.

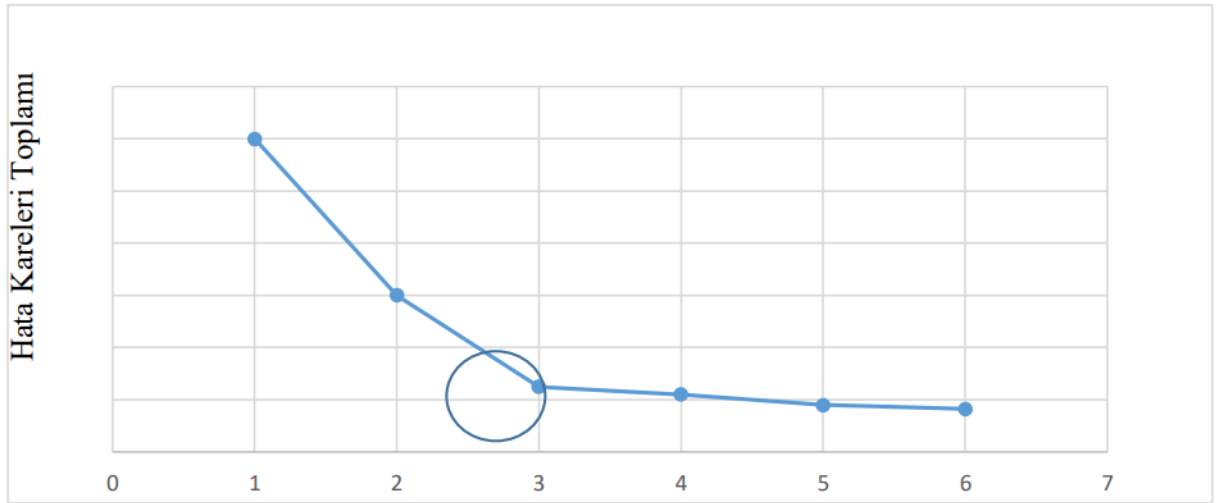
Birleştirici (agglomerative) kümeleme, ayrıştırıcı (divisive) kümeleme, Balanced Iterative Reducing and Clustering Using Hierarchies (BIRCH), Clustering Using Representatives (CURE), CLustering Using Binary Splitting (CLUBS), Hierarchical Clustering Using Dynamic Modeling (CHANELEON), Robust Clustering using Links (ROCK), Enhidno, SNN, CACTUS, GRIDCUST yöntemleri kümeleme analizinde yaygın olarak kullanılan hiyerarşik yöntemlerdir (Gulati ve Singh, 2015: 411; Sajana vd., 2016: 2).

### 2.3. Küme Sayısının Belirlenmesi

Kümeleme analizi ile ilgili en önemli hususlardan bir tanesi, karar verici tarafından küme sayısının belirlenmesi sürecidir. Karar verici, veri seti ile ilgili bilgilere sahip olunması durumunda küme sayısının belirlenmesinde yol gösterici olabilmektedir. Ancak karar vericinin veri seti ile ilgili detaylı bilgiye sahip olmadığı durumlarda ise çeşitli yöntemlerden yararlanarak optimal küme sayısı belirlenmesi gerekmektedir. Bu nedenle, literatürde optimal küme sayısının belirlenmesi için geliştirilmiş çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemlere GAP İstatistiği, Elbow (Dirsek) yöntemi, Ortalama Silhouette yöntemi, Information Criterion Approach, Davies-Bouldin Index, An Information Theoretic Approach, Cross-validation, The Canopy Algorithm örnek olarak verilebilir (Kodinariya ve Makwana, 2013: 90; Yuan ve Yang, 2019: 228-232). Bu çalışmada optimal küme sayısının belirlenmesinde Elbow (Dirsek) yönteminden yararlanıldığı için diğer yöntemlere değinilmeyecektir.

Elbow (Dirsek) yöntemi, optimal küme sayısının belirlenmesine yardımcı olmak amacıyla kullanılan en eski yöntemlerden bir tanesidir (Kodinariya ve Makwana, 2013: 90). Elbow (Dirsek) yöntemi, küme değerini seçip daha sonra veri modeli olarak kullanılacak kümenin değerini de ekleyerek en iyi küme sayısının belirlenmesi fikrine dayanmaktadır (Nainggolan vd., 2019: 3). Bir başka ifadeyle Elbow (Dirsek) yöntemi, başlangıçta  $n$  küme sayısını göstermek üzere tahmini olarak  $k=2$  şeklinde optimum küme sayısı olarak belirlenir. Daha sonra bu değerler için hata karaler toplamı (the sum of squared errors) hesaplanır. Hata kareler toplamı,  $d$ , veri ile küme merkezi arasındaki uzaklığı göstermek üzere Eşitlik (2.1) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$\text{Hata kareler toplamı} = \sum_{i=1}^n (d)^2 \quad (2.1)$$



**Şekil 7:** Optimal Küme Sayısı Seçimi

**Kaynak:** Üstünel, 2018: 28

Hata kareler toplamı hesaplandıktan sonra,  $k$  değeri her seferinde 1 arttırılarak yeni değerleri için de hata kareler toplamı hesaplanır. Hata kareler toplamı herhangi bir  $k$  değerinin önemli derecede azaldığı nokta optimal küme sayısı olarak belirlenir. Şekil 7’de  $k=3$  değerinin optimal küme sayısı olduğu açıkça görülebilmektedir. Çünkü  $k=3$  değerinden sonra grafik yatay bir seyir izlemektedir.

#### 2.4. Hiyerarşik Risk Paritesi

Finans alanında yapılan çalışmalar incelendiğinde, yatırımcıların portföylerini oluşturken iki farklı portföy yaklaşımından yararlanmaktadır. Bu yaklaşımlardan ilki, çeşitlendirme ile tüm varlıkların aynı sepete konulmaması ve bu şekilde riskin dağıtılacağı esasına dayanan geleneksel portföy teorisidir. İkinci portföy yaklaşımı ise Markowitz (1952) tarafından önerilmiştir ve günümüzde modern portföy teorisi, ortalama varyans portföyü veya Markowitz portföy optimizasyonu olarak da adlandırılmaktadır. Modern portföy teorisine göre, portföy riskinin azaltılması için portföyde yer alan varlıkları çeşitlendirme yanında varlıkların kendi arasındaki ilişkinin de dikkate alınması temeline dayanmaktadır.

Markowitz (1952)’in modern portföy yaklaşımı önermesinden sonra portföy optimizasyonu genellikle varlıkların risk ve getiri özelliklerini dikkate alan kuadratik

programlama problemi olarak çerçevenmiştir (Pfitzinger ve Katzke, 2019: 44). Markowitz (1952) tarafından önerilen modern portföy teorisi, çoğu uygulamalı portföy optimizasyonun temelini oluşturduğundan dolayı çok sayıda araştırmacı ve yatırımcı tarafından çok çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Yapılan bu çalışmalar incelendiğinde, belirli bir risk seviyesi için maksimum beklenen getiriye veya belirli bir beklenen getiri seviyesi için en düşük riski gösteren ve “etkin sınır” olarak adlandırılan optimal portföyleri bulmak için bir yöntem sağlamaktadır (Nourahmadi ve Sadeqi, 2021:3; Reis vd., 2023: 2). Başka bir ifadeyle etkin sınır üzerinde yer alan portföyler, optimal portföyler olarak isimlendirilmektedir.

Markowitz tarafından 1952 yılında önerilen modern portföy teorisinden sonra, araştırmacılar ve yatırımcılar, etkin sınır üzerinde yer alan optimal portföylerin oluşturulması amacıyla çeşitli çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmalarda karşılaşılan en önemli sorun, etkin sınır üzerinde yer alan portföylerin belirli bir risk düzeyinde, varlıkların belli bir kısmına yatırım yapılmasını önermesidir. Bu durum, konsantrasyon problemi olarak adlandırılmaktadır. Konsantrasyon problemini ortadan kaldırmak amacıyla birçok araştırmacı farklı yaklaşımlar geliştirmiştir. Özellikle optimal portföyleri daha fazla varlık ile oluşturulması durumunda ortaya çıkan korelasyonların daha fazla çeşitlendirmeyi gerektirdiği, aşırı çeşitlendirmenin de istikrarsız portföylerin oluşmasına neden olmuştur. Prado (2016) çalışmasında bu durumu “Markowitz’in Laneti” olarak adlandırılmıştır (Prado, 2016: 3; Uyar, 2019: 162; Kaae vd., 2022: 6).

İkinci dereceden optimizasyon problemlerinin eksiklikleri olarak istikrarsızlık, konsantrasyon problemi ve düşük performans sorunlarını çözmek amacıyla (Nanakorn ve Palmgren, 2021: 35; Sen vd., 2021: 668), 2016 yılında Lopez de Prado tarafından modern portföy teorisinin sorunlarını ortadan kaldıracak şekilde portföyler oluşturmayı amaçlayan sezgisel bir algoritma olan Hiyerarşik Risk Paritesi algoritmasını önermiştir (Prado, 2016: 63; De Lio Pérego, 2021: 23).

Metamatik, çizge teorisi ve makine öğrenmesi temeline dayanan HRP algoritması, finansal piyasaların varsayılan hiyerarşik yapısından esinlenir ve hiyerarşik kümelemeye dayanmaktadır. HRP algoritması, farklı hisse senetleri arasındaki doğrudan ikili ilişkilerin hepsinin mevcut olmadığını, dolayısıyla tüm hisse senetlerinin birbirinin yerine kullanılamayacağı ve çoğu hisse senedi arasındaki bağlantıların dolaylı olduğunu, bunları

ilişkilendirmek için diğer hisse senetleri zincirine bağlı olduğu varsayımına dayanmaktadır (De Lio Pérego, 2021: 23)

HRP algoritması, portföy optimizasyonunda ağırlıkların tahmininde önde gelen konulardan bir tanesi olan kovaryans matrisinin tersine çevrilmesi ihtiyacını ortadan kaldırmak amacıyla makine öğrenmesi ve çizge teorisinin birleştirilmesiyle oluşturulmuş bir yöntemdir (Sjöstrand vd., 2020: 37; Reis vd., 2023: 3). Başka bir ifadeyle HRP algoritması, kovaryans matrisi tersine çevrilmeden kullanılan geleneksel risk tabanlı portföy optimizasyonlarının sorunlarını ele almaktadır (Jain ve Jain, 2019: 5). Bu açıdan HRP algoritması, her varlık bir alt grup oluşturana kadar daha da küçük alt gruplara geçtikçe iteratif olarak küçültülen benzer menkul kıymet grupları için ters volatilité ağırlıklarını hesaplar. Böylece HRP algoritması, modern portföy teorisinden daha istikrarlı ve daha iyi performans gösteren portföyler oluşturmaktadır (Lagowski, 2022: 14).

HRP algoritmasının Markowitz modeline göre birtakım avantajları bulunmaktadır. Markowitz modelinin birkaç varlıkta yoğunlaşan portföyler üretmesine karşılık olarak HRP algoritmasının varlıklar arasındaki riski dengelemek amacıyla daha çeşitlendirilmiş portföyler elde edilmesini sağlamaktadır (Sen vd., 2023: 19). HRP algoritmasının bir diğer avantajı, HRP algoritmasının birbirine benzer varlık grupları için ters varyans hesaplaması ve her varlık grubunun kendi içerisinde bir küme oluşturana kadar daha alt gruplara yinelemeli olarak uygulamasıdır (Pfitzinger ve Katzke, 2019: 2; Jain ve Jain, 2019: 5). Bir başka ifadeyle HRP algoritması, portföy içerisinde yer alan tüm menkul kıymetler yerine yalnızca aynı grup içerisinde yer alan menkul kıymetler arasında hiyerarşik olarak ağırlıkları belirlemektedir (Bechis, 2020: 87). HRP algoritmasının diğer bir avantajı ise Markowitz modeline göre zaman içerisinde daha istikrarlı olmasıdır. Çünkü Markowitz modeli, piyasa ortamında meydana gelen değişikliklere karşı oldukça hassas olabilmekte ve bu durum da portföy dağılımında değişikliklere neden olmaktadır. Ancak HRP yöntemi ise piyasada meydana gelen kısa vadeli değişikliklere karşı daha az duyarlı olduğu için daha istikrarlıdır (Sen vd., 2023, 19).

Portföyün altında yatan hiyerarşik korelasyon yapısını belirlemek amacıyla makine öğrenmesi algoritmalarından yararlanarak benzer varlık kümelerinin rekabet etmesini sağlayan (Pfitzinger ve Katzke, 2019: 1) HRP algoritması ağaç kümeleme, yarı

köşegenleştirme ve ardışık ikili seçim olmak üzere 3 aşamadan meydana gelmektedir (Prado, 2016: 63).

### 2.4.1. Ağaç Kümeleme

Yatırımcılar portföylerini oluştururken tek bir menkul kıymete yatırım yapmak yerine birden fazla menkul kıymete yatırım yapmak istemektedirler. Çeşitlendirme olarak adlandırılan bu durum ile yatırımcılar katlandıkları riski dağıtmak istemektedir. Portföye dâhil edilen bu menkul kıymetlerden bazıları birbirinin yerine ikame olarak kullanılabilir. Bu sebeple yatırımcılar portföylerinde kendi arasında daha fazla korelasyona sahip menkul kıymetleri önce değerlendirerek aralarındaki ağırlıkları çeşitlendirme eğilimine sahiptir. Ancak yatırımcılar tarafından oluşturulan bu portföylerde hiyerarşi kavramı olmadığından dolayı ağırlıkların serbestçe değişmesine neden olması sonucunda bir istikrarsızlığa neden olmaktadır (Bechis, 2020: 79). Bu durumu ortadan kaldırmak için de Prado (2016) tarafından geliştirilen HRP algoritmasının ilk aşamasında ağaç kümeleme (tree clustering) işlemi uygulanmaktadır. HRP algoritmasının ilk adımı olan ağaç kümeleme işlemi ile ilgili yapılması gereken adımlar, aşağıda detaylı olarak açıklanmıştır (Prado, 2016: 60-62; Uyar, 2019: 164-165):

Ağaç kümeleme için ilk olarak  $T$  dönemi boyunca  $N$  değişkenli  $T \times N$  boyutunda bir matris oluşturulmaktadır.  $N$  sütun vektörleri olarak belirlenen her bir seri için kümeleme yapısı oluşturulmak istenmektedir. Bu işlem için ilk olarak her bir elamanı  $\rho = \{\rho_{i,j}\}_{i,j=1 \dots N}$  olan  $\rho_{i,j} = \rho[X_i, X_j]$ ,  $N \times N$  şeklinde bir korelasyon matrisi oluşturulur. Daha sonra, korelasyonlardan yararlanarak seriler arasında uzaklık ölçütü  $d_{ij}$  Eşitlik (2.2) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$d: (X_i, X_j) \subset B \rightarrow \mathbb{R} \in [0,1]$$

$$d_{i,j} = d[X_i, X_j] = \sqrt{0,5(1 - \rho_{i,j})} \quad (2.2)$$

Eşitlik (2.1)'de yer alan  $B$  ifadesi  $\{1, \dots, i, \dots, N\}$  kümesinin kartezyen çarpımını ifade etmektedir. Uzaklık ölçüsünün hesaplanması ile kümeleme analizinde kullanılacak olan  $N \times N$  boyutundaki uzaklık matrisi  $X = \{d_{i,j}\}_{i,j=1 \dots N}$  oluşturulmaktadır. Yapılan hesaplamalarda,  $X$  matrisi negatif olmayan ( $d[X,Y] \geq 0$ ), tesadüfi ( $d[X,Y]=0 \Leftrightarrow X=Y$ ), simetrik ( $d[X,Y] = d[Y,X]$ ), mutlak ve uygun bir metrik uzayı ( $d[X,Z]=d[X,Y]+d[Y,Z]$ ) ifade etmektedir.

Ağaç kümeleme aşamasının ikinci adımını ise matrisin sütunları arasında yer alan Öklidyen uzaklıkların hesaplanması oluşturmaktadır. Bu işlem için Eşitlik (2.3)'ten yararlanılmaktadır.

$$\check{d}: (D_i, D_j) \subset B \rightarrow \mathbb{R} \in [0, \sqrt{N}]$$

$$\check{d}_{i,j} = \check{d}[D_i, D_j] \sqrt{\sum_{n=1}^N (d_{n,i} - d_{n,j})^2} \quad (2.3)$$

Eşitlik (2.2)'de yer alan  $d_{i,j}$ ,  $X$  matrisinin elemanları olarak tanımlanırken,  $\check{d}_{i,j}$  ise,  $D$  matrisinin elemanları olarak tanımlanmaktadır.

Ağaç kümeleme aşamasının üçüncü adımında ise kümeleme algoritması uygulamasıdır. Bu adımda her bir sütun çifti  $i^*$  ve  $j^*$  kümeleri olarak çiftlere ayrılmakta ve Bağlanım Kriterleri (Linkage Criterion)'ne göre dönüştürülerek  $u[1]$  matrisi elde edilmektedir. Literatürde, tek (single), tam (complete), ortalama (average), ağırlıklandırılmış (weighted), merkezi (centroid), bölgesel (ward) ve medyan (median) olmak üzere yedi bağlanım kriteri yer almaktadır. Bu bağlanım kriterleri aşağıda açıklanmıştır (Uyar, 2019: 165-166).

1957 yılında Sneath tarafından geliştirilen En yakın nokta algoritması olarak adlandırılan tek bağlanım kriteri (single) iki kümenin birbirlerine en yakın elemanlarının yakınlığı kadardır (Rajabi vd., 2020: 7; Nanakorn ve Palmgren, 2021: 27). Tek bağlanım kriteri, Eşitlik (2.4) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$(i^*, j^*) = \operatorname{argmin}(i, j)_{i \neq j} \{\check{d}_{i,j}\} \quad (2.4)$$

1948 yılında Sorensen tarafından geliştirilen en uzak nokta ya da Voor Hess Algoritması olarak bilinen tam bağlanım kriterinde (complete) ise tek bağlanım kriterinin aksine iki kümenin birbirleri ile olan benzerliği, iki kümenin birbirine en uzak elemanlarının yakınlığı kadardır (Rajabi vd., 2020: 7). Tam bağlanım kriteri, Eşitlik (2.5) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$(i^*, j^*) = \operatorname{argmax}(i, j)_{i \neq j} \{\check{d}_{i,j}\} \quad (2.5)$$

1958 yılında Sokal ve Michener tarafından geliştirilen UPGMA (Unweighted Pair Group Method with Arithmetic mean) algoritması olarak da adlandırılan ortalama bağlanım kriteri (average), iki kümedeki tüm elemanların tek tek diğer küme elemanlarına olan uzaklığının ortalaması, iki küme arasındaki benzerliği belirlemektedir (Rajabi vd.,



2020: 7). Ortalama bağlanım kriteri, Eşitlik (2.6) yardımıyla hesaplanmaktadır. Bu eşitlikte yer alan  $|i^*|$  ve  $|j^*|$  ifadeleri her bir kümeyle ait nice sayıyı ifade etmektedir.

$$(i^*, j^*) = \frac{1}{|i^*||j^*|} \sum_{i,j} \{\tilde{d}_{i,j}\} \quad (2.6)$$

1966 yılında McQuitty tarafından geliştirilen WPGMA (Weighted Pair Group Method with Arithmetic mean) yöntemi olarak da adlandırılan ağırlıklandırılmış bağlanım kriteri (weighted) Eşitlik (2.7) yardımıyla hesaplanmaktadır. Bu eşitlikte yer alan  $i^*$  kümesi  $s$  ve  $t$  kümelerinden yararlanarak tekrar oluşturulmakta ve bu yeni kümeler  $j^*$  kümesi üzerinden tekrar ağırlıklandırılmaktadır.

$$(i^*, j^*) = \frac{(\{\tilde{d}_{s,j}\} + \{\tilde{d}_{t,j}\})}{2} \quad (2.7)$$

1958 yılında Sokal ve Michener tarafından geliştirilen UPGMC (Unweighted Pair Group Method using Centroids) yöntemi olarak da adlandırılan merkezi bağlanım kriteri (centroid) Eşitlik (2.8) yardımıyla hesaplanmaktadır. Bu eşitlikte yer alan  $\vec{c}_i$  ve  $\vec{c}_j$  sırasıyla  $c$  kümelerinin ağırlık merkezlerini ifade etmektedir.

$$(i^*, j^*) = \left\| \vec{c}_i - \vec{c}_j \right\|_2 \quad (2.8)$$

1963 yılında Ward tarafından geliştirilen Kademeli Algoritma olarak da adlandırılan bölgesel bağlanım kriteri (ward) Eşitlik (2.9) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$(i^*, j^*) = \sqrt{\frac{2|i^*||j^*|}{|i^*| + |j^*|}} \left\| \vec{c}_i - \vec{c}_j \right\|_2 \quad (2.9)$$

1967 yılında Gower tarafından geliştirilen WPGMC (Weighted Pair Group Method using Centroids) algoritması olarak da adlandırılan medyan bağlanım kriteri (median) Eşitlik (2.10) yardımıyla hesaplanmaktadır. Bu eşitlikte yer alan  $\vec{\omega}_i$  ve  $\vec{\omega}_j$  ifadeleri  $i^*$  ve  $j^*$  kümelerinin medyan değerlerini göstermektedir.

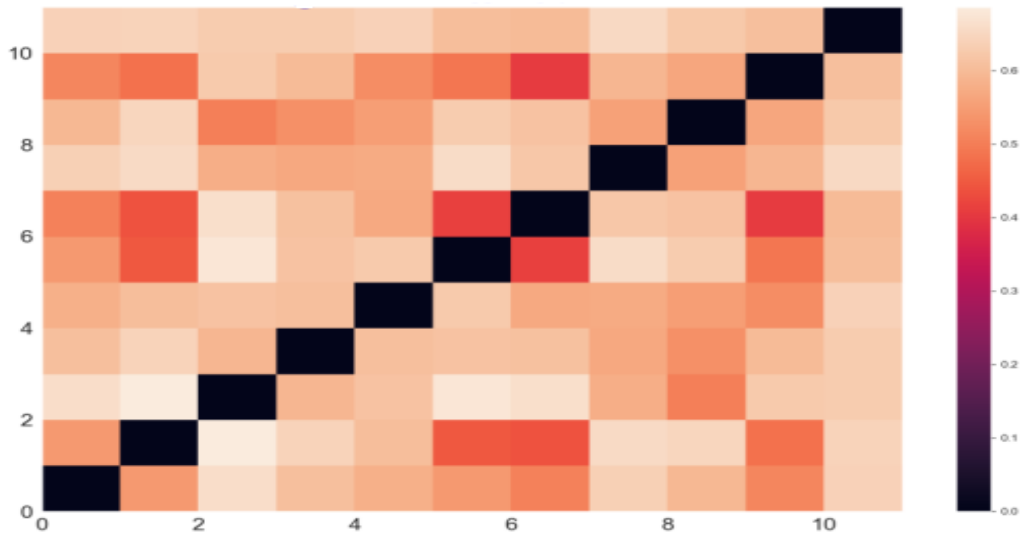
$$(i^*, j^*) = \left\| \vec{\omega}_i - \vec{\omega}_j \right\|_2 \quad (2.10)$$

Ağaç kümeleme işlemi gerçekleştirildikten sonra  $(N - 1) \times 4$  boyutunda ve  $Y = \{(y_{m,1}, y_{m,2}, y_{m,3}, y_{m,4})\}_{m=1, \dots, N-1}$  şeklinde bir ‘‘Bağlantı Matrisi’’ elde etmektedir. Elde edilen Bağlantı Matrisinde (Y) her bir küme için dört bağlantı verisi yer almaktadır. Matriste ‘‘ $y_{m,1}, y_{m,2}$ ’’ elemanları bileşen verisini;  $y_{m,3}$  elemanı bileşenler arasındaki

uzaklığı ( $y_{m,3} = \tilde{d}_{y_{m,1},y_{m,2}}$ );  $y_{m,4}$  ve diğer elemanlar ( $y_{m,4} \leq N$ ) ise bağlantı kurulan orijinal eleman sayısını ifade etmektedir (Uyar, 2019: 166).

### 2.4.2. Yarı Köşegenleştirme

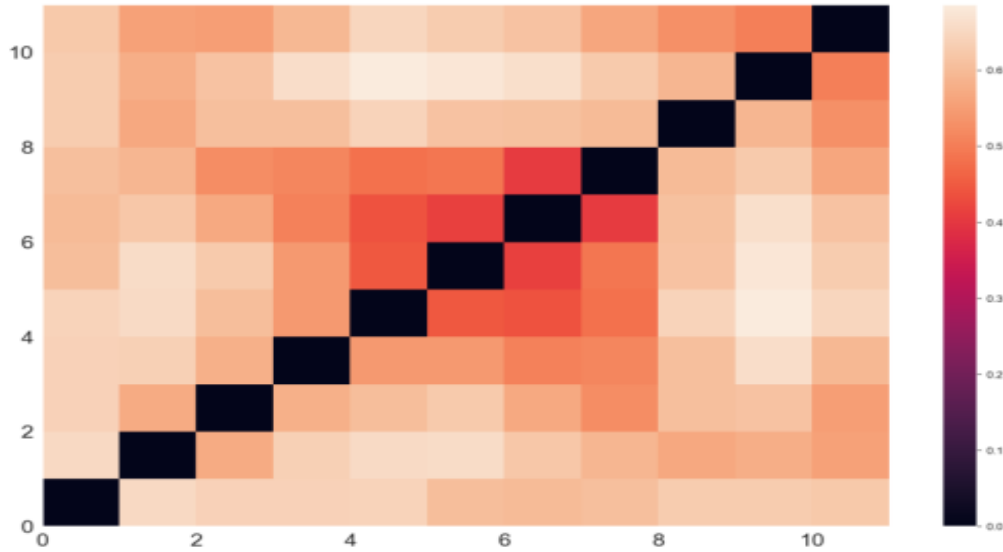
HRP algoritmasının ikinci aşaması ise yarı köşegenleştirmedir (quasi-diagonalization). Yarı köşegenleştirme aşamasında kovaryans matrisinin satır ve sütunlarında bulunan en büyük değerler köşegen boyunca yerleştirilmektedir. Yapılan bu işlem ile yüksek kovaryansa sahip yatırımlar bir arada bulunurken, düşük kovaryansa sahip olan varlıklar birbirinden uzaklara yerleştirilmektedir. Yarı köşegenleştirme aşamasında yapılması gereken işlem, bağlantı matrisinde yer alan tüm elemanları yinelemeli olarak  $y_{N-1,1}$ ,  $y_{N-1,2}$  şeklinde gruplar halinde birleştirmektedir (Prado, 2016: 62).



**Şekil 8:** Kümelenmemiş Korelasyon Matrisi

**Kaynak:** Bechis, 2020: 84

Şekil 8’de yarı köşegenleştirme işlemi yapılmadan önce varlıklara herhangi bir işlem uygulanmadan önceki hali yer almaktadır.



**Şekil 9:** Kümelenmiş Korelasyon Matrisi

**Kaynak:** Bechis, 2020: 84

Şekil 9’da HRP algoritmasının ikinci adımı olan yarı köşegenleştirme işlemi sonrasında kovaryans matrislerinin durumu gözlenmektedir. Her iki matriste de yer alan renkler yüksek ve düşük kovaryansları temsil etmektedir. Burada yer alan koyu renkler daha yüksek kovaryansa sahip olduğundan bu varlıklar köşegen etrafında yoğun olarak yer almaktadır.

### 2.4.3. Ardışık İkili Seçim

Ardışık ikili seçim (recursive bisection), HRP algoritmasının son aşamasıdır. Bu aşama, portföyde yer alan menkul kıymetlere ait nihai ağırlıkların belirlendiği aşama olduğundan dolayı son derece önemlidir (Bechis, 2020: 86). Bu aşamada menkul kıymetlere ait ağırlıklar bir ağaç yapısı aracılığı ile ters varyans kullanılarak belirlenmektedir (Nanakorn ve Palmgren, 2021: 39). Ardışık ikili seçim aşamasında izlenmesi gereken adımlar şu şekilde sıralanabilir (Prado, 2016: 66; Uyar, 2019: 167):

1) Algoritmaya başlamadan önce bazı tanımlamaların yapılması gerekmektedir:

a) Eleman seti tanımlanması gerekmektedir:  $L = \{L_0\}$  ve  $L_0 = \{n\}_{n=1, \dots, N}$

b) Tüm elemanların ağırlıkları toplamı  $w_1 = 1$  ve  $\forall n = 1, \dots, N$  şeklinde tanımlanmaktadır.

2) İşlem sırasında  $|L_i| = 1$  ( $\forall L_i \in L$ ) ile karşılaşılması durumunda döngünün durması gerekmektedir.

3) Eğer  $\forall L_i \in L$  için  $|L_i| > 1$  ise;

a)  $L_i, L_i^{(1)} \cup L_i^{(2)} = L_i$  olmak üzere ikiye ayrılır. Burada  $|L_i^{(1)}| = \text{int} \left[ \frac{1}{2} |L_i^{(1)}| \right]$  dir.

b)  $L_i^{(j)}$   $j = (1,2)$  setinin varyansı  $\tilde{V}_i^{(j)} \equiv \tilde{w}_i^{(j)'} V_i^{(j)} \tilde{w}_i^{(j)}$  tanımlanmaktadır.

Burada  $\tilde{V}_i^{(j)}, L_i^{(j)}$  ardışık setleri arasındaki kovaryans matrisini ifade ederken,  $\tilde{w}_i^{(j)}$ , ise  $\tilde{w}_i^{(j)} = \text{diag}[V_i^{(j)}]^{-1} \frac{1}{\text{tr}[\text{diag}(V_i^{(j)})^{-1}]}$  işlemini ifade etmektedir. İşlemden yer alan  $\text{diag}[\cdot]$ , köşegen işlemini ifade ederken  $\text{tr}[\cdot]$ , iz işlemini ifade etmektedir.

c)  $\alpha_i = 1 - \frac{\tilde{v}_i^{(1)}}{\tilde{v}_i^{(1)} + \tilde{v}_i^{(2)}} (0 \leq \alpha \leq 1)$  formülü ile ayrık faktör hesaplanmaktadır.

d) Ağırlıklar ( $w_n$ ),  $\alpha_i$  faktörü kullanılarak yeniden hesaplanır ( $\forall n \in L_i^{(1)}$ ).

e) Ağırlıklar  $w_n$ ,  $(1 - \alpha_i)$  faktörü kullanılarak yeniden hesaplanır ( $\forall n \in L_i^{(2)}$ ).

4) Bu süreç ikinci adımdan itibaren tekrarlanır.

HRP algoritmasının son aşaması olan ardışık ikili seçim aşamasında bir önceki aşamadan elde edilen portföy ağırlıkları iki ayrı kısma ayrıldığı ve bu ağırlıkların sıfır ile bir arasında ( $0 \leq w_i \leq 1$ ) olması zorunluluğu yanında ağırlıkların toplamının bire eşit olması ( $\forall i = 1, \dots, N$  ve  $\sum_{i=1}^N w_i = 1$ ) gerekmektedir. (Prado, 2016: 66, Uyar, 2019: 167). Ardışık ikili seçim aşamasının üçüncü ve son adımında, yatırımcı tarafından portföye dâhil edilen tüm varlıklar için ağırlık değerleri elde edilmektedir.

HRP algoritması ilk kez Prado (2016) tarafından önerilmiştir. Prado (2016) HRP algoritması ile Markowitz modelinin kararsızlık, konsantrasyon problemleri ve düşük performans gibi sorunlarının çözümünün yanında geleneksel riske dayalı portföy stratejilerinden daha iyi performans gösterebilecek portföyler üreterek literatürde yer alan boşluğu doldurmayı hedeflemiştir. Ancak HRP algoritmasının da birtakım dezavantajları da bulunmaktadır. Bu dezavantajlar şu şekilde açıklanabilir (Sen vd., 2023: 20):

- Çok sayıda varlığın olduğu durumda HRP algoritmasının kullanmış olduğu hiyerarşik kümeleme algoritması zaman alıcı olabilmektedir.

- HRP algoritması varlıkların beklenen getirilerini açıkça dikkate almamaktadır. HRP algoritması, yalnızca portföyde bulunan tüm varlıklar arasındaki riski dengelemeye

çalışmaktadır. Bu durum da diğer portföy optimizasyon yöntemlerine göre daha düşük beklenen getirilerle sonuçlanmaktadır.

- HRP algoritması, varlık getirilerinin normal dağılım izlediğini varsaymaktadır. Gerçek hayatta varlık getirileri normal dağılmayacağından dolayı bu durum HRP algoritmasının doğruluğunu etkileyebilmektedir.

- HRP algoritması nispeten yeni bir yöntem olmasından dolayı portföy performansı uzun süre kapsamlı bir şekilde test edilmemiştir. Bu nedenle HRP algoritması öngürülemeyen risklere ve kısıtlamalara neden olabilmektedir.

HRP algoritması ilk kez Prado (2016) tarafından önerilmesinden sonra literatürde çeşitli araştırmacılar portföy optimizasyonu için HRP algoritmasından yararlanmışlardır. Portföy optimizasyonu için HRP algoritmasından yararlanan çalışmalara aşağıda yer verilmiştir.

Alipour vd. (2016), varlıkların hiyerarşik yapısından faydalanma kabiliyetini değerlendirmek amacıyla farklı ülkelerin hisse senetleri ve tahvilleri yanı sıra petrol, buğday ve altın gibi emtiaları da içeren otuz sekiz farklı vedeli işlem sözleşmesinden oluşan bir evrene odaklanmışlardır. Ayrıca bu çalışmaya DJIA'yı (Dow Jones Industrial Average) oluşturan otuz sekiz hisse senedini ele almışlardır. Çalışmanın analiz kısmında ise minimum varyans, ters varyans portföyü (Inverse Variance Parity-IVP), HRP ve kuantum uygulamalı HRP (Quantum-Inspired Hierarchical Risk Parity-QHRP) modelinden yararlanmışlardır. Çalışmanın sonucunda ise QHRP modelinin tüm alternatif yöntemlerden daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Jothimani (2017), Hindistan piyasalarında yer alan varlıkları 3 farklı portföy optimizasyonu yönteminden yararlanarak makine öğrenmesi ile fiyatları tahmin etmeyi amaçlamıştır. Çalışmanın ilk bölümünde öncelikle potansiyel hisse senetlerinin seçilmesi için Veri Zarflama Analizinden yararlanılmış ve her bir varlığın ağırlığını belirlemek için Geber istatistikleri bazlı HRP, Tarihsel Korelasyon Bazlı Minimum Varyans Modeli ile Geber İstatistikleri Bazlı Minimum Varyans Modeli karşılaştırılmıştır. Daha sonra ise 6 farklı topluluk tahmin modelinden yararlanarak portföylerin fiyat öngörülerini hesaplamıştır. Çalışmanın ikinci bölümünde ise Hindistan Borsası'nda yatırımcıların benimsediği yatırım uygulamalarını anlamak için bir anket çalışması gerçekleştirmiştir.

Raffinot (2018), HRP ve Hiyerarşik Kümeleme Tabanlı Varlık Tahsisi (Hierarchical Clustering based Asser Allocation-HCAA) yöntemlerinden yararlanarak

makine öğrenmesi temelli bir yaklaşım olan Hiyerarşik Eşit Risk Paylı Portföy (Hierarchical Equal Risk Contribution-HERC) yöntemini geliştirmiştir. Avrupa ve Amerika Birleşik Devletleri'nde işlem gören 18 hisse senedi ve S&P500 listesinde yer alan 365 hisse senedi verisinden yararlanmışlardır. Çalışmada HERC, koşullu riske maruz değer (CVaR) ve koşullu risk düşüşü (CDaR) olmak üzere ikiye ayrılmıştır. Çalışmanın sonucunda ise HERC portföylerinin özellikle CDaR'ye dayalı olanların, istatistiksel olarak daha iyi riske göre ayarlanmış performanslar elde ettiğini vurgulamışlardır.

Liutov (2018), 1990-2017 yılları arasında DJIA'ye de yer alan 30 hisse senedine ait (duyarlılığı analiz etmek için Ocak 1989- Kasım 2001, Kasım 2001- Aralık 2007, Aralık 2007- Haziran 2009, Haziran 2009- Aralık 2017 olmak üzere 4 döneme ayrılarak analizler gerçekleştirilmiştir) kapanış verilerinden yararlanarak minimum varyans ve HRP algoritmasından yararlanmıştır. Çalışmanın sonucunda HRP modelinin Ortalama Varyans Modeli'nden daha az değişken portföy getirisi ürettiği sonucuna ve HRP modelinin riskten kaçan yatırımcılar için Markowitz Ortalama Varyans Modeli'nden daha çekici olduğu görülmüştür.

Jain ve Jain (2019), ilk olarak kovaryansın yanlış belirlenmesi sonucunda farklı tahsis yöntemlerinin performansı üzerindeki etkilerini inceledikten sonra çizge teorisi ve makine öğrenmesi temellerine dayanan HRP yönteminin geleneksel risk tabanlı portföylerden daha iyi bir performans gösterip göstermediğini incelemiştir. Performansların anlamlı olup olmadığının belirlenmesi amacıyla Hansen (2005) tarafından önerilen SPA (superior predictive ability) testinden yararlanmışlardır. Ayrıca çalışmada kovaryans tahmin modellerinden SMPL (Sample Based Covariance), EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) ve DCC-GARCH (Dynamic Conditional Correlation GARCH) kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda ise DCC-GARCH yönteminden yararlandığı zaman portföylerin daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Jothimani ve Bener (2019), Markowitz Ortalama Varyans Modeli'nin tahmin hataları ve kovaryans matrisinin istikrarsızlığı problemlerine çözüm bulmak amacıyla Tarihsel Korelasyona Dayalı HRP modeli (HRP-HC) ve Gerber İstatistiklerine dayalı HRP (HRP-GS) modelini önermişlerdir. HRP-HC ve HRP-GS modellerini Toronto Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören ve on ana sektörü kapsayan 250 işletmenin hisse senetlerinden yararlanarak 10 yıllık bir süre için (2007–2016) test etmişlerdir.

Çalışmanın sonucunda ise HRP-GS modelinin HRP-HC modelinden daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır. HRP-GS modelinin daha iyi performans göstermesinin nedeni olarak HRP modelinin ve Geber İstatistiklerinin avantajlarını birleştirmiş olması olarak göstermişlerdir.

Uyar (2019), Borsa İstanbul Tüm Endeksi (BİST), Londra Borsası (FTSE) ve Frankfurt Borsası (DAX) Temmuz 2005-Haziran 2017 dönemlerinde işlem gören hisse senetlerine ait aylık getirilerden yararlanarak portföy performanslarını analiz etmiştir. Çalışmada HRP metodunun yanında kıyaslama yapabilmek amacıyla minimum varyans portföyü ve IVP oluşturulmuştur. Yöntemlerin performans testlerini yapabilmek için Sharpe rasyosu, düzeltilmiş Sharpe rasyosu, kesin-eşdeğer getiri ve maksimum düşüş performans kriterlerinden yararlanmıştır. Çalışmanın sonucunda HRP metodunun, BİST ve FTSE’de olumsuz yönde bir performans gösterirken DAX için ise olumlu performans gösterdiği görülmüştür.

Bechis (2020), karlılık, çeşitlendirme ve risk minimizasyonu açısından 2012-2019 yılları arasında DJIA’da yer alan 30 hisse senedi ve Borsa Yatırım Fonunda yer alan 15 hisse senedinden yararlanarak portföyler oluşturmuştur. Oluşturulan algoritmalar HRP metodu ile karşılaştırma yapabilmek için minimum varyans portföyü, IVP, Kritik Doğru Algoritması (Critical Line Algorithm-CLA), eşit ağırlıklı portföy ve Rastgele Ağırlıklı Portföy (RDM) kullanılmıştır. Bu karşılaştırma ile “Farklı portföy modelleri dağılımı nasıl yapar?”, “Geleneksel portföy stratejilerine göre HRP portföy ağırlıkları nasıl dağıtır?”, “HRP algoritması Borsa Yatırım Fonu portföyüne daha iyi bir sonuç elde edebilir mi?” gibi soruların cevaplarına yanıt aranmıştır. Çalışmanın sonucunda HRP algoritmasının iyi çeşitlendirilmiş portföyler elde edilebileceği görülmüştür.

Fernandes vd. (2020), 2002-2020 yılları arasında Brezilya piyasa verilerini ve 1994-2020 yılları arasındaki Amerika Birleşik Devletleri (ABD) piyasa verilerinden yararlanarak optimal portföyler oluşturmak için CIRP (Cauchy Interlacing Risk Parity) ve HRP algoritmalarından yararlanmışlardır. Çalışmanın sonucunda ise büyük korelasyon matrislerinin optimal bir şekilde değerlendirilebilmesi için CIRP algoritmasının mevcut geleneksel yöntemlerden ve makine öğrenmesi temeline dayanan HRP algoritmasından daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Barziy ve Chlebusa (2020), 01 Ocak 2007 ile 20 Aralık 2019 tarihleri arasında farklı bölge (ABD, Asya, Avrupa vb.) ve sektörlerin hisse senetleri ile tahvil ve

emtiyelerinden oluşan 32 tane Borsa Yatırım Fonu ele almışlardır. Kibot veri sağlayıcısından satın alınan ve otuz dakikalık gözlem aralığına sahip verilerin performansı HRP, Markowitz Ortalama Varyans Modeli, IVP ve CLA yöntemleri ile karşılaştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda ise HRP algoritmasının diğer algoritmalara göre daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Sjöstrand vd. (2020), kümeleme tabanlı portföy optimizasyon yöntemleri (HRP, HERC ve iç içe kümelenmiş optimizasyon) ile geleneksel optimizasyon yöntemleri (minimum varyans portföyü, eşit risk katkılı portföy, maksimum çeşitlendirme portföyü, IVP ve eşit ağırlıklı portföy) ile karşılaştırmışlardır. Bu karşılaştırmayı yapabilmek için 1990-2020 yılları arasında S&P500 endeksinde işlem gören hisse senetlerine ilişkin günlük değerlerden yararlanmışlardır. Çalışmanın sonucunda hiyerarşik kümelemeye dayalı portföy optimizasyon tekniklerinin geleneksel portföylerin birçoğuna göre iyi performans gösterdikleri ancak çoğu risk tabanlı boyutta geleneksel yöntem kıyaslamalarından daha düşük performans gösterdiği görülmüştür.

Sen vd. (2021), Hindistan Ulusal Menkul Kıymetler Borsasında işlem gören sekiz sektör için (otomobil, banka, hızlı tüketim ürünleri, bilişim teknolojisi, metal, tıbbi ilaçlar, emlak ve Hindistan Borsasının çeşitli sektörlerinden en kritik 50 hisse senedi) 1 Ocak 2016-31 Aralık 2020 yılları arasındaki hisse senedi fiyatları kullanılırken, test için 1 Ocak 2021-26 Ağustos 2021 arasındaki dönem verilerinden yararlanarak HRP ve CLA yöntemleri ile portföy tasarım yaklaşımı sunmuşlardır. Portföyler, sektörel olarak en yüksek Sharpe oranına sahip portföyü belirlemek amacıyla hem eğitim hem de test verileri üzerinden geriye dönük olarak test edilmiştir. Çalışmanın sonunda eğitim verileri için CLA yöntemi sekiz sektörden beşi için yüksek Sharpe oranı sağlarken, HRP yöntemi sekiz sektörden yedisi için daha yüksek Sharpe oranı sağlayarak daha iyi olduğunu kanıtlamıştır.

Papenbrock vd. (2021), piyasa değerine göre en üst sıralarda yer alan on dört kripto para biriminin (BinanceCoin, Bitcoin, Cardano, Chainlink, Dogecoin, EOS, Ethereum, Iota, Litecoin, Monero, NEM, Stellar, Tron ve XRP) 2 Ekim 2017 ile 27 Şubat 2021 tarihleri arasında günlük kapanış verilerinden yararlanarak optimal kripto para portföyü oluşturmayı amaçlamışlardır. Bu amaçla Uyarlanabilir Serisel Risk Paritesi (Adaptif Seriyasyon Risk Paritesi-ASRP) yönteminden yararlanarak ağaç temelli HRP yöntemini önermişler ve HRP algoritması ile karşılaştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda



ise ağaç bazlı HRP algoritmasının HRP algoritmasına göre daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir.

Jaeger vd. (2021), 3 Mayıs 2000 ve 30 Haziran 2020 yılları arasında on yedi hisse senedi, devlet tahvili ve emtia vadeli işlem piyasasından oluşam ampirik veri setinden hareketler HRP algoritması ile Eşit Risk Katkısı (Equal Risk Contribution-ERC) yöntemini karşılaştırmışlardır. HRP algoritması ERC algoritması ile karşılaştırıldığında daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Eidenvall (2021), Bloomberg Terminal'den elde edilen hisse senetleri, emtialar, tahviller, krediler ve farklı faktör yatırımlardan oluşan veri kümesini geleneksel varlık tahsis stratejilerini (eşit ağırlık portföyü, minimum varyans portföyü ve ters oynaklık portföyü), hiyerarşik kümelemeye dayalı varlık tahsis stratejileri (Şelale Ağırlıklandırma Portföyü (Waterfall Weighting Portfolio-WF), HERC, Hiyerarşik Beklenen Eksiklik Risk Katkısı (Hierarchical Expected Shortfall Risk Contribution-HESRC), HRP, Hiyerarşik Standart Sapma Risk Katkısı (Hierarchical Standard Deviation Risk Contribution-HSDRC) ve Hiyerarşik Varyans Risk Katkısı (Hierarchical Variance Risk Contribution-HVRC) ve rejim değiştirme tahsis stratejileri (Rejim Değişimi Hiyerarşik Eşit ve Modern Portföy Tahsisi (Regime Shift Hierarchical Equal and Modern Portfolio Theory-RSHEM) ve Rejim Kayması Hiyerarşik Eşit ve Varyans Risk Katkısı (Regime Shift Hierarchical Equal and Variance Risk Contribution-RSHEV) ile karşılaştırmıştır. Çalışmanın sonucunda RSHEV, HRP, HVRC ile oluşturulan portföyleri çeşitlendirebildiğini ve yaygın olarak kullanılan portföy optimizasyon tekniklerine göre daha iyi performanslar elde ettiğini göstermiştir.

Burggraf (2021), kripto para yatırımcılarının portföylerini oluştururken yararlanabilecekleri alternatif para birimlerini önermek amacıyla geleneksel portföy optimizasyonu teknikleri ile HRP metodunu karşılaştırmıştır. 1 Ocak 2015-1 Kasım 2019 döneminde toplam 61 kripto para biriminden yararlanan bu çalışma sonucunda HRP algoritması yatırımcılar için önemli derecede risk avantajı sağlamıştır.

Nourahmadi ve Sadeqi (2021), Tahran Ulusal Menkul Kıymetler Borsasında yer alan ilk 50 hisse senedinin 01.07.2018-29.09.2020 yılları arasındaki verilerinden hareketle HRP yöntemini minimum varyans portföyü, tekdüze dağılım ve risk paritesi yöntemleri ile karşılaştırmışlardır. Çalışmanın sonunda örnek içinde minimum varyans

ve tekdüze dağılım yaklaşımlarının ve örnek dışında ise tekdüze dağılımın ve HRP yaklaşımlarının en iyi performansa sahip olduğu görülmüştür.

Murakami ve Shirota (2021), Japonya, Almanya ve Amerika Birleşik Devletleri bünyesinde faaliyetlerini sürdüren ve otomobil endüstrisinde en büyük 100 küresel hisse senedinin 2018-2019 yılları arasındaki fiyatlarından yararlanarak HRP algoritması ile portföy optimizasyonu gerçekleştirmişlerdir. Yazarların “Hisse senedi fiyatı önemli ölçüde düştüğünde ülke bazlı bir küme ortaya çıkıyor.” hipotezini test ettikleri çalışmada 2018-2019 yılları için iki aylık verileri sırasıyla analiz etmişlerdir. Analiz sonrasında ise hisse senedi fiyatlarının önemli ölçüde düştüğünde ülke bazlı kümelenmelerin ortaya çıktığını tespit etmişlerdir.

Amor vd. (2022), Yükseltilmiş Hiyerarşik Risk Paritesi (upHRP) olarak adlandırdıkları yeni bir yöntem önermişlerdir. upHRP yöntemini minimum varyans portföyü, IVP ve HRP ile karşılaştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda ise upHRP yönteminin diğer yöntemlere göre daha iyi bir çeşitlendirme sağladığı görülmüştür.

Kaczmarek ve Perez (2022), 1999-2019 yılları arasında S&P500 endeksinde yer alan hisse senedi verilerine dayanarak öncelikle rastgele orman yöntemi ile aylık olarak tahminlerde bulunmuşlardır. Daha sonra her  $t$  ayı için en yüksek tahminlere sahip  $n$  hisse senedini seçerek  $1/N$  yalın çeşitlendirme, Markowitz Ortalama Varyans Modeli ve HRP algoritmasından yararlanarak portföylerin riske göre ayarlanmış performansını değerlendirmişlerdir. Çalışmanın sonucunda hem ortalama varyans portföyü hem de HRP algoritmasının  $1/N$  yalın çeşitlendirme yönteminden daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır.

Shahbazi ve Byun (2022), 2017-2020 yılları arasında 61 kripto para biriminin günlük kapanış verilerinden yararlanarak risk yönetimi sağlamayı amaçlamışlardır. Bu kapsamda HRP algoritmasını ters oynaklık portföyü, minimum varyans portföyü ve maksimum çeşitlendirme portföyü ile karşılaştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda HRP algoritmasının risk ve getiri açısından dengesi diğer yöntemler ile karşılaştırıldığında en iyi risk-getiri dengesini sağladığını göstermişlerdir.

Nourahmadi ve Sadeqi (2022), 2018-2020 yılları arasında Tahran Menkul Kıymetler Borsası’nda üstün performansa sahip hisse senedi portföy optimizasyonu bulabilmek amacıyla HRP ve minimum varyans portföyünden yararlanmışlardır. Bu kapsamda 2018-2020 yılları arasında 760 işlem günü için Tahran Menkul Kıymetler

Borsası'nda işlem gören 30 hisse senedinin kapanış verilerinden yararlanmışlardır. Oluşturulan portföylerin performanslarını değerlendirmek için Sharpe oranı hem örneklem içi hem de örneklem dışı dönemler için belirlenmiştir. Örneklem içi ve örneklem dışı analizlerin sonuçlarına göre HRP yönteminin minimum varyans portföyünden daha iyi bit performns ortaya koyduğu ortaya koymuşlardır.

Ciciretti ve Bucci (2023), klasik varlık tahsisi sınırlamalarının üstesinden gelebilen ve portföy ağırlıklarının istikrarsızlığını ve aşırı konsantrasyonunu önleyen, yüksek oynaklık dönemlerinde artan sistematik riske karşı savunma mekanizması sağlayan çizge kuramı tabanlı yeni bir portföy optimizasyon yöntemi olan Rejim Değişirme Kümelenmiş Minimum Genişleyen Ağaç İç İçe Optimizasyon (Regime-Switching Clustered Minimum Spanning Tree Nested Optimization-RS-CMSTNO) modelini önermişlerdir. Çalışmada Ocak 2010- Eylül 2021 dönemine ait S&P500 endeksinde yer alan en büyük 100 ABD hisse senedinin saatlik fiyatlarını RS-CMSTNO, Kümelenmiş Minimum Genişleyen Ağaç İç İçe Optimizasyonu (Clustered Minimum Spanning Tree Nested Optimization-CMSTNO), HRP, Maksimum Sharpe Oranı (Maximum Sharpe Ratio-MSR) ve minimum oynaklık portföyü ile karşılaştırmışlardır. Çalışmanın sonucunda ağırlık istikrarı ve konsantrasyonu açısından RS-CMSTNO, CMSTNO ve HRP modelleri MSR ve minimum oynaklık portföyüne göre daha istikrarlı ve daha iyi çeşitlendirilmiş portföyler ürettiği görülmüştür.

Sen ve Dutta (2023), Hindistan Ulusal Borsası'nın yedi sektörünü (otomobil, dayanıklı tüketim, finansal hizmetler, sağlık, bilgi teknolojisi, petrol ve gaz ile NIFTY 50<sup>†</sup>) 1 Ocak 2016'dan 31 Aralık 2020'ye kadar hisse senedi fiyatlarından yararlanarak HRP algoritması ve Öz Portföy kullanarak oluşturmuşlardır. Daha sonra oluşturdukları portföyleri 1 Ocak 2021 ile 1 Kasım 2021 arasındaki test verileri üzerinde değerlendirmişlerdir. Tek değişkenli analiz için hisse senedi kapanış verilerinin değişken olarak belirlendiği bu çalışmada portföylerin geriye dönük olarak sonuçları incelenmiş ve HRP algoritmasının EIGEN'e göre daha üstün olduğu görülmüştür.

Sen (2023), Hindistan Ulusal Borsası'nda listelenen on üç sektörden seçilen hisse senetleri üzerinden HRP ve Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Learning-RL) yöntemlerini karşılaştırmıştır. 1 Ocak 2017 ile 31 Aralık 2021 tarihleri arasında seçilen

---

<sup>†</sup> NIFTY 50, Hindistan Ulusal Menkul Kıymetler Borsası (NSE) için ana endekstir. Hindistan ekonomisinin 13 sektöründe faaliyet gösteren ve piyasa değerine göre en iyi 50 şirketin hisse senedi performansını takip etmektedir.

hisse senetlerinin geçmiş fiyatlarından yararlanarak portföyler oluşturulmuştur. Portföylerin testlerini ise 1 Ocak 2022'den 30 Kasım 2022'ye kadar olan test verileri üzerinden yapmıştır. Her bir sektör için iki portföyün performansları yıllık getirileri, riskleri ve Sharpe oranları üzerinden karşılaştırılmıştır. Çalışmanın sonucunda HRP portföyünün RL portföyü kadar başarılı olmadığı tespit edilmiştir.

Reis vd. (2023), Brezilya hisse senedi piyasasından elde edilen pandemi öncesi ve pandemi sonrası verilerinden yararlanarak HRP ile literatürde yaygın bir şekilde kullanılan diğer portföy tahsis strateji yöntemleriyle örneklem dışı bir karşılaştırma gerçekleştirmişlerdir. Brezilya hisse senedi piyasasından elde edilen 25 hisse senedinin Ocak 2000-Haziran 2022 arasındaki aylık verilerinden hareketle gerçekleştirilen analizde HRP algoritmasının diğer portföy tahsis stratejilerine göre daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır.

Uyar ve Yavuz (2023), konsantrasyon problemi için başarı sağlayan ancak farklı piyasa koşullarında ortalama-varyans metoduna karşı sınırlı bir başarı elde eden HRP algoritması yerine fraktal piyasa hipotezi çerçevesinde ve hibrit makine öğrenmesi mantığı ile geliştirdikleri FRAKTAL-HRP yöntemini önermişlerdir. Çalışmada 4 Ocak 2018 ile 19 Haziran 2023 tarihleri arasında Frankfurt Borsası'nda işlem gören en büyük 30 hisse senedinin günlük getirilerinden yararlanarak FRAKTAL-HRP metodu minimum varyans portföyü ve ortalama-varyans metodu ile portföyler oluşturulmuştur. Ayrıca portföylerin performanslarının karşılaştırılması amacıyla Sharpe oranından yararlanmışlardır. Çalışmanın sonucunda ise FRAKTAL-HRP ile oluşturulan portföylerin minimum varyans portföyüne göre daha başarılı sonuçlar ürettiği tespit edilmiştir.

Palit ve Prybutok (2024), S&P500 borsa endeksinde verilerin bulunabilirliği ve sürekliliği nedeniyle 2000 yılından itibaren aktif olarak işlem gören dokuz sektörden yararlanarak Markowitz Ortalama Varyans Modeli ve HRP tabanlı iki portföy oluşturmuş ve performanslarını karşılaştırmışlardır. Çalışmada dokuz sektörün 31 Ocak 2000 ile 29 Şubat 2016 tarihleri arasındaki günlük kapanış değerleri değişken olarak belirlenmiştir. Çalışma sonucunda HRP algoritmasının Ortalama Varyans Modeli'nden daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

## 2.5. Karar Verme ve Karar Verme Süreci

Günümüzde hem bireyler hem de işletmeler geleceklerini etkileyebilecek olan tüm konularda önemli kararlar almak durumunda kalmaktadır. Bu kararları alırken de birden fazla kriteri dikkate alarak alternatifler arasında en uygun olanının seçilmesi büyük önem arz etmektedir. Örneğin bir bireyin meslek tercihi konusunda öncelikle kişisel yeteneklerini, iyi eğitim veren bir üniversitenin tercihi, bu meslekten ne kadar gelir elde edeceği, gelecekte mesleğin durumu gibi kriterleri dikkate alması gerekebilir. Yine bir işletme farklı sektörde hizmet vermeden önce işin maliyetini, sektörde diğer işletmelerin durumunu, yatırımlarının ne kadar süre sonra kar getireceğini, sektörde nitelikli personel ihtiyacını nasıl karşılayacağı gibi kriterleri dikkate alması gerekebilir.

Karar kelimesinin Türk Dil Kurumu sözlüğündeki anlamı, “bir iş veya sorun hakkında düşünülerek verilen kesin yargı” olarak tanımlanmaktadır (<https://sozluk.gov.tr/>, Erişim Tarihi: 10.10.2022). Karar verme ise, karar vericinin ulaşmak istediği hedefe yönelik belirli kriterler altında alternatiflerin değerlendirilmesi ve değerlendirme sonucuna göre en uygun alternatifin seçilmesi sürecini ifade etmektedir.

Problem çözme süreci olarak da tanımlanan karar verme, geleceğin belirsiz olmasından dolayı zor bir süreç olarak karşımıza çıkmaktadır (Özbek, 2017: 13). Özellikle teknolojinin gelişmesine paralel olarak bilgi teknolojilerinde meydana gelen gelişmeler ile çok sayıda kriter ve alternatifin değerlendirilmesi karar verme sürecini zorlaştırmıştır.

Karar verme süreci, çeşitli alternatifler arasından en uygun olanının seçilmesi sürecinde bireylerin harcadığı zihinsel ve bedensel çabaların tamamına verilen isimdir. Karar verme sürecinde bireyler, öncelikle zihinsel çaba harcamaktadır. Daha sonra ise bedensel çabalar olarak adlandırılan bilgi toplama ve işleme aşamaları meydana gelmektedir (Altıntaş, 2016: 20). Karar verme süreci, hızlı bir şekilde sonuca ulaşacak bir durum değil aksine her bir adımda gerekli analizlerin gerçekleştirilmesi gereken bir süreç olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu nedenle karar verme süreci ile doğru sonuçlara ulaşabilmek için probleme uygun aşamaların iyi bir şekilde tanımlanması ve her bir aşamada çeşitli analizler gerçekleştirilmesi gerekmektedir.

Alternatifler arasından en uygun olanın seçilmesi olarak tanımlanan karar verme süreci, çeşitli araştırmacılar tarafından problemin türüne bağlı olarak farklı aşamalarda

tanımlanmıştır. Genel olarak ise karar verme süreci şu aşamalardan meydana gelmektedir (Brim vd., 1962: 9; Lewis vd. 2004: 181):

- Problemin tanımlanması,
- Probleme ilişkin verilerin toplanması,
- Alternatif çözümlerin önerilmesi,
- Çözüm önerilerinin değerlendirilmesi,
- Problemin çözümü için en uygun stratejinin seçilmesi,
- Seçilen stratejinin uygulanması,
- Tüm sürecin değerlendirilmesi.

En az iki alternatif arasından seçim süreci olarak tanımlanan karar verme süreci çeşitli unsurlardan oluşmaktadır. Bu unsurlar şu şekilde açıklanabilir (Yıldırım ve Önder, 2015: 2):

● **Karar Verici:** Alternatifler arasından seçim işlemini gerçekleştiren kişi ya da grubu ifade etmektedir.

● **Amaç:** Karar verici ya da karar grubunun seçim işleminden sonra sağlayacağı değerlerdir.

● **Karar Kriteri:** Karar verici ya da karar grubunun seçim sürecinde dikakte alacağı ölçütlerdir.

● **Seçenekler:** Karar verici ya da karar grubu tarafından kontrol edilebilen değişkenler olup, karar verme sürecinde seçebilecekleri alternatifleri ifade etmektedir.

● **Olaylar:** Karar verici ya da karar grubu tarafından kontrol edilemeyen değişkenler olup, seçim sürecini etkileyen çevre şartlarıdır.

● **Sonuçlar:** Karar verici ya da karar grubu tarafından seçilen her bir eylemin ortaya çıkardığı durumu ifade etmektedir.

## 2.6. Karar Modelleri

Karar vericilerin, karar alma sürecinde doğru kararı verebilmek için karar ortamını iyi bir şekilde analiz etmeleri gerekmektedir. Karar alma sürecinde, karar ortamı iyi bir şekilde analiz edilmediği durumda ise karar vericinin amacı dışında bir alternatifin

seçilmesine neden olmaktadır. Yanlış alternatifin tercih edilmesi ise hem zamanın hem de kaynakların gereksiz şekilde kullanılmasına neden olmaktadır.

Karar vericinin, karar alma sürecinde karar ortamını doğru bir şekilde analiz edememesi durumunda rasyonel kararlar alınamamaktadır. Bu nedenle karar vericinin karar alma sürecinde yararlanabileceği üç farklı ortam bulunmaktadır. Bu ortamlar; belirlilik altında karar verme, risk altında karar verme ve belirsizlik altında karar vermedir (Özbek, 2017: 16).

●**Belirlilik Altında Karar Verme:** En basit karar verme koşullardan bir tanesi olan belirlilik altında karar verme durumunda (Tütek vd., 2016: 66) seçeneklerin hangi koşullarda gerçekleşeceği tam ve kesin olarak bilinmektedir. Yani karar vericinin meydana gelmesini istediği olayın nasıl bir sonuç vereceği konusunda tam ve kesin bir bilgi bulunmaktadır. Başka bir ifadeyle olayın gerçekleşme olasılığı birdir (Öztürk, 2016: 18). Örneğin bir yatırımcının tasarruflarını devlet ya da özel bir kuruluş tarafından çıkarılan tahvile yatırım yapması ve yatırım dönemi sonucunda elde edeceği faiz gelirin net olarak belli olması durumu belirlilik altında karar verme durumu ile ilgilidir.

●**Risk Altında Karar Verme:** Stokastik karar problemleri olarak da adlandırılan risk altında karar verme durumunda, her bir karara ilişkin olarak farklı koşullar bulunmakta ve bu koşullar altında seçenekler belirli olasılıklara dayandırılarak karar verilmektedir (Öztürk, 2016: 18). Risk altında karar verme durumunda karar verici alternatiflere objektif ya da sübjektif bir şekilde olasılık değeri atayarak karar vermektedir.

Risk altında karar verme durumu çoğu zaman belirsizlik altında karar verme durumu ile karıştırılmaktadır. Belirsizlik altında karar verme durumunda, doğa durumları olarak da adlandırılan ve karar verici tarafından kontrol edilemeyen değişkenlere herhangi bir biçimde olasılık değeri atanamamaktadır. Risk altında karar verme durumunda ise karar verici doğa durumlarına olasılık değeri atayabilmektedir.

●**Belirsizlik Altında Karar Verme:** Karar modelleri içerisinde en zor olan durum belirsizlik altında karar verme durumudur. Belirsizlik altında karar verme durumunda olayların olasılıklarının bilinmediği ancak olaylara ait sonuçların tahmin edilebilir olduğu durumları ifade etmektedir. Başka bir ifadeyle karar vericilerin olaylara ait herhangi bir olasılık hesaplaması mümkün değildir. Belirsizlik altında karar verme durumunda karar vericilerin kişisel deneyimleri ön plandadır. Karar vericilerin kişisel deneyimlerinden

yola çıkarak doğa durumlarına atayacağı olasılıklar iyimser ya da kötümser olmasına göre farklılık gösterecektir.

Belirsizlik altında karar verme durumu söz konusu olduğunda karar vericinin karşılaşacağı problemlerde yardımcı olmak amacıyla literatürde Laplace (eş olasılık), Maksimin (kötümserlik), Maksimaks (iyimserlik), Minimaks (pişmanlık) ve Hurwicz (gerçekçilik) kriterleri önerilmiştir. Bu kriterler aşağıda açıklanmıştır.

**Laplace (Eş Olasılık) Kriteri:** Yetersiz sebep ilkesine dayanan eş olasılık ya da Laplace kriteri, Laplace tarafından ortaya atılan bir kriterdir. Laplace kriteri, meydana gelebilecek tüm olaylara ait doğa durumlarının birbirine eşit olduğu varsayımına dayanmaktadır. Bu varsayımdan hareketle karar verici tarafından çözülmek istenen problem, risk halinde karar verme problemine dönüştürülerek çözümü yapılmaktadır (Özbek, 2017: 17).

**Maksimin (Kötümserlik) Kriteri:** Kötümserlik ya da maksimin kriteri, Wald tarafından ortaya atılan bir kriterdir. Karar verici, kötümserlik kriterinde en kötü sonuçlar üzerinden bir seçim işlemi gerçekleştirmektedir. Karar matrisinde öncelikle gerçekleşmesi beklenen her bir seçenek için en kötü sonuca sahip seçenek seçilir. Daha sonra ise karar vericiler gerçekleşmesi beklenen bu kötü sonuçlar içerisinde en iyi olanı seçerler (Özbek, 2017: 18).

Kötümserlik kriterinin karar verme sürecinde en olumlu özelliği, gerçekleşmesi kesin olan en yüksek kazancı net bir şekilde bulmasıdır. Kötümserlik kriterinin karar verme sürecinde en olumsuz özelliği ise, meydana gelecek olan mevcut olayların gerçekleşme olasılıklarını dikkate almadığından dolayı gerçekleşme olasılığına göre başka bir alternatifin seçilmesiyle elde edilebilecek olan daha büyük kazancın kaybedilmesine neden olmasıdır (Yıldırım ve Önder, 2015: 8).

**Maksimaks (İyimserlik) Kriteri:** İyimserlik ya da maksimum kriterinde karar vericiler iyimserdir. Karar vericiler tarafından seçilen olası sonucun en iyi sonuç olduğu beklenmektedir. Başka bir ifadeyle iyimserlik kriteri, meydana gelebilecek tüm olası sonuçların gerçekleşeceği ve gerçekleşen bu olası sonuçlar arasından da maksimum getirinin tercih edileceği varsayımına dayanmaktadır.

**Minimaks (Pişmanlık) Kriteri:** Bir istatistikçi olan Savage, karar verilip doğa durumu meydana geldikten sonra, karar vericilerin vermiş oldukları karardan pişmanlık duyabileceğini ve başka bir stratejiyi seçmiş olabilmeyi isteyebileceğini vurgulayarak,



karar vericinin en büyük pişmanlığını en küçüklemesi gerektiği fikrini savunmuştur (Tütek vd., 201: 71). Minimaks kriteri, en düşük pişmanlık sağlamayı garanti etmektedir. Maksimin kriterinde olduğu gibi minimaks kriterinde de olayların gerçekleşme olasılıkları göz ardı edilmektedir. Böylece karar vericinin olaylar hakkında kişisel görüşü, bilgi birikimi tecrübesi ve uzmanlığı gibi öznel değerlendirmeleri karar verme sürecinde kullanmasını engellemektedir (Yıldırım ve Önder, 2015: 9).

**Hurwicz (Gerçekçilik) Kriteri:** Hurwicz ya da gerçekçilik kriteri, iyimserlik kriteri ile kötümserlik kriteri arasında olan bir yolu ifade ettiğinden dolayı orta yol yöntemi olarak da adlandırılmaktadır (Tütek vd., 2016: 71). Hurwicz kriteri, en kötü alternatifin ya da en iyi alternatifin dikkate alınması gerektiğini savunmaktadır. Ayrıca Hurwicz kriterinde her bir seçenek en büyük ( $\alpha$ ) ve en küçük ( $1 - \alpha$ ) önem derecesini gösteren birer katsayı ile çarpılır ve sonrasında toplanırsa beklenen değer bulunur. Beklenen değeri en yüksek olan seçenek seçilir (Özbek, 2017: 20). Ancak Hurwicz kriterinde dikkat edilmesi gereken en önemli husus, en büyük ve en küçük değerlere atanan olasılık değerleri toplamının 1'e eşit olması gerekliliğidir.

Belirlilik altında karar verme, belirsizlik altında karar verme ve risk altında karar verme durumları genellikle tek değerlendirme kriterinin var olduğu ve karar vericinin bu tek değerlendirme kriteri ile alternatifleri değerlendirmesi için uygundur. Ancak günümüzde özellikle teknolojinin gelişmesiyle birlikte karar vericiler, alternatiflerin değerlendirilmesi sürecinde hem nicel hem de nitel çok sayıda kriter ile karşı karşıya kalmaktadır. Bu nedenle karar vericiler alternatiflerin değerlendirme sürecini rasyonel ve verimli hale getirmek için Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) yöntemlerinden yararlanmaktadır.

## 2.7. Çok Kriterli Karar Verme

Günümüzde bireyler ve/veya işletmeler rekabet şartlarında ayakta kalabilmek için optimal kararlar almak durumundadır. Bu kararları alırken, karar vericiler doğru ve güvenilir verilere ihtiyaç duymaktadır. Bu verilerden yararlanarak karar vericiler en uygun alternatifini seçmek amacıyla çeşitli analizler gerçekleştirmektedir. Ancak günümüzde karar verme sürecinde özellikle teknolojinin gelişmesiyle birlikte zor, karmaşık ve birbirleriyle çelişen veriler karar vericilerin karar alma sürecinde en uygun alternatifini seçilmesini zorlaştırmaktadır. Bu nedenle karar vericiler, karar verme sürecinde birbiriyle yarışan çok sayıda kriterin olmasından dolayı en uygun alternatifin

seçilebilmesi için öznel yargılardan uzak ve bilimsel temellere dayanan ÇKKV yöntemlerinden yararlanmaktadır.

ÇKKV, birden fazla disiplinin bir araya gelerek karar vericilere problemi farklı açılardan değerlendirmelerine ve karar almalarına yardımcı olması için bir araya gelmiş olan yapıyı ifade etmektedir (Yoon ve Hwang, 1995: 3). Bir başka tanıma göre ÇKKV, bir hedefe ulaşmak amacıyla birbiriyle çelişen birden fazla kriterin optimize edildiği olası tüm çözüm setleri içerisinde en iyi alternatifi seçme sürecinde yararlanılan birtakım yöntemleri tanımlamak amacıyla kullanılan yöntemleri ifade etmektedir (Yıldırım ve Önder, 2015: 15; de Brito ve Evers, 2016: 1020). Karar verme sürecinde yararlanılan ÇKKV yöntemleri matematiksel temellere dayanmakta ve en iyi uzlaşık çözüm ortaya konulmaktadır (Dinçer, 2019: 10).

Karar verme süreçlerini şeffaf ve tutarlı bir şekilde ele alabilmek için geliştirilmiş bir süreç (Zlaugotne vd. 2020: 454) olan ve en uygun alternatifi seçilmesi için literatürde araştırmacılar tarafından çok sayıda ÇKKV yöntemi geliştirilmiştir (de Brito ve Evers, 2016: 1020). Bu tekniklerde nicel ve nitel kriterlerin bir arada kullanılmasına imkân sağladığından dolayı uygulama alanı son derece geniştir. Ancak ÇKKV yöntemlerinin her birisinin kendine özgü güçlü ve zayıf yönleri bulunduğundan dolayı birbirlerine karşı tam bir üstünlük sağlayamamaktadır. Bu nedenle karar verici, karar probleminin yapısına uygun ÇKKV yöntemini seçerken son derece dikkatli olmalıdır. Çünkü belirli bir karar problemi için geçerli olan durumlar için her bir ÇKKV yöntemi benzer sonuçlar üretmemektedir (Al-Shemmeri vd., 1997: 551).

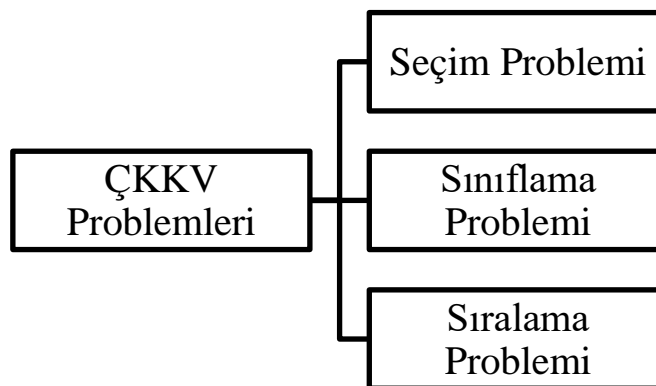
ÇKKV yöntemleri, son yıllarda çok farklı alanlarda birçok problemin çözümü için yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Özellikle teknolojinin gelişmesiyle birlikte son yıllarda mevcut ÇKKV yöntemlerine güncellemelerin yapılması yanında yeni ÇKKV yöntemleri önerilmiştir. Hem mevcut tekniklerin etkinliğinin artırılması için yapılan güncellemeler hem de yeni tekniklerin önerilmesiyle birlikte karar verme sürecinin modellenmesi ve çözüme kavuşturulmasında karar vericiye birçok karar probleminin çözümünde yardımcı olması dolayısıyla yaygın bir şekilde kullanılmaktadır.

ÇKKV yöntemleri, olası alternatiflerin birbiriyle çelişen birden fazla kriter üzerinden değerlendirildiği senaryolarda karar almaya yardımcı olan matematiksel modellerdir (Ceballos vd., 2016: 315). Bu matematiksel modeller, çok az bilgi gerektiren basit yaklaşımlardan karmaşık programlama tekniklerine sahip alt yapıya sahip

olabilmektedir. Ancak tüm bu ÇKKV yöntemlerinin ortak özellikleri bulunmaktadır. Bu ortak özellikler şu şekilde açıklanabilir (Greening ve Bernow, 2004: 723):

- Önceliklendirilebilen, seçilebilen ve/veya sıralanabilen sonlu sayıda alternatifler,
- Problemin genel yapısına uygun olarak kriterlerin sayısı,
- Her bir kriterin değerlendirilmesine bağlı olarak birim setleri,
- Genellikle sıralı veya kardinal bir ölçek aracılığıyla her bir kriterin göreceli önemini karakterize edilmesi,
- Belirli bir matris formatının olması.

ÇKKV problemleri, karar vericinin çözmek istediği problemin türüne göre çeşitli araştırmacılar tarafından farklı şekillerde sınıflandırılmıştır (Zavadskas vd., 2005: 8). ÇKKV yöntemlerinin kategorizasyonu incelendiğinde Şekil 10'da görülebileceği gibi seçim (choice) problemi, sınıflama (sorting) problemi ve sıralama (ranking) problemi olarak 3 gruba ayrılmaktadır (Ishizaka ve Nemery, 2013: 4).



**Şekil 10:** ÇKKV Problemleri

•**Seçim Problemi:** Seçim probleminde amaç çok sayıda alternatifin bulunduğu ve bu alternatiflerin birbirleri ile kıyaslanmasının zor olduğu bir küme içerisinde en iyisinin seçilmesidir. Örneğin, bir yatırımcının BİST 100'de yer alan işletmeler içerisinde yatırım yapacağı işletmeleri seçmesi.

•**Sınıflama Problemi:** Sınıflama probleminin temel amacı, aynı özelliklere sahip alternatiflerin belirli kriterler dikkate alınarak sınıflandırılması işlemini ifade etmektedir. Örneğin BİST 100'de yer alan işletmelerin etkin piyasalar hipotezine göre zayıf etkin piyasalar, güçlü etkin piyasalar ve orta etkin piyasalar olarak sınıflandırılması.

•**Sıralama Problemi:** Sıralama probleminde temel amaç, karar vericinin amacına göre alternatifleri belirli kriterleri dikkate alarak en iyi alternatiften en kötü alternatife doğru sıralanmasını ifade etmektedir. Örneğin BİST 100’de yer alan işletmelerin 2020-2022 yılları arasında günlük kapanış verilerinden yararlanarak en iyiden en kötüye doğru sıralanması

Zopounidis ve Doumpos (2002)’a göre ÇKKV yöntemlerini işlevsiz modeller, ayırıcı fonksiyonlar, üstünlük ilişkileri ve fayda fonksiyonları olmak üzere sınıflandırılabilir.

Taherdoost ve Madanchian (2023)’a göre karar verme sürecinde karar vericinin çözmek istediği problemin türüne göre ÇKKV yöntemleri; telafi edici, telafi edici olmayan yöntemler, bireysel ve grup karar verme yöntemleri, takas temelli ve takas temelli olmayan yöntemler, nitel ve nicel yöntemler, kesin ve belirsiz yöntemler olmak üzere sınıflandırılmaktadır.

•**Telafi Edici (compensatory) ve Telafi Edici Olmayan Yöntemler (non-compensatory):** Telafi edici ÇKKV yöntemleri, kriterler arasında ödünleşmeye izin veren yöntemlerdir. Başka bir ifadeyle bu yöntemlerde karar verici tarafından tercih edilen veya pozitif olarak değerlendirilen bir kriter, tercih edilmeyen veya negatif olarak değerlendirilen bir kriteri telafi etmektedir. Telafi edici olmayan ÇKKV yöntemleri ise kriterler arasında ödünleşmeye izin vermeyen yöntemlerdir. Başka bir ifadeyle karar verici tarafından tercih edilen veya pozitif olarak değerlendirilen bir kriter, tercih edilmeyen veya negatif olarak değerlendirilen bir kriteri telafi etmemektedir. Her kriter kendi içerisinde değerlendirilmektedir (Xu ve Yang, 2001: 6; Orakçı ve Özdemir, 2017: 64).

Ödünleşmeye izin veren yöntemler olan telafi edici yöntemler, puanlama yöntemi, uzlaşmacı yöntemler, uyum yöntemleri, kanıta dayalı akıl yürütme yöntemleri olmak üzere dört grupta sınıflandırılabilir. Basit yöntemler olarak tanımlanabilen telafi edici olmayan yöntemlere ise baskınlık yöntemi, maksimin yöntemi, maksimum yöntemi, konjonktürel kısıtlama yöntemi ve ayırık kısıtlama yöntemi örnek olarak verilebilir (Xu ve Yang, 2001: 6-7).

•**Bireysel (individual decision making) ve Grup Karar Verme Yöntemleri (group decision making):** ÇKKV yöntemleri arasında karar vericinin sayısını dikkate alarak bireysel veya grup karar yöntemleri olarak ayırım yapılmaktadır. Tek bir karar vericinin

olduğu durumda bireysel karar verme, birden fazla karar vericinin olduğu durumlarda ise grup karar verme yöntemleri olarak adlandırılmaktadır.

Bireysel karar verme temeline dayanan ÇKKV yöntemlerinde karar verici, kriterleri ve alternatifleri belirler, ağırlık değerlerini atayarak sonuçları değerlendirmektedir. Grup karar verme temeline dayanan ÇKKV yöntemlerinde ise birden fazla karar vericinin bireysel tercihleri birleştirilerek ortak bir karar elde edilmektedir. Bireysel karar verme yöntemlerine göre grup karar verme yöntemlerinde daha doğru sonuçlar elde edilebilmektedir.

•**Ödünleşim Temelli (tradeoff based) ve Ödünleşme Temelli Olmayan Yöntemler (non-tradeof based):** Kriterlerin ağırlıklarını ödünleşmeye izin veren ve ödünleşme temelli olmayan ÇKKV yöntemleri olarak ikiye ayrılabilir (Shrivastava vd., 2019: 291). Ödünleşmeye dayalı ağırlık yöntemleri, kriterler arasındaki değerlerin dengelenmesini ifade etmekte ve bu durum tercih verilerinin tek bir temsili değerlendirmede karşılaştırılmasına izin vermektedir. Ödünleşme temelli olmayan yöntemler ise genellikle üstünlük sıralaması yöntemleriyle ilişkilendirilmektedir (Roszkowska, 2013: 18). ELECTRE (Elimination Et Choix Traduisant la Réalité) ve PROMETHEE (Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations) yaygın olarak kullanılan ödünleşme temelli olmayan yöntemlerdendir (Shrivastava vd., 2019: 291).

•**Nitel/kalitatif (Qualitative) ve Nicel/Kantitatif (Quantitative) Yöntemler:** Nitel (kalitatif) yöntemler, karar vericinin bilgi ve deneyimlerine dayanmaktadır. Nicel (kantitatif) yöntemler ise sayısal verilerden hareketle probleme ait modelin kurulmasını ve çözülmesi temeline dayanmaktadır.

•**Kesin (Certain) ve Belirsiz (Uncertain) Yöntemler:** Kesin yöntemler, karar verici ya da karar vericilerin çözmek istedikleri probleme ait alternatiflerin ve kriterlerin belirli olduğu durumlarda yararlanılan yöntemlerdir. Belirsiz yöntemler ise, kesin yöntemlerin aksine karar verme sürecinde net olmayan alternatiflerin ve kriterlerin olduğu durumlarda yararlanılan yöntemlerdir. Bulanık küme teorisine dayanan ÇKKV yöntemlerden literatürde yaygın bir şekilde karar verme sürecinde yararlanılmaktadır.

Singh ve Malik (2014)'e göre ÇKKV yöntemleri, belirlilik altında ÇKKV ve belirsizlik altında ÇKKV olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Belirlilik altında ÇKKV, karar durumuyla ilgili olarak tüm bilgilerin bulunduğu ve her karara ait sonuçların kesin

olarak bilindiđi varsayımına dayanmaktadır. Belirsizlik altında ÇKKV ise karar durumuna ait sınırlı bilginin olması ve/veya olayların, olguların ya da ifadelerin anlamının tanımlanmasına ilişkin belirsizlik söz konusudur.

ÇKKV problemlerinin çözümü sürecinde diđer bir sınıflandırma ise Hwang ve Yoon (1981) tarafından yapılmıştır. Hwang ve Yoon (1981) alternatif sayısı bakımından karar vericinin çözmek istediđi problemin niteliđine göre Çok Nitelikli Karar Verme (Multi Attribute Decision Making-ÇNKV) ve Çok Amaçlı Karar Verme (Multi Objective Decision Making-ÇAKV) olarak iki gruba ayrılmaktadır (Triantaphyllou vd. 1998: 175; Mendoza ve Martins 2006: 2).

ÇNKV ve ÇAKV, problemi ele alış ve çözüm açısından birbirlerine benzemekle birlikte çeşitli açılardan birbirinden ayrılmaktadır. ÇNKV, önceden belirlenmiş alternatifler arasından en iyi alternatifin seçilmesi temeline dayanmaktadır. ÇAKV ise karar vericinin birden fazla amacını optimize etmeye yarayan alternatifleri içermektedir (Gavade, 2014: 5643). Bu iki gruba ait diđer farklar Tablo 3'te gösterilmiştir.

**Tablo 3:** ÇNKV ve ÇAKV Karşılaştırma

	Çok Amaçlı Karar Verme	Çok Nitelikli Karar Verme
Kriterler	Amaçlar	Nitelikler
Amaçların Tanımlanması	Açık	Kapalı
Niteliklerin Tanımlanması	Kapalı	Açık
Kısıtların Tanımı	Açık	Kapalı
Alternatiflerin Tanımı	Kapalı/Belirsiz	Açık/Belirli
Alternatiflerin Sayısı	Sonsuz	Sonlu
Karar Vericinin Kontrolü	Önemli	Sınırlı
Karar Modeli Paradigması	Süreç Odaklı	Sonuç Odaklı

**Kaynak:** Mendoza ve Martins 2006: 2

Dođrusal Programlamanın özel bir dalı olan ÇAKV yöntemlerinin en önemli özelliđi birden fazla amaç fonksiyonunu içermesidir. Matematiksel denklemler şeklinde ifade edilebilen, tasarım ve optimizasyon modellerinin çözümünde yararlanılan ÇAKV

yöntemlerinde birbiriyle yarışan amaçlar optimize edilmeye çalışılmaktadır (Sarıçalı, 2018: 20, Yılmaz, 2021: 58). ÇAKV yöntemleri, sürekli karar uzaylarıyla birden çok amaçlı fonksiyonlar ile ilgilenmektedir (İnel ve Türker, 2016: 150). Literatürde Hedef Programlama, Veri Zarflama Analizi, Dinamik Programlama ve Etkileşimli Algoritmalar en çok kullanılan ÇAKV yöntemleridir.

ÇNKV ise ÇAKV yöntemlerinin aksine sonlu/sınırlı sayıdaki alternatifler arasından niteliklerine göre seçiminde kullanılmaktadır (Türker ve İnel, 2016: 150). ÇNKV tekniklerinde çok sayıda kriter altında, karar verici tarafından değerlendirme sürecinin başında çeşitli yöntemler ile belirlenen alternatifler değerlendirilmektedir. ÇNKV tekniklerinde, kriterler arasında çelişkiler olmasından dolayı bir kriterin gerçekleştirilmesi için başka kriterlerden vazgeçileceği için en iyi alternatifin seçimi oldukça zordur. Bu nedenle literatürde AHP (Analytic Hierarchy Process), UTADIS (Utilities Additives Discriminantes), VIKOR (Vise Kriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje), TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) gibi yöntemler yaygın bir şekilde kullanılan ÇNKV yöntemleridir.

### **2.6.1. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri**

Karar verme süreci içerisinde tüm alternatiflerin sıralanması ve ardından farklı kriterler göz önünde bulundurularak belirli bir yaklaşım ve mevcut karar bilgileri kullanarak en uygun olanının seçilmesi için 1960'lı yıllardan itibaren çok sayıda ÇKKV yöntemi önerilmiştir (Zavadskas vd., 2005: 8; Zakeri vd., 2023: 938). Özellikle son yıllarda teknolojinin gelişmesine de bağlı olarak elliden fazla ÇKKV yöntemi önerilmiş ve bu yöntemlerin sayısı her geçen gün artmaya devam etmektedir (Wątróbski vd., 2019: 107; Krstić vd., 2022: 5). Araştırmacılar tarafından karar verme süreçlerinde farklı disiplinlerde bir çok karar probleminin çözümünde yararlanılan ÇKKV yöntemleri incelendiğinde, her bir yöntemin kendine özgü bazı avantajları ve dezavantajları olduğu görülmektedir. Ancak bu yöntemlerin birbirlerine tam bir üstünlük sağlayamadığı da literatürde araştırmacılar tarafından ortaya konulmuştur.

Karar problemlerinin çözümünde yararlanılan ÇKKV yöntemleri ile ilgili literatür taraması yapıldığında karar vericiler tarafından karar verme süreçlerinde AHP, ANP, TOPSIS, WASPAS (Weighted Aggregated Sum Product Assessment), SWARA (Step-Wise Weight Assessment Ratio Analysis), VIKOR, MABAC (Multi-Attributive Border Approximation Area Comparison), ELECTRE, COPRAS (Complex Proportional

Assessment), EDAS (The Evaluation Based on Distance from Average Solution), CODAS (Combinative Distance based Assesment), MACBETH (Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique), ARAS (Additive Ratio Assesment), OCRA (Operational Competitiveness Rating), EATWOS (Efficiency Analysis Technique With Output Satisficing), MARCOS (Measurement Alternatives and Ranking According to Compromise Solution), DEMATEL (The Decision Making Trial And Evaluation Laboratory), KEMIRA-M (KEmeny Median Indicator Rank Accordance-Modified), PRIME (PReference Ratios In Multiattribute Evaluation), WEDBA, NAIADE (Novel Approach to Imprecise Assessment and Decision Environments), COBRA (COMprehensive Distance Based RANking), PAPRIKA (Potentially All Pairwise RanKings of all possible Alternatives), RICHER (Rank Inclusion in Criterion Hierarchies with Extended Rankings), PARIS (Preference Analysis for Reference Ideal Solution), REMBRANDT (Ratio Estimation in Magnitudes or deci-Bells to Rate Alternatives which are Non-Dominated), RANCOM (RANKing COMparison), PAIRS (The Preference Assessment by Imprecise Ratio Statements) gibi yöntemlerden yararlanmışlardır.

ÇKKV yöntemleri üzerine yapılan arařtırmalar, fayda teorisine dayanan Amerikan Karar Destek Okulu Yöntemleri ve üstünlük ilişkisine dayanan Avrupa Karar Destek Okulu Yöntemleri olmak üzere iki ana yöntem grubunun gelişmesini sağlamıştır. Amerikan ve Avrupa Okulu yöntemlerine ait unsurları birleřtiren karma ve kural tabanlı yöntemler de bulunmaktadır (Wątróbski ve Jankowski, 2015: 1445; Faizi vd., 2018: 93; Salabun vd., 2020: 5).

Fayda torisine dayanan Amerikan Ekolü Okulu Yöntemleri, işlevsel bir yaklařıma bařka bir ifadeyle verilerin fayda ve deęer fonksiyonuna dayanmaktadır (Wątróbski ve Jankowski, 2015: 1445; Faizi vd., 2018: 93; Salabun, 2020: 5; Wątróbski vd., 2022: 2). Bu yöntemler genellikle verilerde ya da karar verici tercihlerinde meydana gelebilecek olan belirsizlik ve yanlılıęı dikkate almamaktadır. Ancak Avrupa Ekolü Okulu Yöntemleri, Amerikan Okulu Ekolü Yöntemleri tarafından uzman deęerlendirmelerinin deęişkenlik ve belirsizlięi dikkate almamasından dolayı eleřtirilmektedir (Faizi vd., 2018: 93-94). MAUT (Multi Attributte Utility Theory), AHP, ANP, SMART (Simple Multi- Attribute Rating Technique), UTA (UTilités Additives), MACBETH, TOPSIS yöntemleri bu okulun yöntemleri arasında sayılabilir (Wątróbski ve Jankowski, 2015: 1445; Faizi vd., 2018: 93; Salabun, 2020: 5).



İlişkisel bir yaklaşıma dayanan Avrupa Okulu Ekolü Yöntemleri, sıralama ve üstünlük ilişkisine dayanmaktadır. Avrupa Okulu Ekolü Yöntemleri arasında en popüler olan ELECTRE ailesi yöntemleri ile PROMETHEE yöntemleridir (Wałtróbski ve Jankowski, 2015: 1445; Faizi vd., 2018: 94). NAIDE, ORESTE (Organisation, Rangement Et Synthèse de données relaRionnelles), ARGUS, REGIME, TACTIC (Treatment of the Alternatives According To the Importance of Criteria), MELCHIOR (Méthode d'ELimination et de CHOix Includent les relations d'ORDre), PAMSSSES bu okulunun diğer yöntemleri arasında sayılabilir (Wałtróbski ve Jankowski, 2015: 1445; Faizi vd., 2018: 94; Salabun, 2020: 6-7).

Amerikan ve Avrupa Ekolü Yöntemlerini birleştiren karma ve kural tabanlı yöntemleri ise hem nicel hem de nitel kriterlerin birlikte kullanılmasına izin veren yöntemlerdir. EVAMIX (EVALuation of MIXed Data), QUALIFLEX (QUALitative FLEXible), PCCA (Pairwise Criterion Comparison Approach), MAPPAC (Means of Pairwise Actions and Criterion Comparisons), PRAGMA (Preference Ranking Global frequencies in Multicriterion Analysis), PACMAN (Passive and Active Compensability Multicriteria ANalysis), IDRA (IDEal Resource Allocation) karma ve kural tabanlı yöntemler arasında sayılabilir (Faizi vd., 2018: 94; Salabun vd., 2020: 7-8).

Son yöntem grubu ise karar kurallarına dayanan yöntemlerdir. Bulanık kümeler teorisi COMET (Characteristic Objects METHod) ve kaba kümeler teorisi DRSA (Dominance Based Rough Set Approach) bu yöntemlere örnek olarak verilebilir. Karar kurallarına dayanan yöntemlerde ilk olarak karar kuralları oluşturulmaktadır. Daha sonra bu kurallara göre değişkenler karşılaştırılarak değerlendirilmekte ve sıralama elde edilmektedir (Salabun vd., 2020: 7-8).

### **2.6.2. Çok Kriterli Karar Verme Süreci**

ÇKKV, bir problemin çözümü için karar vericiye yardımcı olmak amacıyla çok sayıda nitel ve nicel kriterlerin belirlenmesi, farklı kriter ağırlıklarında birbirinden farklı özelliklere sahip alternatifler arasından bir ya da birden fazla alternatifin seçilmesi, sıralanması ve/veya sınıflandırılması için yararlanılan çözüm sürecini ifade etmektedir (Yenilmezel ve Ertuğrul, 2022: 252). ÇKKV yöntemlerinde çözüm sürecinin yukarıdan aşağıya doğru aktığını söyleyebiliriz. Ancak daha sonra yeni bilgilere ulaşılması durumunda önceki adımlardan herhangi birisine geri dönülebilmektedir (Zardari vd., 2015: 8). ÇKKV süreci çeşitli araştırmacılar tarafından farklı adımlardan meydana gelen

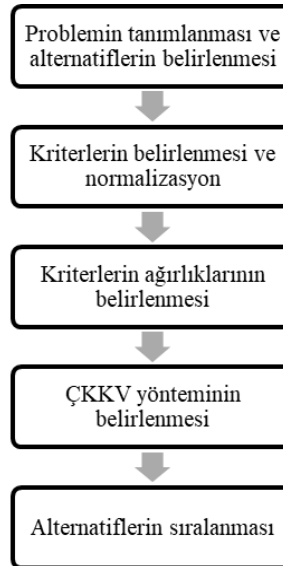
bir süreç olarak tanımlanmıştır. Yoe (2002)'e göre ÇKKV sürecinin temel adımları (Zardari vd., 2015: 8; Zakeri, 2023: 938):

- Çok kriterli karar probleminin ve hedeflerin tanımlanması,
- Hedeflere veya amaçlara ulaşmak için alternatiflerin belirlenmesi ve bu alternatiflerin açıklanması,
- Alternatiflerin performanslarını ölçmek için kriterlerin/özelliklerin/performans göstergelerinin belirlenmesi,
- Verilerin toplanması,
- Alternatifleri kriterlere göre düzenleyerek karar matrisinin hazırlanması,
- Kriterler için objektif ya da subjektif ağırlıkların belirlenmesi,
- Alternatiflerin sıralanması,
- Karar vericiler tarafından karar verme işleminin gerçekleştirilmesi şeklinde sıralanmaktadır.

Zavadskas ve Turkis'e (2010: 162) göre ÇKKV sürecinin temel adımları;

- Bir karar probleminin ana amacının belirlenmesi,
- Alternatiflerin değerlendirileceği ana hedefler veya kritere ilişkin bir sistemin oluşturulması,
- Hedeflere ulaşmak için uygulanabilecek olan uygun alternatiflerin oluşturulması,
- Her kriterin karar verme fonksiyonu üzerindeki veya kriter ağırlıklarının değerlendirilmesidir. Bir karar verici, tercihlerini kriterlerin göreceli önemi açısından ifade etmelidir ve bir yaklaşıma göre de kriter ağırlıklarını ortaya koymalıdır. ÇKKV'deki bu ağırlıklar açık bir ekonomik öneme sahip değildir ancak kullanımları tercih yapısının gerçek yönlerini modelleme fırsatı sağlamaktadır (Zavadskas ve Turkis, 2010: 162).
- Alternatiflerin değerlendirilmesi için yöntemin belirlenmesi,
- Alternatiflerin değerlendirilerek en iyi alternatifin belirlenmesi,
- Çözümün kabul edilmemesi durumunda yeni bilgilerin toplanarak sürecin yeniden başlatılması aşamalarından meydana gelmektedir.

ÇKKV yöntemleri incelendiğinde problemin yapısına göre farklı aşamalardan meydana geldiği görülmüştür. Genel olarak ÇKKV süreci, problemin tanımlanması ve alternatiflerin belirlenmesi ile başlayan çeşitli adımlardan meydana gelmektedir. ÇKKV sürecinin adımları Şekil 10’da gösterilmiştir.



**Şekil 11: ÇKKV Süreci**

Şekil 11’de gösterilen ÇKKV süreci adımlarına ilişkin detaylar aşağıda açıklanmıştır.

**Adım 1: Problemin Tanımlanması ve Alternatiflerin Belirlenmesi:** ÇKKV süreci, herhangi bir belirsizlik ve karmaşık durumlar kalmayacak şekilde öncelikle problemi açık bir şekilde tanımlayarak alternatiflerin belirlenmesi ile başlamaktadır.

**Adım 2: Kriterlerin Belirlenmesi ve Normalizasyon:** İkinci adım, öncelikle probleme ait kriterlerin belirlenmesi ve kriterlerin farklılıklarını ortadan kaldırmak için yararlanılan normalizasyon sürecidir. ÇKKV yöntemlerinde farklı normalizasyon yöntemlerinden yararlanılmıştır. Ancak temelde normalizasyon yöntemleri fayda (maksimum) ve maliyet (minimum) yönlü olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Fayda yönlü normalizasyon yöntemlerinde alternatiflere ilişkin kriterlerin değerinin yüksek olması istenirken, maliyet yönlü normalizasyon yöntemlerinde ise bu durum tam tersidir.

ÇKKV yöntemlerinde normalizasyon teknikleri genellikle farklı ölçüm birimlerine sahip kriterleri  $[0,1]$  aralığında ortak bir ölçekte değerlendirmeyi amaçlamaktadır. Literatürde karar vericiler tarafından karar problemin türüne göre farklı normalizasyon teknikleri önerilmiştir. Karar vericiler tarafından önerilen bu

normalizasyon tekniklerinin belirli karar verme yöntemleri için daha uygun olduğu yapılan çalışmalar ile belirlenmiştir (Vafaei vd., 2016: 264). Literatürde yaygın olarak kullanılan normalizasyon teknikleri Tablo 4'te gösterilmiştir (Vafaei vd., 2016: 264-265; Aytekin, 2021: 4-5):

**Tablo 4:** Normalizasyon Teknikleri

Normalizasyon Tekniği	Kriterin Yönü	Hesaplama Biçimi
Doğrusal Normalizasyon	Fayda	$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}}$
	Maliyet	$x_{ij}^* = \frac{1/x_{ij}}{\sum_{i=1}^m 1/x_{ij}}$
Vektör Normalizasyonu	Fayda	$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{ij})^2}}$
	Maliyet	$x_{ij}^* = 1 - \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{ij})^2}}$
Logaritmik Normalizasyon	Fayda	$x_{ij}^* = \frac{\ln x_{ij}}{\ln(\sum_{i=1}^m x_{ij})}$
	Maliyet	$x_{ij}^* = \frac{1 - \frac{\ln x_{ij}}{\ln(\sum_{i=1}^m x_{ij})}}{m - 1}$
Maksimum-Doğrusal Normalizasyon	Fayda	$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\max_{x_{ij}}}$
	Maliyet	$x_{ij}^* = 1 - \frac{x_{ij}}{\max_{x_{ij}}}$
Minimum-Doğrusal Normalizasyon	Fayda	$x_{ij}^* = 1 - \frac{\min_{x_{ij}}}{x_{ij}}$
	Maliyet	$x_{ij}^* = \frac{\min_{x_{ij}}}{x_{ij}}$

**Tablo 4:** Devamı...

0-1 Aralığında Maksimum-Minimum Normalizasyon	Fayda	$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\text{maks}_{x_{ij}}}$
	Maliyet	$x_{ij}^* = \frac{\text{min}_{x_{ij}}}{x_{ij}}$
Jüttler-Körth Normalizasyonu	Fayda	$x_{ij}^* = \left  \frac{\text{maks}_{x_{ij}} - x_{ij}}{\text{maks}_{x_{ij}}} \right $
	Maliyet	$x_{ij}^* = 1 - \left  \frac{\text{min}_{x_{ij}} - x_{ij}}{\text{maks}_{x_{ij}}} \right $
Stopp Normalizasyonu	Fayda	$x_{ij}^* = \frac{100x_{ij}}{\text{maks}_{x_{ij}}}$
	Maliyet	$x_{ij}^* = \frac{100\text{min}_{x_{ij}}}{x_{ij}}$
Doğrusal Olmayan (Peldschus) Normalizasyon	Fayda	$x_{ij}^* = \left( \frac{x_{ij}}{\text{maks}_{x_{ij}}} \right)^2$
	Maliyet	$x_{ij}^* = \left( \frac{x_{ij}}{\text{maks}_{x_{ij}}} \right)^3$
Doğrusal Weitendorf Normalizasyon	Fayda	$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \text{min}_{x_{ij}}}{\text{maks}_{x_{ij}} - \text{min}_{x_{ij}}}$
	Maliyet	$x_{ij}^* = \frac{\text{maks}_{x_{ij}} - x_{ij}}{\text{maks}_{x_{ij}} - \text{min}_{x_{ij}}}$
Z Skor Optimizasyon Yönlü Normalizasyon	Fayda	$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$
	Maliyet	$x_{ij}^* = -\frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$

**Adım 3: Kriterlerin Ağırlıklarının Belirlenmesi:** Kriter ağırlıklarının belirlenmesi, karar verme sürecinin sonucunu doğrudan etkileyeceğinden dolayı son derece önemlidir. Çalışmanın amacına uygun olarak seçilecek olan ağırlıklandırma yöntemi ile karar verme sürecinin doğruluğunu ve güvenilirliğini de etkilemektedir. Bu nedenle karar vericilerin karar probleminin yapısını, verilerin türünü, kriterler arasındaki ilişkiler gibi çok sayıda

kıstası dikkate alarak doğru ve etkili ağırlıklandırma tekniğini seçmesi gerekmektedir. Doğru ve ekili bir ağırlıklandırma yönteminin seçilmemesi durumunda her bir kritere verilen ağırlık değerini değiştireceği gibi en iyi alternatifin seçilmesini de doğrudan etkileyecektir. Bu sorunu ortadan kaldırmak için farklı özelliklere sahip ağırlıklandırma yöntemleri önerilmiştir.

ÇKKV problemlerin çözümünde doğru alternatifin seçilmesi için önerilen ağırlıklandırma yöntemleri, subjektif ya da öznel ağırlıklandırma yöntemleri, objektif ya da nesnel ağırlıklandırma yöntemleri ve hibrid ya da yarı objektif ağırlıklandırma yöntemleri olmak üzere üç başlık altında toplanmaktadır (Wang vd., 2009: 2270-2273).

ÇKKV problemlerinin çözümünde kriterlerin ağırlıklandırılmasında yararlanılan subjektif ağırlıklandırma yöntemlerinde karar vericinin ya da uzman kişilerin geçmiş deneyimleri önemlidir. Karar verici ya da uzman kişiler, geçmiş deneyimlerinden yararlanarak kriterlere ağırlık değerleri atamaktadır. Ancak subjektif ağırlıklandırma yöntemlerinin bazı avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Alternatif ve kriterlere ilişkin değerlendirmeyi net bir şekilde açıklaması yanında kullanımının kolay ve pratik olması subjektif ağırlıklandırma yöntemlerinin en önemli avantajlarıdır. Ancak birden fazla alternatif ve kriterin olduğu durumlarda karar vericinin bilgisi ve önyargıları tarafından kriterlerin kısıtlanması subjektif yöntemlerin en önemli dezavantajıdır.

Karar verme sürecinde, karar vericilerin kriterleri ağırlıklandırması için önerilen subjektif ağırlıklandırma yöntemlerine AHP, ANP, BWM (Best Worst Method), MACBETH, SWARA, FUCOM (The Full Consistency Method), SMART, SIMOS, PIPRECIA (PIvot Pairwise RELative Criteria Importance Assessment), DEMATEL, SWING, FARE (FACTOR RELATIONSHIP), KEMIRA (KEMENY Median Indicator Rank Accordance aking), Oran Ağırlıklandırma (Ratio Weighting), Delphi Tekniği gibi yöntemler örnek olarak verilebilir.

ÇKKV problemlerinin çözümünde kriterlerin ağırlıklandırılmasında yararlanılan objektif ya da nesnel ağırlıklandırma tekniklerinde ise karar vericinin geçmiş deneyimleri yerine matematiksel modeller kullanılarak kriterlerin ağırlıklandırma işlemleri gerçekleştirilmektedir. Objektif ağırlıklandırma yöntemleri, subjektif ağırlıklandırma yöntemlerinin aksine nicel değerlendirmelere dayandığı ve karar vericinin müdahalesinin olmamasından dolayı daha avantajlıdır. Ancak çok sayıda hesap işlemi içermesi açısından ise objektif ağırlıklandırma yöntemleri dezavantajlıdır.

Karar verme sürecinde karar vericilerin kriterleri ağırlıklandırması için önerilen objektif ağırlıklandırma yöntemlerine, Standart Sapma (Standart Deviation), CILOS (Criterion Impact LOSs), CRITIC (Criteria Importance Through Intercriteria Correlation), SECA (Simultaneous Evaluation of Criteria and Alternatives), MEREC, IDOCRIW (Integrated Determination of Objective CRITERIA Weights), IDDWS (Integrated Data Driven Weighting System), LOPCOW (LOGarithmic Percentage Change-driven Objective Weighting), Eşit Ağırlık, Entropi gibi yöntemler örnek olarak verilebilir.

ÇKKV problemlerinin çözümünde kriterlerin ağırlıklandırılmasında yararlanılan hibrid ya da yarı objektif ağırlıklandırma yöntemlerinde, hem karar vericinin ya da uzman kişilerin geçmiş deneyimlerinden hem de matematiksel modellerden yararlanarak kriter ağırlıklandırma işlemi gerçekleştirilmektedir. Bu açıdan melez ya da karma yöntemler olarak da ifade edilebilen yarı objektif ağırlıklandırma yöntemleri daha kesin ağırlık sağlayabilmektedir. Yarı objektif kriter ağırlıklandırma yöntemlerine ITARA (Indifference Theshold-based Attribute Ratio Analysis), Çarpımsal Sentez, Toplamsal Sentez gibi yöntemler örnek olarak verilebilir.

Bu kısımda, BİST 100 endeksinde yer alan işletmelerin değerlendirilmesinde yararlanılan kriterlere ait ağırlık değerlerinin belirlenmesi sürecinde yararlanılan ve son yıllardan karar vericiler tarafından yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanan objektif ağırlıklandırma yöntemlerinden MEREC yöntemi incelenecektir.

### **2.6.2.1. MEREC Yöntemi**

MEREC (Method based on the Removal Effects of Criteria-Kriterlerin Kaldırılma Etkilerine Dayalı Yöntem) yöntemi, Keshavarz-Ghorabae vd. tarafından 2021 yılında geliştirilmiş objektif kriter ağırlıklandırma yöntemlerinden bir tanesidir. (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021). MEREC yöntemi, diğer kriterler ağırlık belirleme yöntemlerinin aksine her bir kriterin önem ağırlığı hesaplanırken, ilgili kriter devre dışı bırakılarak toplam kriter ağırlığındaki değişikliklere odaklanılmaktadır (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021: 2).

MEREC yöntemi, yeni bir ağırlık belirleme yöntemi olması, güçlü bir matematiksel alt yapısının olması ve karar vericiler tarafından kolay anlaşılabilir olması gibi avantajlarından dolayı literatürde yaygın bir kullanıma sahiptir. MEREC yönteminin farklı alanlarda kullanım örneklerine aşağıda yer verilmiştir.

Popović vd. (2021), bulut hizmetlerinin değerlendirilmesi ve verilen koşullara göre en uygun olanının seçilmesi için ÇKKV yöntemlerinden yararlanmışlardır. 4 kriter ile 4 alternatifin değerlendirildiği bu çalışmada kriterlerin ağırlıklarının belirlenebilmesi için MEREC yöntemi ve alternatiflerin değerlendirilmesi için WISP (Simple Weighted Sum Product Method) yönteminden yararlanmışlardır.

Popović vd. (2022), e-ticaretin geliştirilmesine yönelik uygun bir stratejinin seçilmesine yönelik olarak 5 kriter ve 3 alternatiften oluşan bir model önermişlerdir. Önerilen modelde kriterlerin ağırlıklarının belirlenmesi için MEREC ve alternatiflerin değerlendirilmesi için COBRA yönteminden yararlanmışlardır.

Mishra vd. (2022), düşük karbonlu turizm stratejileri tanıtmakta ve daha sonra sürdürülebilirliğin analizi için sosyal, ekonomik ve çevresel yönlerini değerlendirmek amacıyla on dört kriter üzerinden 6 alternatifi MEREC ve MULTIMOORA (Multi-Objective Optimization by Ratio Analysis) yöntemleri ile değerlendirmişlerdir.

Goswami vd. (2022), Hindistan'da kurulması planlanan bir yenilenebilir enerji tesisinin seçilmesi problemini ele almışlardır. Goswami vd. (2022) ele aldıkları problemde beş alternatif yenilenebilir enerji kaynağını (jeotermal enerji, güneş enerjisi, rüzgâr enerjisi, hidroelektrik enerjisi, biyokütle enerjisi) Hindistan'ın iklim koşullarını da dikkate alarak belirlenmiş ve MEREC tabanlı PIV (Proximity Indexed Value) yöntemi ile birbiriyle çelişen altı kriter temelinde değerlendirmişlerdir. Değerlendirme sonucunda en uygun yenilenebilir enerji santralının hidroelektrik enerji santrali olacağı ve en kötü enerji santralının ise biyokütle enerji santrali olacağını belirlemişlerdir.

Fidan (2022), son yıllarda birçok yatırımcının yatırım alternatifi olarak değerlendirdiği Bitcoin'i portföyler için doğru bir yatırım alternatifi olup olmadığını araştırmak için MEREC ve VIKOR yöntemlerinden yararlanmıştır. Portföyler oluşturulurken Dolar, Euro, Bitcoin, BİST 100 ve altın alternatif yatırım araçları olarak ele alınmış ve 31 farklı portföy oluşturulmuştur. Oluşturulan bu portföyler yıllık getiri göstergesi, yıllık değişim oranı ve değişim katsayısı kriter olarak çalışma kapsamına alınmıştır. Çalışmanın sonucunda Bitcoin'in yatırım alternatifi olarak değerlendirilebileceği sonucuna ulaşmıştır.

Shanmugasundar vd. (2022), optimal püskürtme boyama robotunun seçilmesi için MEREC tabanlı CODAS, CoCoSo (Combined Compromise Solution), MABAC, COPRAS ve VIKOR yöntemlerinden yararlanmışlardır. 12 alternatif boyama robotunun



seçilmesi için yedi değerlendirme kriterinden (yük, hız, erişim, mekanik ağırlık, tekrarlanabilirlik, maliyet ve güç tüketimi) yararlanmışlardır. HY1010A-143, kullanılan beş tekniğin dördü tarafından püskürtme boya uygulamaları için en uygun robot olarak bulunmuştur.

Hadi ve Abdullah (2022), COVID-19 ile enfekte olmuş hastaların tedavisi için hastane yeri seçimi için Bağdat/İrak'ta sekiz farklı yeri dört kriter ile değerlendirmişlerdir. Hastane yeri seçimi için MEREC ve TOPSIS yöntemlerinden yararlanmışlardır.

Simić vd. (2022), Sırbistan'da kentsel ulaşım planlamasını pandemiye uyarlama model önerisi için öncelikle mevcut ulaşım planlarını değerlendirmek için dört ana kriter ve on yedi alt kritere dayanan karar verme hiyerarşisini oluşturmuşlardır. Daha sonra beş kentsel ulaşım planlaması için üç aşamalı entegre bir Fermatean bulanık model önerilmiştir. Önerilen modelde MEREC ve CoCoSo yöntemlerini Fermatean bulanık ortamda entegre etmişlerdir.

Ulutaş vd. (2022), bir tekstil atölyesinde kullanılmak üzere transpalet seçimi için MEREC ve WISP-S yöntemlerine dayalı yeni bir hibrit ÇKKV modeli önermişlerdir. Önerdikleri modelde altı transpalet alternatifini yedi kriterden yararlanarak değerlendirmişlerdir. Daha sonra WISP-S yönteminin sonuçlarını değerlendirmek için ROV (Range of Value) ve WASPAS yöntemleri ile karşılaştırmışlardır.

Nicolalde vd. (2022), araçların park halinde ve genellikle güneşin altında kalması iç sıcaklıkta ısıtma rahatsızlığına ve sıcaklık düştüğünde de soğuma rahatsızlığına neden olacağından dolayı aracın çatısına konulacak olan faz değişim malzemesi seçim problemini ele almışlardır. Yirmi faz değişim malzemesi alternatifini beş kriter ile değerlendirdikleri çalışmada kriterlerin ağırlıkları MEREC ve Entropi yöntemleriyle belirlenmiş ve en iyi malzeme alternatifi VIKOR, COPRAS ve TOPSIS ile belirlenmiştir.

Çilek (2022), BİST sigorta endeksinde işlem gören işletmelerin 2019-2021 yılları arasındaki finansal oranlarından yararlanarak finansal başarımla hisse senedi getiri arasındaki bağıntının belirlenmesini amaçlamıştır. Bu bağlamda MEREC ve MAIRCA (Multi Atributive Ideal-Real Comparative Analysis) yöntemlerinden yararlanarak altı sigorta işlemlerini on finansal oran ile değerlendirmiştir.

Satıcı (2022), Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) tarafından açıklanan 2021 yılı Girişimcilik ve Yenilikçi Üniversite Endeksi sonuçlarından

yararlanarak Türkiye’de bulunan elli üniversitenin 2021 yılı girişimcilik ve yenilikçilik performansını dört farklı kriterden yararlanarak MEREC ve WASPAS yöntemleri ile değerlendirmiştir. Daha sonra WASPAS yönteminin doğruluğunu analiz etmek için SAW (Simple Additive Weighting) ve MAUT yöntemleri ile elde edilen sonuçlar arasında Spearman Korelasyon katsayısı değerini hesaplamıştır.

Puşka vd. (2023), MEREC ve CRADIS (Compromise Ranking of Alternatives from Distance to Ideal Solution) yöntemlerinden yararlanarak yirmi elektrikli otomobili özelliklerine göre sıralamak için on üç kriterden yararlanmışlardır. MEREC ve CRAID ile elde edilen sonuçları SAW, ARAS, MABAC, MARCOS, TOPSIS ve WPM (Weighted Product Model) ile yöntemleri ile elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılmıştır.

Lukić vd. (2023), Sırbistan ekonomisinin performansını on iki kriter altında MEREC ve WASPAS yöntemlerinden yararlanarak değerlendirmişlerdir. Değerlendirme sonucunda Sırbistan ekonomisinin en iyi performansı 2012 yılında gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır. Ayrıca Sırbistan ekonomisini etkileyen faktörler de belirlenmiştir.

Ersoy (2023), OECD (Organisation for Economic Co-Operation and Development) ülkelerinin 2020-2021 dönemi makroekonomik performanslarını MEREC ve MULTIMOOSRAL yöntemleri ile değerlendirmiştir. Çalışmada kriter olarak enflasyon, işsizlik, kişi başına gayri safi yurt içi hasıla ve cari denge makro ekonomik göstergelerinden yararlanarak 34 ülkenin performansı değerlendirilmiştir. MULTIMOOSRAL yöntemi ile ulaşılan sonuçların sağlamlığını test etmek için duyarlılık analizi gerçekleştirilmiş ve SAW, MAUT ve PIV yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonucunda ise sonuçlar arasında pozitif yönlü yüksek bir ilişki tespit edilmiştir.

Altıntaş (2023), G7 ülkelerinin 2021 yılı için Kırılgan Devletler Endeksi (FSI)’da yer alan değerler üzerinden söz konusu ülkelerin kırılganlık performanslarını MEREC tabanlı RAFSI (Ranking of Alternatives through Functional mapping of criterion sub-intervals into a Single Interval) yöntemi ile değerlendirmiştir. G7 ülkelerinin kırılganlık performansları on iki kriterden yararlanarak değerlendirilmiştir. Ayrıca yöntem kapsamında ülkelerin kırılganlık performansları MEREC tabanlı TOPSIS, ARAS ve SAW yöntemleri ile de değerlendirmiş ve sıralanmıştır.

Yaşar ve Ünlü (2023), UI GreenMetric tarafından 2022 yılı için Türkiye’de çevreci üniversite olarak seçilen sekiz üniversiteyi kurulum ve altyapı, enerji ve iklim

değişikliği, atık, su, ulaşım, eğitim ve araştırma kriterlerinden yararlanarak LOPCOW ve MEREC tabanlı CoCoSo yöntemi ile analiz etmişlerdir. Analiz sonucunda en yüksek sürdürülebilir performansa Orta Doğu Teknik Üniversitesi'nin sahip olduğu tespit edilmiştir.

Oğuz ve Satır (2024), BİST 100 endeksinde işlem gören perakende ticaret işletmelerinin finansal performanslarını karlılık oranlarından yararlanarak değerlendirmişlerdir. Çalışma kapsamında on perakende ticaret işletmesinin 2021-2022 dönemini kapsayan verilerinden yararlanarak MEREC ve COBRA yöntemlerini kullanmışlardır. Analiz sonuçlarının tutarlılığını belirlemek amacıyla da iki aşamalı duyarlılık analizi gerçekleştirmişlerdir. Bu kapsamda ilk olarak firmaların performanslarına göre karar verebilmek amacıyla sıralamak için farklı ÇKKV tekniğinden yararlanmışlardır. Çalışmanın sonuçları ile diğer yöntemlerin arasındaki sonuçların tutarlılığını belirlemek amacıyla Spearman korelasyon katsayısından yararlanmışlardır. İkinci olarak ise farklı kriter ağırlıklarına sahip senaryolar test edilmiştir. Duyarlılık analizi kapsamında analiz sonuçlarının istikrarlı ve tutarlı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Çalışma sonunda ise Milpa Ticaret ve Sınai Ürünler Pazarlama Sanayi ve Ticaret A.Ş. firması her iki yıl için de karlılık performansında ilk sırada yer almıştır.

Elsayed (2024), Mısır'da nüfus artışına bağlı olarak meydana gelen problemlere çözüm olacağı düşünülen akıllı binaların seçim problemi üzerinde odaklanmıştır. Bu kapsamda kriterlerin ağırlıkları MEREC yöntemi ile belirlenmiştir. Alternatiflerin sıralanmasında ise VIKOR, CoCoSo, COPRAS ve TOPSIS yöntemlerinden yararlanılmıştır. Çalışmanın sonucunda ise yöntemlerin karşılaştırılması için Spearman korelasyon katsayısından yararlanılmıştır.

Kara vd. (2024a), Türkiye'nin sınır komşuları (Yunanistan, Bulgaristan, Gürcistan, Ermenistan, Azerbaycan, İran, Suriye, Irak) karşısında sürdürülebilir rekabetçi konumunu değerlendirmek amacıyla Küresel Sürdürülebilirlik Rekabetçilik Endeksinden elde ettikleri kriter ile MEREC tabanlı AROMAN (Alternative Ranking Order Method Accounting for two-step Normalization) yöntemini önermişlerdir. Çalışmanın sonuçlarının ise Küresel Sürdürülebilirlik Rekabetçilik Endeksinden yer alan sonuçlar ile aynı olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Mastilo vd. (2024), Borsa Hersek'te bankacılık sektörünün finansal görünümünü daha derinlemesine incelemek amacıyla MEREC ve MARCOS yöntemlerinden yararlanmışlardır. Bu kapsamda, yirmi bir bankanın 2022 yılına ait finansal verilerinden yararlanarak on dört kriter ile değerlendirmişlerdir.

MEREC yönteminin uygulama adımları Eşitlik (2.11)-(2.19) arasında gösterilmiştir (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021: 7, Keshavarz-Ghorabae, 2021: 5).

#### Adım 1: Karar Matrisinin Oluşturulması

MEREC yönteminin ilk adımı karar matrisinin oluşturulmasıdır.  $m$  tane alternatif ve  $n$  tane kriterden oluşan karar matrisi Eşitlik (2.11) yardımıyla oluşturulmaktadır.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Eşitlik (2.1)'de yer alan karar matrisinde gösterilen  $x_{ij}$ ,  $i$ . alternatife  $j$ . kriter göre değerini göstermektedir. Bu değer sıfırdan daha büyük bir değer alması gerekmektedir. Eğer karar matrisinde negatif değerli  $x_{ij}$  değeri varsa uygun yöntemler kullanılarak pozitif hale getirilmelidir. Bu çalışmada, Z-skoru standartlaştırma dönüşümü yardımıyla negatif değerler pozitif hale getirilmiştir. Z-skoru standartlaştırma dönüşümü için Eşitlik (2.12) ve Eşitlik (2.13)'ten yararlanılmıştır (Zhang vd., 2014: 3; Ayçin ve Güçlü, 2020: 296; Kundakcı ve Arman, 2023: 133).

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma_i} \quad (i = 1, 2, \dots, m ; j = 1, 2, \dots, n) \quad (2.12)$$

$$z'_{ij} = z_{ij} + A \quad (i = 1, 2, \dots, m ; j = 1, 2, \dots, n) \quad (2.13)$$

Eşitlik (2.3)'de  $A > |\min z_{ij}|$  ifade etmektedir.

#### Adım 2: Normalize Karar Matrisinin Oluşturulması

Karar matrisi, fayda kriterleri için Eşitlik (2.14) ve faydasız ya da maliyet kriterleri için de Eşitlik (2.15) yardımıyla normalize edilmektedir.

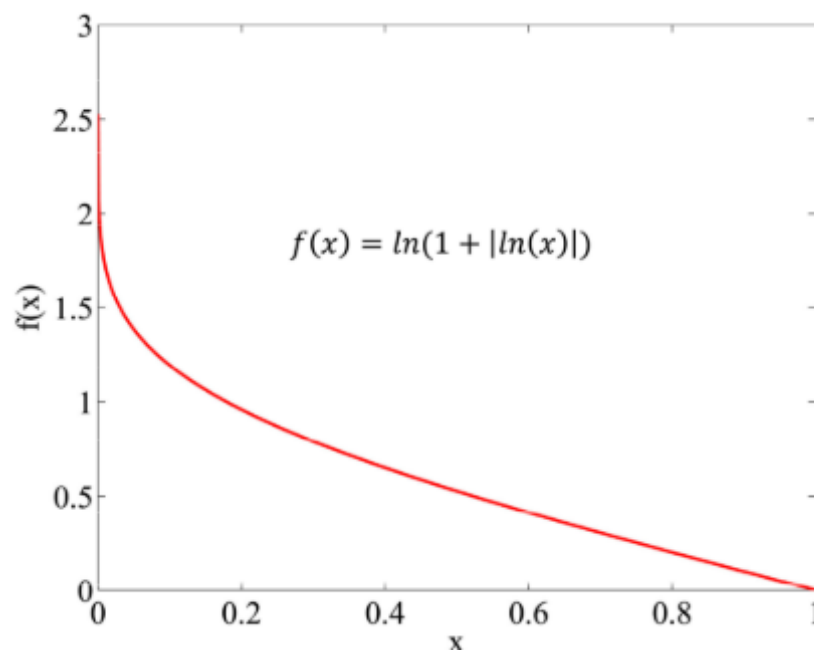
$$x_{ij}^* = \frac{\min(x_{ij})}{x_{ij}} \quad (2.14)$$

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\max(x_{ij})} \quad (2.15)$$

Normalizasyon süreci WASPAS gibi yöntemlerde kullanılan sürece benzemekle birlikte farklılık göstermektedir. Aradaki fark, faydalı ve faydasız kriterlerin formülleri arasında geçiş yapmaktır. Diğer birçok çalışmanın aksine, MEREC yönteminde tüm kriterler, minimizasyon yönlü kriterlere dönüştürülür (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021: 8).

### Adım 3: Alternatiflerin Toplam Performans Değerlerinin Belirlenmesi

Alternatiflerin toplam performans değerlerini bulmak için eşit kriter ağırlıklarına sahip logaritmik bir ölçü uygulanmaktadır. Bu logaritmik ölçünün temelleri Şekil 12’de gösterilen ve doğrusal olmayan bir fonksiyona dayanmaktadır.



**Şekil 12:** Karşılaştırmalı Analiz Ağırlıkları

**Kaynak:** Keshavarz-Ghorabae vd., 2021: 8

Normalizasyon matrisi ile elde edilen değerlere göre  $x_{ij}^*$  'nin daha küçük değerlerinin daha büyük bir toplam performans değeri vermesi sağlanabilir. Bu değer, Eşitlik (2.16) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$S_i = \ln \left( 1 + \left( \frac{1}{n} \sum_j |\ln(x_{ij}^*)| \right) \right) \quad (2.16)$$

#### Adım 4: Alternatiflerin Performans Değerlerindeki Değişikliklerin Hesaplanması

Alternatiflerin toplam performans değerinin belirlenmesinde olduğu gibi bu adımda da logaritmik bir ölçütten yararlanılmaktadır. Bir önceki adımdan farklı olarak bu adımda alternatiflerin performansları her bir kriter için ayrı ayrı çıkarılarak hesaplanmaktadır. Bu değerler Eşitlik (2.17) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$S'_i = \ln \left( 1 + \left( \frac{1}{n} \sum_{k, k \neq j} |\ln(x_{ij}^*)| \right) \right) \quad (2.17)$$

#### Adım 5: Mutlak Sapmaların Toplamının Hesaplanması

Eşitlik (2.16) ve Eşitlik (2.17) yardımıyla elde edilen ve  $j$ . kriterin çıkarılma etkisini gösteren  $E_j$  değeri her bir kriter için Eşitlik (2.18) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$E_j = \sum_i |S'_i - S_i| \quad (2.18)$$

#### Adım 6: Kriterlerin Önem Ağırlıklarının Hesaplanması

Eşitlik (2.15) yardımıyla hesaplanan  $E_j$  değerlerinden yararlanarak her bir kriterle ait önem ağırlıkları Eşitlik (2.19) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$w_j = \frac{E_j}{\sum_k E_k} \quad (2.19)$$

**Adım 4: ÇKKV Yönteminin Belirlenmesi:** Karar verici tarafından problemin yapısına uygun olarak alternatifleri seçmek, sıralamak ya da sınıflandırmak için en uygun ÇKKV yönteminin seçilmesi ve probleme uygulanması gerekmektedir. Ancak karar verme sürecinde kullanılan ÇKKV yöntemlerinin her birisinin kendine özgü karakteri ve matematiksel alt yapısı olduğundan dolayı farklı sonuçlar vermektedir (Ginevičius ve Podvezko, 2008: 453). Belirli bir karar problemiyle karşılaşıldığında bu problemi çözmek için hangi ÇKKV yönteminin kullanılmasına yönelik olarak net bir kılavuz bulunmamakla birlikte bu konu araştırmacılar tarafından uzun yıllardır tartışılmaktadır (Ceballos vd., 2016: 453). Aslında karar problemlerinin çözümü için çok sayıda yöntem geliştirilmiş olmasına rağmen bu yöntemlerin hiç birisi mükemmel olmamakla birlikte tüm karar problemlerine uygulanabilir değildir. Bu nedenle ÇKKV yönteminin karar verici tarafından problemin yapısına ve amaçlarına uygun olarak seçilmesi son derece önemlidir (de Brito ve Evers, 2016: 1021). Karar verme sürecinde en uygun ÇKKV

yönteminin seçilmesine yönelik olarak Guitouni ve Martel (1998) tarafından önerilen kılavuz takip edilebilir.

Bu kısımda çalışmanın ikinci aşamasında alternatiflerin sıralanması sürecinde yararlanılan ve ÇKKV yöntemlerinde biri olan WEDBA yöntemi açıklanacaktır. Bu çalışmada, MEREC yöntemi ile birlikte WEDBA yöntemi tercih edilmesinin en önemli nedeni, BİST 100 endeksinde yer alan işletmelerin finansal performansının değerlendirilmesinde her iki yöntemin birlikte kullanıldığı herhangi bir çalışmaya rastlanmamış olmasıdır. Ayrıca kriter ağırlıklarının belirlenmesinde sağlıklı bir analiz için gerekli olan objektif bir değerlendirme sürecine sahip olan MEREC ve WEDBA yöntemleri karar verme sürecinde karmaşık matematiksel modeller içermemesi nedeniyle de bu çalışmada tercih edilmiştir. Bu çalışmada, BIST 100 endeksinde yer alan işletmelerin değerlendirilmesinde MEREC ve WEDBA yönteminin birlikte kullanılmasıyla birlikte literatüre katkı sağlaması ve finansal performansın değerlendirilmesinde yardımcı olması amaçlanmaktadır.

#### **2.6.2.2. WEDBA Yöntemi**

WEDBA (Weighted Euclidian Distance Based Approach- Ağırlıklı Öklid Uzaklığına Dayalı Yaklaşım) yöntemi, 2011 yılında Rao ve Singh tarafından önerilmiş ÇKKV yöntemlerinden bir tanesidir. (Rao ve Singh, 2011). WEDBA yöntemi, en iyi alternatifin ideal çözüme en kısa mesafede olması ve en kötü alternatifin ideal olmayan çözümden en uzak olması fikrine dayanmaktadır. WEDBA yönteminde bir alternatifin genel performans indeksi puanı, ideal çözüme ve ideal olmayan tüm çözümlere Öklid mesafesi ile belirlenmektedir. Bunun nedeni, tüm alternatiflerin, doğrudan kendi aralarında değil, ideal ve ideal olmayan çözümlerle karşılaştırılmasıdır. Bu nedenle WEDBA yönteminde Öklid mesafesi dikkate alınmıştır (Rao ve Singh, 2012: 372).

WEDBA yönteminin farklı alanlarda kullanım örneklerine aşağıda yer verilmiştir.

Garg (2017), C programlama dili ile ilgili en popüler beş e-öğrenme web sitesinin değerlendirilmesi, seçilmesi ve en uygun web sitesinin belirlenmesi problemini ele almıştır. Bu problemi altı kalite faktörü ve dört e-öğrenmeye özgü toplam on kriterden yararlanarak Bulanık AHP tabanlı COPRAS ve WEDBA yöntemleri ile değerlendirmiştir.

Gupta vd. (2018), yazılım geliştiriciler için on altı yazılım güvenilirlik büyüme modeli arasından en iyisinin seçimi için Entropi tabanlı WEDBA yönteminden

yararlanmışlardır. Daha sonra çalışmanın güvenilirliğini ve doğruluğunu test etmek için AHP ve TOPSIS yöntemleri ile aynı problemi ele almışlardır.

Jain ve Ajmera (2019), on beş üretim sisteminin esnekliğini on beş kriterden yararlanarak değerlendirmişlerdir. Bu amaçla, çalışmada kullanılan kriterlerin objektif ağırlıklarını belirlemek için Entropi ve kriterlerin subjektif ağırlıklarını belirlemek için AHP yönteminden yararlanmışlardır. Kriter ağırlıkları belirlendikten sonra üretim sistemlerinin esnekliğinin değerlendirilmesi için MOORA (Multi-Objective Optimization by Ratio Analysis) ve WEDBA yöntemlerini kullanmışlardır.

Ulutaş (2020), şirketlerin verimliliğini ve üretkenliğini büyük ölçüde arttıran malzeme taşıma ekipmanlarından bir tanesi olan istifleyici seçim problemini ele almıştır. Ele alınan bu problemde beş farklı istifleyici altı kriterden yararlanarak PSI (Preference Selection Index) ve WEDBA yöntemleri ile değerlendirilmiştir. WEDBA yönteminin sonuçlarını doğrulamak için ARAS, COPRAS ve MOORA yöntemleri ile sonuçlar karşılaştırılmış ve sonuçlar arasındaki ilişki Spearman korelasyonu ile ölçülmüştür. Çalışmanın sonucunda WEDBA yönteminin diğer ÇKKV yöntemleri ile yüksek oranda korelasyona sahip olduğu sonucuna varmıştır.

Kaşka (2020), bir denizcilik şirketi için ihtiyaca uygun olarak en iyi blok zincir çözümünü bulmak amacıyla on iki alternatif blok zincir çözümünü eğitimli ve deneyimli uzmanlardan oluşan on kişilik ekipten yararlanarak yirmi kriter ile değerlendirmiştir. Çalışmada kriterlerin ağırlıklandırılması için Entropi yöntemi, alternatiflerin değerlendirilmesi için de TOPSIS ve WEDBA yöntemlerinden yararlanmıştır.

Işık (2021), Türkiye’de faaliyet gösteren sigorta şirketlerinden birisi olan AXA sigorta şirketinin 2011-2020 yılları arasındaki finansal performansını değerlendirmiştir. Değerlendirme kapsamında sigorta şirketinin finansal performansının belirlenmesi amacıyla belirlenen dokuz kriterin ağırlıklarını AHP, CRITIC ve Ortak Ağırlıklandırma yöntemleri ile belirlenmiştir. Finansal performansın değerlendirilmesinde ise WEDBA yönteminden yararlanmıştır. Daha sonra çalışmanın güvenilirliğini arttırmak amacıyla aynı problemlem TOPSIS, MARCOS, CoCoSo ve MAIRCA yöntemleri ile de değerlendirilmiştir.

Demir (2021), Türkiye’de bulunan elli altı vakıf üniversitenin performansını beş kriterden yararlanarak 2020 yılı raporuna göre CIRITIC temelli WEDBA yöntemi ile



değerlendirmiştir. Değerlendirme sonucunda Koç Üniversitesi ilk sırada yer alırken İstanbul Esenyurt Üniversitesi son sırada yer almıştır.

Keskin ve Türkoğlu (2022), BİST Sürdürülebilirlik Endeksinde işlem gören dokuz bankanın 2020-2022 yılları arasındaki performanslarını beş kriterden yararlanarak değerlendirmiştir. Değerlendirme kapsamında yararlanılan kriterlerin ağırlıkları Entropi yöntemi ile belirlenirken bankaların performansları ise WEDBA yöntemi ile değerlendirilmiştir. Daha sonra çalışmanın güvenilirliğini arttırmak için bankaların finansal performansları PSI yöntemi ile de değerlendirilmiştir.

Toslak vd. (2022), bir lojistik işletmesinin 2010-2020 yılları arasındaki performansını değerlendirmek amacıyla MEREK ve WEDBA yöntemlerinden yararlanmışlardır. Sekiz kriterden yararlanarak gerçekleştirilen değerlendirmenin sonucunu doğrulamak amacıyla MOORA, WASPAS ve ROV yönteminin sonuçları Spearman Korelasyonundan yararlanarak karşılaştırılmıştır.

Başar ve Tolga (2022), nüfusun giderek artması ve buna bağlı olarak tarım arazilerinin küçülmesine bağlı olarak artan gıda ihtiyacını karşılayabilmek amacıyla üç dikey çiftlik alternatifi için teknoloji seçimi konusunda Bulanık WEDBA ve MACBETH yöntemlerinden yararlanmışlardır.

Şimşek (2022), 2010-2020 yılları arasında faaliyet gösteren ve aktif büyüklüğü açısından en büyük on mevduat bankasının finansal performansını on bir kriter ile değerlendirmiştir. Objektif kriter ağırlıkların SV (Statistical Variance), subjektif ağırlıkların ise AHP ile belirlendikten sonra Ortak Ağırlıklandırma ile birleştirilerek optimal ağırlık skorlarını belirlemiştir. Kriterlere ait optimal ağırlık değerleri belirlendikten sonra bankaların finansal performansları WEDBA yöntemi ile değerlendirilmiştir.

Ecemiş ve Coşkun (2022), Türkiye'deki bölgelerin bilişim teknolojilerinin kullanıma yönelik olarak gelişim performansları değerlendirmek amacıyla PSI tabanlı WEDBA yönteminden yararlanmışlardır. 13 bölgenin değerlendirildiği çalışmada, internet erişimi, geniş bant, sabit geniş bant, mobil geniş bant, düzenli internet kullanımı ve internet kullanımı kriterlerinden yararlanılmıştır.

Arman ve Kundakcı (2023), bir işletme için bulut hizmet sağlayıcı seçim problemini ele almışlardır. Beş alternatif bulut hizmet sağlayıcısının değerlendirilebilmesi için uzman görüşlerinden de yararlanarak altı kriter

belirlemişlerdir. Kriter ağırlık değerlerinin FUCOM yöntemi ile belirlendiği çalışmada alternatifler WEDBA yöntemi ile değerlendirilmiştir. Daha sonra çalışmanın güvenilirliğini arttırmak amacıyla kriterlerin ağırlıklarına ilişkin farklı senaryolarda duyarlılık analizi gerçekleştirmişlerdir.

Karaköy vd. (2023), Avrupa Birliği'ne üye olan yirmi yedi ülkenin beş yıllık (2018-2022) ekonomik özgürlük alt kriterlerini Gri PSI ve WEDBA-G yöntemleri ile değerlendirmişlerdir. Değerlendirme sonucuna göre en iyi performansa sahip Avrupa Birliği ülkesi İrlanda olarak belirlenmiştir. Çalışmanın doğru sonuçlara ulaşım sağlamadığını tespit etmek amacıyla G-TOPSIS, COPRAS-G ve Gri PIV yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar arasında yüksek korelasyon olduğu belirlenmiştir.

Kara vd. (2024b), uluslararası izleme göstergelerine dayalı olarak ülkelerin tedarik zinciri performansını değerlendirmişlerdir. Bu bağlamda çalışmada kriter olarak on tedarik zinciri temel performans göstergesinden yararlanarak 72 ülke değerlendirilmiştir. Dünya Bankası'ndan elde edilen verilerinden yararlanarak kriterlerin ağırlıkları MPSI ve alternatiflerin değerlendirilmesi için ARLON (Alternative Ranking using two step Logarithmic Normaliation) yöntemini önermişlerdir. Daha sonra aynı problem RAFSI, ROV, MARA (Mass-Remainder Analysis), MABAC, WISP-S, WEDBA yöntemleri ile de değerlendirilmiş ve ARLON yöntemi ile karşılaştırılmıştır.

Işıkdak vd. (2023), Tekirdağ Çorlu Atatürk Havalimanı'nın yıllara göre (2017-2021) performansını toplam uçak, toplam yolcu ve toplam yük kriterlerinden yararlanarak değerlendirmişlerdir. Kriterlerin ağırlıkları IDOCRIW yöntemi belirlendikten sonra havayolunun yıllara göre performansı WEDBA yöntemi ile değerlendirmişlerdir.

WEDBA yönteminin uygulama adımları, Eşitlik (2.20)-(2.29) arasında gösterilmiştir (Rao ve Singh, 2012: 368-373; Işık, 2021: 899).

#### Adım 1: Karar Matrisinin Oluşturulması

WEDBA yönteminin ilk adımı karar matrisinin oluşturulmasıdır. Karar matrisi Eşitlik (2.11) yardımıyla oluşturulmaktadır.

#### Adım 2: Normalize Karar Matrisinin Oluşturulması

Karar matrisi, fayda kriterleri için Eşitlik (2.20) ve faydasız ya da maliyet kriterleri Eşitlik (2.21) yardımıyla normalize edilmektedir.

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij}}{\max(x_{ij})} \quad (2.20)$$

$$x_{ij}^* = \frac{\min(x_{ij})}{x_{ij}} \quad (2.21)$$

### Adım 3: Normalize Karar Matrisinin Standardize Edilmesi

Eşitlik (2.20) ve Eşitlik (2.21) yardımıyla elde edilen normalize değerler Eşitlik (2.22) yardımıyla standardize edilmektedir.

$$y_{ij} = \frac{x_{ij}^* - \mu_j}{\sigma_j} \quad (2.22)$$

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^m x_{ij}^*}{m} \quad (2.23)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (x_{ij}^* - \mu_j)^2}{m}} \quad (2.24)$$

Bu eşitliklerde;

$\mu_j$ :  $j$ . kriterin ortalama değeri,

$\sigma_j$ : kriterin standart sapma değeri,

$m$ : alternatif sayısını ifade etmektedir.

### Adım 4: İdeal ve Anti-İdeal Değerlerin Belirlenmesi

İdeal değerler Eşitlik (2.25) ve anti-ideal değerler Eşitlik (2.26) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$y_{ij}^+ = (y_{ij}) \quad (2.25)$$

$$y_{ij}^- = (y_{ij}) \quad (2.26)$$

### Adım 5: Öklid Uzaklıklarının Belirlenmesi

Alternatiflerin ideal noktalara olan ağırlıklı Öklid uzaklıkları Eşitlik (2.27) ve ideal olmayan noktalara ağırlıklı Öklid uzaklığı ise Eşitlik (2.28) yardımıyla hesaplanmaktadır.

$$WED_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n \{w_j x (y_{ij} - y_{ij}^+)\}^2} \quad (2.27)$$

$$WED_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n \{w_j x (y_{ij} - y_{ij}^-)\}^2} \quad (2.28)$$

#### Adım 6: İndeks Skorunun Hesaplanması

WEDBA yönteminin son adımı olan İndeks Skorunun hesaplanabilmesi için Eşitlik (2.29) kullanılmaktadır.

$$IS_i = \frac{WED_i^-}{WED_i^- + WED_i^+} \quad (2.29)$$

Bir alternatifin indeks skorunun yüksek olması, alternatif ideal çözüme o kadar yakın olduğunu ifade etmektedir. Başka bir deyişle indeks puanı en yüksek olan alternatif performans açısından en başarılı alternatif olurken, indeks puanı en düşük olan alternatif performans açısından en başarısız alternatif olarak değerlendirilmektedir.

**Adım 5: Alternatiflerin Sıralanması:** ÇKKV teniklerinin son adımında ise alternatifler sıralanır ve sıralamada ilk sırada yer alan alternatif başka bir ifadeyle en iyi alternatif çözüm önerisi olarak sunulmaktadır. ÇKKV problemlerinin çözümü için birçok farklı teknik önerilmiş olmasına rağmen bu tekniklerin birbirlerine tam olarak üstünlük sağlayamadığı literatürde araştırmacılar tarafından ortaya konulmuştur.

## ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

### HİYERARŞİK RİSK PARİTESİ VE ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YÖNTEMLERİ İLE PORTFÖY OPTİMİZASYONU

Bu bölümde ilk olarak çalışmanın amacına, kapsamına ve yöntemine değinilecektir. Daha sonra, çalışmada kullanılacak olan veri seti detaylı olarak açıklanarak analiz kapsamında yer alan alternatiflere ve kriterlere değinilecek ve uygulama sonuçları yorumlanacaktır.

#### 3.1. Araştırmanın Amacı ve Kapsamı

Finansal performans analizi, işletmelerin hızla değışen dünyada başarılı bir şekilde diğer işletmeler ile rekabet etme yeteneğini geliştirmek amacıyla tüm süreçlerin planlanması, tasarlanması ve yönetilmesi ile ilgili olarak faaliyetlerin koordine edilmesini ifade etmektedir (Amaratunga vd., 2000: 67). Bir başka ifadeyle finansal performans, işletmelerin faaliyetlerini yürütürken ellerinde bulunan varlıklarını ne kadar iyi kullanabildiği ve bu varlıklardan ne kadar bir gelir elde edebildiğinin ölçüsüdür.

Finansal performans analizinin gerçekleştirilmesi, işletmeler için son derece önemlidir. Bunun en önemli nedeni, işletme üst düzey yöneticileri tarafından belirlenen hedeflerin gerçekleştirilmesine yönelik olarak meydana gelen eksikliklerin giderilerek hedeflerin gerçekleştirilmesini sağlamaktır. Bunun yanında işletmeler, müşterilerinin taleplerini karşılama güçlerinin analiz edilmesi, gerçekleştirdikleri faaliyetler ile ilgili doğru bilgilere ulaşılması, başarılı ve başarısız olunan düzeylerinin tespit edilerek iyileştirme çalışmalarının yapılması gibi hususları belirlemek için finansal performans analizlerini belirlemektedir (Parker, 2000: 63)

Bu çalışmada, Prado (2016) tarafından geliştirilen makine öğrenmesi tabanlı portföy optimizasyon tekniği olan HRP ve ÇKKV yöntemlerinden yararlanarak BİST 100 endeksinde işlem gören işletmelerin 2018-2022 yılları arasındaki günlük kapanış verilerinden yararlanarak finansal performansı değerlendirilerek yatırımcılara önerilerde bulunulması amaçlanmaktadır. İşletmelerin finansal performansını değerlendirmek için BİST 100 endeksinin seçilmesinin en önemli nedeni, söz konusu işletmelerin en yüksek değere ve en yüksek işlem hacmine sahip ilk 100 işletmesi arasında yer almasıdır. Ayrıca BİST 100 endeksi aynı zamanda Türkiye ekonomisinin genel performansını yansıtmakta ve BİST Pay Piyasası için bir karşılaştırma endeksi olarak kullanılmaktadır. Türkiye

ekonomisinin genel performansını yansıtan BİST 100 endeksi, Türkiye'yi küresel piyasalarda temsil eden MSCI (Morgan Stanley Capital International) Türkiye Endeksi'ne temel teşkil etmesi açısından büyük önem taşımaktadır.

İki aşamadan meydana gelen bu çalışmanın ilk aşamasında BİST 100 endeksinde işlem gören işletmelerin günlük kapanış verilerinden yararlanarak HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterlerinden yararlanarak portföy optimizasyonu gerçekleştirilecektir. Çalışmanın ikinci aşamasında, HRP-ÇKKV yaklaşımı ile ilgili işlemler gerçekleştirilecektir. Bu bağlamda, öncelikle HRP algoritmasında yer alan bağlanım yöntemlerinden yola çıkarak kümeleme işlemi gerçekleştirilecektir. Kümeleme işlemi gerçekleştirildikten sonra her bir kümenin kriter ağırlıkları objektif kriter ağırlıklandırma yöntemlerinden bir tanesi olan MEREC yöntemi ile belirlenecek ve her bir kümede yer alan işletmelerin finansal performansı WEDBA yöntemi ile değerlendirilecektir.

Bu çalışmada, finansal verilerine ulaşamayan işletmeler, çalışma kapsamı dışında bırakılarak BİST 100 endeksinde işlem gören işletmelerin 2018-2022 yılları arasındaki verilerden yararlanılacaktır. Ancak bu çalışmanın bazı kısıtları bulunmaktadır. BİST 100 endeksinde işlem gören işletmelerin finansal performanslarının değerlendirildiği bu çalışmada 2018-2022 yılları arasında meydana gelmiş olan COVID-19 salgını dikkate alınmaması, kriterlerin ağırlıklandırılması için yalnızca MEREC yönteminden ve alternatiflerin değerlendirilmesinde WEDBA yönteminden yararlanılmış olması, analizin yalnızca yedi adet finansal performans göstergesi ile gerçekleştirilmiş olması çalışmanın kısıtlarıdır.

Bu çalışmanın bazı avantajları vardır. Öncelikle kapsamlı bir literatür incelemesi sonrasında bu çalışmanın ilk aşamasını oluşturan HRP algoritması ile ilgili olarak ulusal literatürde çok fazla çalışmaya raslanmamıştır. Ayrıca ulusal literatürde yer alan çalışmalardan farklı olarak HRP algoritmasının neden olduğu zincirleme ve optimal küme sayısının belirlenememe sorununa çözüm bulabilmek amacıyla HRP algoritmasına Elbow (Dirsek) yöntemi entegre edilmesi noktasında farklılık göstermekte ve çalışmanın özgün yanını oluşturmaktadır. Ayrıca çalışmanın diğer bir özgün yanı ise HRP-ÇKKV yaklaşımını önermesidir. Bu kapsamda HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterleri sonucunda elde edilen kümelerin değerlendirilmesinde ÇKKV yöntemlerinden olan MEREC ve WEDBA yöntemlerinden yararlanılmıştır. Bu aşamada MEREC ve WEDBA yöntemlerinin tercih

edilmesinin en önemli nedenleri, karar verme sürecinde karmaşık hesaplamaları içermemesi, portföy optimizasyonu konusunda çeşitli çalışmalarda yararlanılmasına rağmen birlikte kullanılmaması ve literatürde çok fazla çalışmaya rastlanmamış olmasıdır. Bu bağlamda çalışmanın literatüre katkı sağlaması yanında ve portföy yatırımı yapan veya yapmak isteyen yatırımcılara da yardımcı olacağı düşünülmektedir.

### **3.2.Analizde Yer Alan Alternatifler (İşletmeler)**

Çalışma kapsamında BİST 100 endeksinde işlem gören ve verisine ulaşılabilen 72 işletmenin finansal performansı değerlendirilecektir. Değerlendirme kapsamında ele alınan işletmelerin Tablo 5'te BİST işlem kodu, işletme unvanı, işletmenin faaliyette olduğu sektörler ve alt sektörler gösterilmiştir.

**Tablo 5:** Araştırma Kapsamında Yer Alan BİST 100 Şirketleri

İŞLETME KODU	İŞLETME UNVANI	SEKTÖR	ALT SEKTÖR	İŞLETME KODU	İŞLETME UNVANI	SEKTÖR	ALT SEKTÖR
AEFES	Anadolu Efes Biracılık ve Malt Sanayii A.Ş.	İmalat	Gıda, İçecek ve Tütün	ASELS	Aselsan Elektronik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	Teknoloji	Savunma
AGHOL	Ag Anadolu Grubu Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	BAGFS	Bagfaş Bandırma Gübre Fabrikaları A.Ş.	İmalat	Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler
AKFGY	Akfen Gayrimenul Yatırım Ortaklığı A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları	BERA	Bera Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri
AKSA	Aksa Akriklik Kimya Sanayii A.Ş.	İmalat	Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler	BIMAS	Bim Birleşik Mağazalar A.Ş.	Toptan ve Perakende Ticaret, Lokantalar ve Oteller	Perakende Ticaret
AKSEN	Aksa Enerji Üretim A.Ş.	Elektrik Gaz ve Su	Elektrik Gaz ve Buhar	BUCIM	Bursa Çimento Fabrikası A.Ş.	İmalat	Taş ve Toprağa Dayalı
ALARK	Alarko Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	CEMFS	Çemtaş Çelik Makine Sanayi ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Ana Metal Sanayi
ALGYO	Alarko Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları	CIMSA	Çimsa Çimento Sanayi ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Taş ve Toprağa Dayalı
ALKIM	Alkim Alkali Kimya A.Ş.	İmalat	Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler	DEVA	Deva Holding A.Ş.	İmalat	Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler



**Tablo 5:** Devamı...

ARCLK	Arçelik A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	DOAS	Doğuş Otomotiv Servis ve Ticaret A.Ş.	Toptan ve Perakende Ticaret	Toptan Ticaret
DOHOL	Doğan Şirketler Grubu Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	GOZDE	Gözde Girişim Sermayesi Yatırım Ortaklığı A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Girişim Sermayesi Yatırım Ortaklıkları
ECILC	Eis Eczacıbaşı İlaç Sınai ve Finansal Yatırımlar Sanayi ve Ticaret A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	GSDHO	Gsd Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri
EGEEN	Ege Endüstri ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	GUBRF	Gübre Fabrikaları T.A.Ş.	İmalat	Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler
EKGYO	Emlak Konut Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları	HEKTS	Hektaş Ticaret T.A.Ş.	İmalat	Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler
ENJSA	Enerjisa Enerji A.Ş.	Elektrik Gaz ve Su	Elektrik Gaz ve Buhar	IPEKE	İpek Doğal Enerji Kaynakları Araştırma ve Üretim A.Ş.	Madencilik ve Taş Ocakçılığı	Ham Petrol ve Doğal Gaz Çıkartılması
ENKAI	Enka İnşaat ve Sanayi A.Ş.	İnşaat ve Bayındırlık	İnşaat ve Bayındırlık İşleri	ISMEN	İş Yatırım Menkul Değerler A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Aracı Kurumlar
ERBOS	Erbosan Erciyas Boru Sanayii ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Ana Metal Sanayi	JANTS	Jantsa Jant Sanayi ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
EREGL	Ereğli Demir ve Çelik Fabrikaları T.A.Ş.	İmalat	Ana Metal Sanayi	KARTN	Kartonsan Karton Sanayi ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Kağıt vır Kağıt Ürünleri, Basım ve Yayın

Tablo 5: Devamı...

FROTO	Ford Otomotiv Sanayi A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	KARSN	Karsan Otomotiv Sanayii ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli
GLYHO	Global Yatırım Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	OTKAR	Otokar Otomotiv ve Savunma Sanayi A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
KCHOL	Koç Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	ODAS	Odaş Elektrik Üretim Sanayi Ticaret A.Ş.	Elektrik Gaz ve Su	Elektrik Gaz ve Buhar
KORDS	Kordsa Teknik Tekstil A.Ş.	İmalat	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri	OYAKC	Oyak Çimento Fabrikaları A.Ş.	İmalat	Taş ve Toprağa Dayalı
KOZAA	Koza Anadolu Metal Madencilik İşletmeleri A.Ş.	Madencilik ve Taş Ocakçılığı	Metal Cevheri Madenciligi	PETKM	Petkim Petrokimya Holding A.Ş.	İmalat	Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler
KOZAL	Koza Altın İşletmeleri A.Ş.	Madencilik ve Taş Ocakçılığı	Kömür ve Linyit Madenciligi	PGSUS	Pegasus Hava Taşımacılığı A.Ş.	Ulaştırma ve Depolama	Ulaştırma ve Depolama
KRDMD	Kardemir Karabük Demir Çelik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Ana Metal Sanayi	PRKAB	Türk Prysmian Kablo ve Sistemleri A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
LOGO	Logo Yazılım Sanayi ve Ticaret A.Ş.	Teknoloji	Bilişim	SAHOL	Hacı Ömer Sbanacı Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri
MGROS	Migros Ticaret A.Ş.	Toptan ve Perakende Ticaret, Lokantalar ve Oteller	Perakende Ticaret	SASA	Sasa Polyester Sanayi A.Ş.	İmalat	Kimya İlaç Petrol Lastik ve Plastik Ürünler

Tablo 5: Devamı...

NTHOL	Net Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	TRGYO	Torunlar Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları
NUGYO	Nurol Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları	TSPOR	Trabzonspor Sportif Yatırım ve Futbol İşletmeciliği Ticaret A.Ş.	Eğitim, Sağlık, Spor ve Diğer Sosyal Hizmetler	Spor Faaliyetleri Eğlence ve Oyun Faaliyetleri
SELEC	Selçuk Ecza Deposu Ticaret ve Sanayi A.Ş.	Toptan ve Perakende Ticaret	Toptan Ticaret	TTKOM	Türk Telekomünikasyon A.Ş.	Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme	Haberleşme
SISE	Türkiye Şişe ve Cam Fabrikaları A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	TTRAK	Türk Traktör ve Ziraat Makineleri A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
SNGYO	Sinpaş Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Gayrimenkul Yatırım Ortaklıkları	TUKAS	Tukaş Gıda Sanayi ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Gıda, İçecek ve Tütün
TAVHL	Tav Havalimanları Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri	TUPRS	Tüpraş-Türkiye Petrol Rafinerileri A.Ş.	İmalat	Kimya İlaç PetrolLastik ve Plastik Ürünler
TCELL	Turkcell İletişim Hizmetleri A.Ş.	Bilgi ve İletişim	Tekekomünikasyon	ULKER	Ülker Bisküvi Sanayi A.Ş.	İmalat	Gıda, İçecek ve Tütün
THYAO	Türk Hava Yolları A.O.	Ulaştırma, Depolama ve Haberleşme	Ulaştırma ve Depolama	TKFEN	Tekfen Holding A.Ş.	Mali Kuruluşlar	Holdingle ve Yatırım Şirketleri

**Tablo 5:** Devamı...

TOASO	Tofaş Türk Otomobil Fabrikası A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	VESBE	Vestel Beyaz Eşya Sanayi ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
TMSN	Tümosan Motor ve Traktör Sanayi A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları	VESTL	Vestel Elektronik Sanayi ve Ticaret A.Ş.	İmalat	Metal Eşya Makine Elektrikli Cihazlar ve Ulaşım Araçları
YATAS	Yataş Yatak ve Yorgan Sanayi Ticaret A.Ş.	İmalat	Tekstil, Giyim Eşyası ve Deri				

### 3.3. Analizde Yer Alan Kriterler (Finansal Oranlar)

ÇKKV yöntemleri ile finansal performansın değerlendirildiği çalışmalarda da kriterlerin/finansal oranların belirlenmesi son derece önemlidir. Problemin yapısına uygun olarak eksik ya da yanlış kriterlerin/finansal oranların belirlenmesi işletmelerin finansal performansını tam ve doğru bir şekilde yansıtamayacaktır. Doğru kriterlerin belirlenmemesi durumunda işletmenin karar verme süreçlerini olumsuz yönde etkileyebileceği gibi yatırımcı kararlarını ve işletmeye fon sağlayıcıların kaynak sağlama sürecini de olumsuz yönde etkileyecektir. Bu nedenle kriterlerin doğru bir şekilde belirlenebilmesi için çalışmanın amacına uygun olarak daha önce yapılan çalışmalar incelenerek belirlenebileceği gibi uzman kişilerin geçmiş deneyimlerinden yararlanarak da belirlenebilir.

BİST 100 endeksinde işlem gören işletmelerin finansal performansının değerlendirildiği bu çalışmada işletmelere ait kriterler/finansal oranlar, Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası (TCMB)'nin yayınladığı finansal raporlar, literatürde daha önce yapılmış olan benzer çalışmalar ve uzman görüşlerinden yararlanarak belirlenmiştir. Bu bağlamda, çalışmada dört ana rasyo (likidite oranları, kaldıraç oranları, faaliyet oranları, karlılık oranları) altında yedi adet alt rasyo kriter olarak belirlenmiştir. Bu kriterler Tablo 6'da gösterilmiştir.

**Tablo 6:** Çalışmada Yararlanılan Kriterler

Kriter Kodu	Kriter Adı	Kriyer Yönü
K1	Cari oran	maks
K2	Likidite Oranı	maks
K3	Kaldıraç Oranı	min
K4	Stok Devir Hızı	maks
K5	Alacak Devir Hızı	min
K6	Özkaynak Karlılığı (ROE)	maks
K7	Aktif Karlılık (ROA)	maks

•**Cari Oran:** Bir işletmenin cari borçlarını ödeme kabiliyetini gösteren ölçü olan cari oran, işletme sermayesinin yeterliliğinin belirlenmesinde önemli bir ölçü olarak karşımıza çıkmaktadır (Moghimi ve Anvari, 2014: 686). Yatırımcılar ve finansal analistler

tarafından yaygın bir şekilde kullanılan cari oran, dönen varlıkların kısa vadeli borçlara bölünmesi ile elde edilmektedir. Cari oranın değerinin sektör ortalamasına eşit olması kabul edilebilir olarak değerlendirilirken, bu oranın daha düşük olması, negatif bir durumu ifade etmektedir (Ghosh ve Bhattacharya, 2022: 3118). Cari oran, her sektörde farklı olmakla birlikte genel olarak 2 olması kabul edilmektedir. Bu oranın, gelişmekte olan ülkeler açısından 1,5 olması kabul edilebilir durumdadır ve işletmelerin borç ödeme gücü açısından yeterli olduğu söylenebilmektedir. Cari oranın yüksek olması, işletmenin borç ödeme kapasitesinin de yüksek olduğu anlamına gelmektedir (Çabuk, 2013, 64-65)

•**Likidite Oranı:** Asit-test oranı olarak da adlandırılan likidite oranı (Ghosh ve Bhattacharya, 2022: 3118), bir işletmenin finansal gücünün veya zayıflığının göstergesidir. Likidite oranı, kısa vadeli borçlarınının tamamını işletmenin tüm likid ya da benzeri varlıkları kısa sürede satılmasıyla karşılanabileceğini ifade etmektedir (Farrokh vd., 2016: 364). Likidite oranı, dönen varlıklardan stokların çıkarılması ile elde edilen değer kısa vadeli borçlara bölünmesi ile hesaplanmaktadır. Cari orana göre daha hassas bir oran olan likidite oranının 1 olması kısa vadeli borçların tamamının ödenebileceğini ifade etmektedir (Çabuk, 2013, 65).

•**Kaldıraç Oranı:** Kaldıraç oranı, işletmenin kısa ve uzun vadeli borçlarını karşılama kapasitesini ifade etmektedir (Moghimi ve Anvari, 2014: 686, Farrokh vd., 2016: 364). Bir başka ifadeyle kaldıraç oranı, işletmenin sahip olduğu tüm varlıkların yüzde kaçının borç ile karşılanabileceğini ifade etmektedir. Finansal kaldıraç oranı, kısa ve uzun vadeli yabancı kaynak toplamının toplam aktiflere bölünmesi ile elde edilmektedir.

•**Stok Devir Hızı:** İşletmenin sahip olduğu stokların bir dönem içerisinde kaç kez ikame edildiğini bir başka ifadeyle stokların bir dönem içerisinde kaç kez yenilendiğini göstermektedir. Stokların bir dönem içerisinde kaç defa satıldığını gösteren stok devir hızı, satılan malın maliyetinin ortalama stoklara bölünmesi ile elde edilmektedir. Bu oranın yüksek olması, işletmenin satışlarının yüksek olduğu anlamına gelmektedir (Moghimi ve Anvari, 2014: 687).

•**Alacak Devir Hızı:** Alacak devir hızı, işletmenin bir dönem içinde oluşan alacaklarını kaç kez tahsil edebildiğini gösteren finansal bir orandır. İşletme tarafından sağlanan ödeme koşullarına bağlı olan alacak devir hızı, ne kadar yüksekse o kadar iyi olarak değerlendirilebilirken tam tersi durumda o kadar kötü olarak değerlendirilmektedir

(Amanda, 2019: 16). Alacak devir hızı, net satışların ortalama ticari alacaklara bölünmesi ile elde edilmektedir (Yakymova ve Kuz, 2019: 70)

•**Özkaynak Karlılığı (ROE):** ROE, yatırımcıların ya da ortakların koydukları sermayeye karşılık olarak ne kadarlık bir kar elde ettiğini gösteren finansal bir orandır. Dönem net karının özkaynaklara bölünmesi ile elde edilen ROE; yatırımcılar, potansiyel yatırımcılar ve yönetim için oldukça önemli bir finansal orandır. Değer artışının önemli bir göstergesi olan ROE, ne kadar yüksekse şirketin değeri o kadar yüksektir ve şirkete yatırım yapılma olasılığını arttırmaktadır (Kamar, 2017: 68).

•**Aktif Karlılık (ROA):** ROA, işletmelerin faaliyetlerinde kullandığı varlıklarını ne derece etkin kullandığını bir başka ifadeyle varlıkları üzerinden ne kadar gelir elde ettiğini ifade etmektedir (Karadeniz ve İskenderoğlu, 2011: 69). ROA, bir işletmenin belirli bir mali yıldaki vergi sonrası net gelirinin aynı yıldaki ortalama toplam aktiflere oranıdır (Ban vd., 2020: 811).

### 3.4. Uygulama

HRP algoritması ve geliştirilmiş HRP-ÇKKV yöntemleri ile BİST 100 endeksinde işlem gören hisse senetlerinden yararlanarak optimal portföylerin oluşturulmaya çalışıldığı bu çalışma, üç aşamadan meydana gelmektedir. Çalışmanın ilk aşamasında BİST 100 endeksinde işlem gören hisse senetlerinin 2018-2022 yılları arasındaki günlük kapanış verilerinden yararlanarak HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterleri için ayrı ayrı kümeleme işlemi gerçekleştirilmiştir. HRP algoritması ile kümeleme işlemi için Python programlama dilinden yararlanılmıştır. Çalışmanın ikinci aşamasında, HRP algoritmasının neden olduğu zincirleme ve optimal küme sayısının belirlenememesi sorununu çözmek amacıyla HRP algoritmasına Elbow (Dirsek) yöntemi entegre edilmiştir. Bu işlem sonrasında HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterleri ile elde edilen her bir kümenin kriter ağırlıklarını elde edebilmek amacıyla MEREC yönteminden yararlanılmıştır. Her bir bağlanım yönteminde yer alan kümelerin ağırlıkları MEREC yöntemi ile belirlendikten sonra bu kümelerin performansları WEDBA yöntemi ile belirlenmiştir. Çalışmada kullanılan kriterlere ait 2018-2022 yılları arasındaki günlük kapanış verileri Bloomberg Terminal'den elde edilmiştir. MEREC ve WEDBA yöntemleri ile değerlendirme sürecinde ise Microsoft Excel uygulamasından yararlanılmıştır.

Çalışmanın üçüncü ve son aşamasında ise HRP algoritmasının sonuçları ile geliştirilmiş HRP-ÇKKV ile elde edilen sonuçların portföy performansları Microsoft Excel uygulaması kullanılarak Sharpe Oranı yardımıyla değerlendirilmiştir.

### **3.4.1.HRP ile Alternatiflerin Kümelenmesi ve Ağırlıklandırılması**

Bu çalışmada, BİST 100 endeksinde işlem gören hisse senetlerinin Ocak 2018-Aralık 2022 tarih aralığındaki günlük kapanış verilerinden yararlanarak HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterlerine göre portföyler oluşturulmuştur. Çalışmada BİST 100 endeksinin seçilmesinin en önemli nedeni, bu şirketlerin en yüksek değere ve en yüksek işlem hacmine sahip ilk 100 firma arasında yer almasıdır. Endeks, aynı zamanda Türkiye ekonomisinin genel performansını yansıtmakta ve BİST Pay Piyasası için bir karşılaştırma endeksi olarak kullanılmaktadır. Türkiye ekonomisinin genel performansını yansıtan BİST 100 endeksi, Türkiye'yi küresel piyasalarda temsil eden MSCI (Morgan Stanley Capital International) Türkiye Endeksi'ne temel teşkil etmesi açısından büyük önem taşımaktadır. Bu çalışma, BİST 100 endeksinde yer alan hisse senetlere yatırım yapmak isteyen yatırımcılara güncel öneriler sunmayı amaçlamaktadır.

HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterlerine göre portföylerin oluşturulması için Python programlama dilinden yararlanılmıştır. HRP algoritması ile optimal portföylerin oluşturulması için yararlanılacak olan veri seti Yahoo Finance'den temin edilmiştir. Bu veri kaynağının tercih edilme sebebi DOW Jones, NASDAQ, S&P gibi dünyanın önde gelen endekslerini içermesi ve finans üzerine gerçekleştirilen çalışmalarda verilerin toplama sürecinde yaygın olarak kullanılmasıdır. Yahoo Finance üzerinden 2018-2022 yılları arasında BİST 100 endeksinde işlem gören tüm hisse senetlerine ait verilerin tamamına ulaşamamış olup 72 hisse senedine ait veriler temin edilmiştir.

HRP algoritmasına göre işletmelerin ağırlık değerleri bölgesel bağlanım kriteri için Eşitlik (2.8), tek bağlanım kriteri için Eşitlik (2.3), tam bağlanım kriteri için Eşitlik (2.4), ortalama bağlanım kriteri için Eşitlik (2.5), ağırlıklandırılmış bağlanım kriteri için Eşitlik (2.6), merkezi bağlanım kriteri için Eşitlik (2.7), medyan bağlanım kriteri için Eşitlik (2.9) yardımıyla hesaplanmış ve BİST 100 endesinde işlem gören işletmelerin ağırlık değerleri Tablo 7'de gösterilmiştir.



**Tablo 7:** HRP Algoritmasına Göre Yatırım Ağırlıkları

	<b>Bölgesel</b>	<b>Tek</b>	<b>Tam</b>	<b>Ortalama</b>	<b>Ağırlıklandırılmış</b>	<b>Merkezi</b>	<b>Medyan</b>
AEFES	0,019581	0,021157	0,020444	0,020504	0,022767	0,020829	0,021766
AGHOL	0,016628	0,012174	0,014755	0,014376	0,015764	0,013640	0,014672
AKFGY	0,014090	0,006917	0,009852	0,014363	0,012857	0,013667	0,013130
AKSA	0,016055	0,016386	0,017788	0,016011	0,016302	0,014895	0,012046
AKSEN	0,009266	0,013018	0,014056	0,013238	0,012966	0,013271	0,010428
ALARK	0,014703	0,013627	0,015323	0,013869	0,013830	0,013490	0,014226
ALGYO	0,013947	0,012926	0,014535	0,011887	0,012792	0,013292	0,012844
ALKIM	0,021897	0,020951	0,012109	0,021890	0,018484	0,017903	0,020494
ARCLK	0,016179	0,011496	0,019390	0,017552	0,016377	0,015875	0,013599
ASELS	0,012969	0,013538	0,008259	0,014541	0,013568	0,012770	0,013105
BAGFS	0,010896	0,011365	0,012987	0,011976	0,011608	0,009468	0,011097
BERA	0,010004	0,011957	0,012121	0,008487	0,010507	0,011075	0,011622
BIMAS	0,027520	0,040973	0,038257	0,051044	0,042235	0,050505	0,052843
BUCIM	0,013832	0,013290	0,015048	0,011199	0,013251	0,014196	0,009293
CEMTS	0,011230	0,008114	0,012980	0,011590	0,008120	0,011884	0,008016
CIMSA	0,017298	0,016978	0,015968	0,015500	0,015400	0,015444	0,015010
DEVA	0,015567	0,014295	0,011203	0,010324	0,013894	0,012786	0,012738
DOAS	0,012168	0,008971	0,007042	0,008894	0,011621	0,010536	0,011917
DOHOL	0,017939	0,009983	0,013210	0,013846	0,013526	0,012331	0,010050
ECILC	0,023037	0,012421	0,017674	0,011257	0,018272	0,013941	0,013889
EGEEN	0,014070	0,015754	0,016396	0,015333	0,015947	0,014910	0,015019
EKGYO	0,008714	0,013683	0,007528	0,013207	0,009253	0,011813	0,012996
ENKAI	0,028089	0,029682	0,034304	0,022764	0,028383	0,031839	0,028986
ERBOS	0,009223	0,015618	0,013838	0,014429	0,009576	0,012084	0,014389

**Tablo 7:** Devamı...

EREGL	0,017613	0,010961	0,015706	0,007968	0,013775	0,017647	0,010457
FROTO	0,014685	0,012298	0,013095	0,013954	0,012678	0,016711	0,009470
GLYHO	0,013135	0,013059	0,011554	0,011571	0,007557	0,008597	0,011840
GOZDE	0,010817	0,010833	0,013205	0,006444	0,009625	0,009674	0,010577
GSDHO	0,010733	0,012407	0,010913	0,010990	0,010959	0,010340	0,010615
GUBRF	0,011231	0,009378	0,012229	0,012509	0,012125	0,012896	0,011592
HEKTS	0,006899	0,011499	0,007511	0,006925	0,012798	0,012459	0,011201
IPEKE	0,007447	0,009226	0,007226	0,007700	0,007477	0,007571	0,007753
ISMEN	0,021757	0,028311	0,020221	0,025324	0,023940	0,023055	0,026016
JANTS	0,007837	0,010883	0,011659	0,011477	0,008136	0,012858	0,012226
KARSN	0,009450	0,010423	0,011394	0,010489	0,010443	0,009898	0,010627
KARTN	0,012692	0,013529	0,014616	0,015605	0,014839	0,017695	0,013976
KCHOL	0,015195	0,016604	0,016812	0,016527	0,016740	0,014748	0,009962
KORDS	0,015972	0,009861	0,015406	0,011234	0,016172	0,013970	0,014759
KOZAA	0,008358	0,010354	0,010448	0,011690	0,011118	0,011061	0,010547
KOZAL	0,006653	0,011582	0,009479	0,010101	0,009809	0,009933	0,010171
KRDMD	0,008327	0,010868	0,007426	0,005559	0,009507	0,006452	0,010304
LOGO	0,015634	0,015592	0,017322	0,015935	0,015875	0,016795	0,019328
MGROS	0,017305	0,016721	0,012285	0,012375	0,017376	0,015459	0,016172
NTHOL	0,013838	0,010102	0,013295	0,008768	0,012184	0,010654	0,013297
NUGYO	0,013855	0,006826	0,009721	0,015142	0,014182	0,013486	0,012956
ODAS	0,005717	0,006329	0,008672	0,006168	0,007999	0,006517	0,008975
OTKAR	0,015674	0,015769	0,016332	0,015022	0,015525	0,010677	0,015419
OYAKC	0,020977	0,018294	0,025017	0,021697	0,021410	0,021359	0,021139
PETKM	0,010746	0,010961	0,015706	0,007968	0,013775	0,017647	0,010457

**Tablo 7: Devamı...**

PGSUS	0,008457	0,012298	0,013095	0,013954	0,012678	0,016711	0,009470
PRKAB	0.012066	0,009868	0,009583	0,016492	0,008288	0,008326	0,009415
SAHOL	0.011157	0,008022	0,007080	0,008795	0,010162	0,003967	0,006569
SASA	0.006240	0,010793	0,010443	0,012300	0,011010	0,009779	0,010425
SELEC	0.016881	0,017081	0,015438	0,015735	0,016927	0,014307	0,009664
SISE	0.014900	0,009681	0,006795	0,006265	0,010833	0,009929	0,006231
SNGYO	0.012461	0,020325	0,012148	0,017632	0,015067	0,018298	0,016451
TAVHL	0.018516	0,014669	0,014219	0,013977	0,014158	0,014196	0,014568
TCELL	0.018387	0,016094	0,013457	0,015585	0,012742	0,015512	0,014479
THYAO	0.012364	0,011856	0,012696	0,013000	0,014730	0,009937	0,012265
TKFEN	0.017692	0,011687	0,021537	0,016284	0,016153	0,024020	0,019706
TMSN	0.010529	0,011248	0,010351	0,013829	0,014857	0,005800	0,009604
TOASO	0.016821	0,017209	0,016940	0,011533	0,016603	0,014515	0,015152
TRGYO	0.007538	0,011080	0,012852	0,006272	0,009450	0,009825	0,009882
TSPOR	0.010616	0,014087	0,015000	0,015310	0,014521	0,014124	0,015178
TTKOM	0.011697	0,012716	0,008661	0,011609	0,011534	0,008873	0,011634
TTRAK	0.015990	0,011840	0,011107	0,007777	0,010531	0,011413	0,011729
TUKAS	0.011763	0,011393	0,014791	0,011968	0,011872	0,011690	0,011578
TUPRS	0.016651	0,016410	0,015273	0,016135	0,015837	0,010844	0,015193
ULKER	0.021811	0,015965	0,014425	0,016508	0,014028	0,016333	0,015521
VESBE	0.014703	0,016532	0,016374	0,019619	0,009860	0,016163	0,015773
VESTL	0.011317	0,020565	0,021591	0,020944	0,023256	0,022189	0,022233
YATAS	0.017200	0,015529	0,013708	0,016327	0,010587	0,015455	0,015634

HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföy sonuçları Tablo 8’de gösterilmiştir.

**Tablo 8:** HRP Algoritması Göre Portföy Sonuçları

	Ortalama Getiri	Maksimum Getiri	Minimum Getiri	Aralık	Standart Sapma	Çarpıklık	Basıklık	Sharpe Oranı
Tek	0,001601	0,062471	-0,102362	0,164833	0,015062	-1,624831	8,214356	%10,63
Tam	0,001566	0,061674	-0,102188	0,163861	0,015050	-1,629962	8,228505	%10,41
Ortalama	0,001574	0,061440	-0,102709	0,164149	0,014969	-1,632317	8,374082	%10,51
Merkezi	0,001582	0,061115	-0,102220	0,163335	0,014852	-1,629135	8,260917	%10,65
Medyan	0,001576	0,061519	-0,102424	0,163943	0,014940	-1,645647	8,352952	%10,55
Ağırlıklandırılmış	0,001592	0,062312	-0,102403	0,164715	0,015051	-1,615115	8,159211	%10,58
Bölgesel	0,001562	0,063521	-0,102474	0,165994	0,015076	-1,601175	8,074427	%10,36

Tablo 8’de yer alan BİST 100 endeksinden yararlanarak HRP algoritması ile oluşturulan portföy sonuçları yer almaktadır. Tablo 8’de yer alan sonuçlar incelendiğinde tek ve merkezi bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföylerin hem ortalama getiri hem de Sharpe oranı açısından en iyi performansı gösterdiği anlaşılmaktadır. Söz konusu sonuçlar standart sapma açısından karşılaştırıldığında en yüksek riske bölgesel bağlanım kriteri ve en düşük risk merkezi bağlanım kriteri ile oluşturulan portföylerin sahip olduğu anlaşılmaktadır. Çarpıklık değerlerine bakıldığında tüm bağlanım kriterlerinin getiri dağılımının standart normal dağılıma göre sola çarpık bir dağılım özelliği gösterdiği anlaşılmaktadır. Basıklık değerlerine bakıldığında en yüksek değerlere ortalama ve medyan bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföyler, en düşük değerlere ise ağırlıklandırılmış ve bölgesel bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföylerin sahip olduğu anlaşılmaktadır. Bu sonuçtan hareketle ağırlıklandırılmış ve bölgesel bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföylerinde ekstrem fiyat hareketlerinin gerçekleşme olasılığının diğer bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföylere göre daha yüksek olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Prado (2016) tarafından HRP algoritması önerildikten sonra çeşitli araştırmacılar tarafından yapılan çalışmalar ile bazı eksiklikler ve kusurlar tespit edilmiştir. Bu sorunlardan en önemlileri, zincirleme sorunu ve optimal küme sayısının belirlenememe sorunudur (Raffinot, 2018: 7-8; Eidenvall, 2021: 11; Kaae vd., 2022: 42).

Zincirleme sorunu, HRP algoritmasında yer alan bağlanım yöntemlerinin bazı değerlere karşı hassas olmasından dolayı kümeleri daha uzun ve dağıtılmış hale getirebilmesi ve birbirine benzemeyen varlıklara sahip olabilmesi durumudur. Zincirleme sorunu, araştırmacılar ve yatırımcılar açısından istenmeyen bir durum olarak karşımıza çıkmaktadır. Çünkü aynı küme içerisinde yer almaması gereken varlıklardan meydana gelen kümeler elde edilebilir. Ayrıca mevcut bir kümeye ek başka bir varlık dâhil olması durumunda kümenin varyansını değiştirir. Bu durum ise varlıkların ağırlıklarını etkileyeceğinden yanlış kararlar verilmesine neden olacaktır (Kaae vd., 2022: 43).

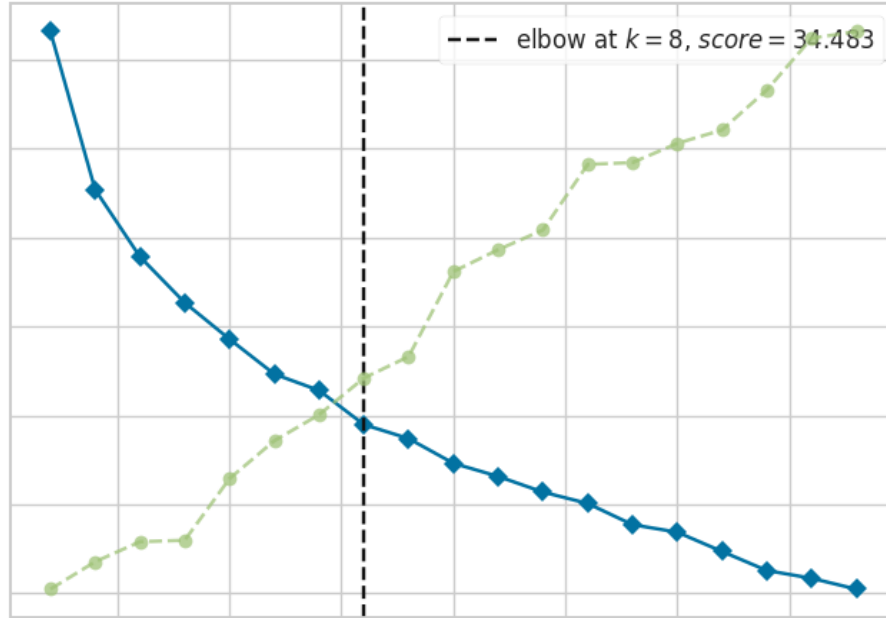
Optimal küme sayısının belirlenememesi durumunda, her varlık, kendi kümesi olarak ele alınmakta ve ilgili küme sayısı dikkate alınmamaktadır (Raffinot, 2018: 8; Kaae vd., 2022: 44). Bu durum, potansiyel olarak zararlı sonuçlara yol açan bir tür aşırı uyum olarak görülebilir. Aşırı uyum, bir modelin genel bir yapı yerine belirli gözlemleri hedef aldığı durumu ifade etmektedir. Başka bir ifadeyle, modeli biraz hatalı verilere çok yakın bir şekilde uydurmaya çalışmak modele önemli hatalar bulaştırabilir ve modelin tahmin gücünü azaltabilir (Raffinot, 2018: 8).

HRP algoritmasının neden olmuş olduğu sorunları ortadan kaldırmak ve ÇKKV yöntemleri ile ilgili işlemleri gerçekleştirebilmek amacıyla HRP algoritmasına popüler bir teknik olan Elbow (Dirsek) yöntemi entegre edilmiştir. Elbow (Dirsek) yöntemi, küme sayısının bir fonksiyonu olarak açıklanan varyans yüzdesine bakan bir yöntemdir. Bu yöntem, bir küme sayısı seçilmesi fikrine dayandığından başka bir kümenin eklenmesi verilerin daha iyi bir şekilde modellenmesini sağlamayacaktır. Kümeler tarafından açıklanan varyans yüzdesi sayı kümelerine karşı çizilir. İlk çizilen kümeler diğer kümelere göre daha fazla bilgi ekleyecektir ancak belirli bir noktadan sonra marjinal kazanç azalacak ve grafikte bir açığı verecektir. Doğru “k” değeri, bir başka ifadeyle optimal küme sayısı, bu noktada seçilmektedir (Bholowalia ve Kumar, 2014: 18-19).

Elbow (Dirsek) yönteminin HRP algoritmasına entegre edilmesi ile oluşturulan geliştirilmiş HRP algoritması ile optimal küme sayıları belirlendikten sonra BİST 100

endeksinde işlem gören işletmelerin günlük kapanış verilerinden yararlanarak öncelikle HRP algoritmasında yer alan bağlanım yöntemlerine göre kümelere ayrılmıştır.

Bölgesel bağlanım kriteri için optimal küme sayısı, Elbow (Dirsek) yöntemine göre sekiz olarak belirlenmiştir.



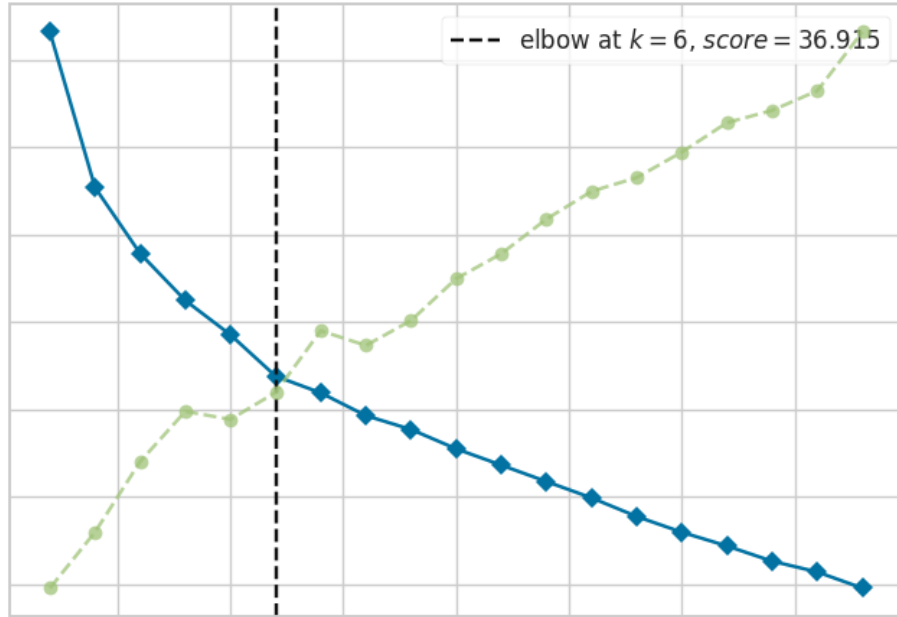
**Şekil 13:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği

Bölgesel bağlanım kriteri için kümeleme sonuçları, Tablo 9’da gösterilmiştir.

**Tablo 9:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları

Küme	İşletme Kodu
Küme 1	AKFGY, BERA, HEKTS, JANTS, NUGYO, PRKAB, SNGYO, TSPOR, TUKAS
Küme 2	AEFES, DOHOL, ENKAI, GUBRF, MGROS, SASA, TKFEN, ULKER, VESTL
Küme 3	DEVA, ECILC, SELEC
Küme 4	ARCLK, ASELS, EREGL, FROTO, KCHOL, KRDM, PETKM, PGSUS, SAHOL, SISE, TAVHL, TCELL, THYAO, TOASO, TTKOM, TUPRS
Küme 5	BIMAS, EGEEN, ERBOS, ISMEN, KARTN, OYAKC
Küme 6	AGHOL, AKSA, AKSEN, ALARK, ALKIM, DOAS, GLYHO, KARSN, LOGO, NTHOL, ODAS, VESBE, YATAS
Küme 7	ALGYO, BAGFS, BUCIM, CEMTS', CIMSA, EKGYO, GOZDE, GSDHO, KORDS, OTKAR, TMSN, TRGYO, TTRAK
Küme 8	IPEKE, KOZAA, KOZAL

Tek bağlanım kriteri için optimal küme sayısı, Elbow (Dirsek) yöntemine göre altı olarak belirlenmiştir.



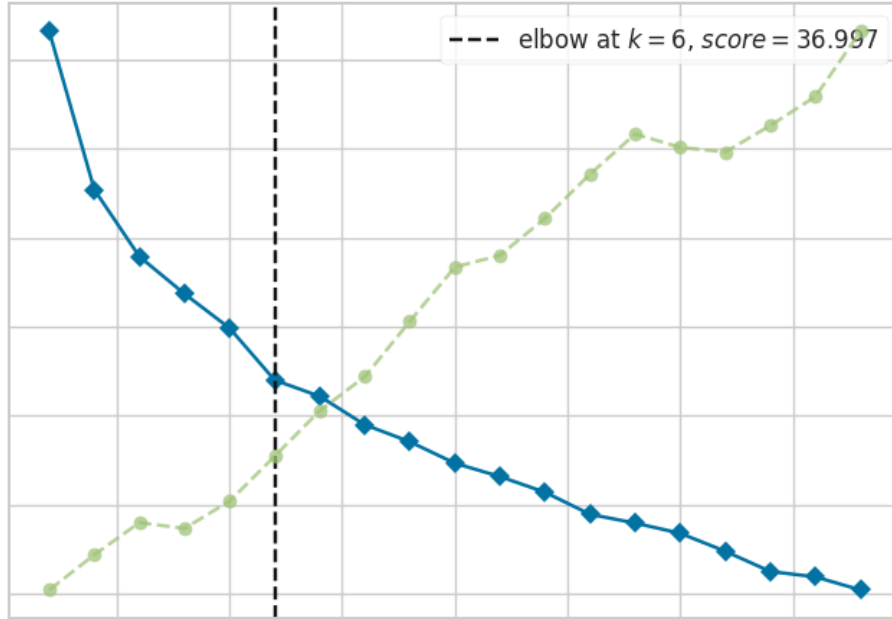
**Şekil 14:** Tek Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği

Tek bağlanım kriteri için kümeleme sonuçları Tablo 10'da gösterilmiştir.

**Tablo 10:** Tek Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları

Küme	İşletme Kodu
Küme 1	BIMAS, ENKAI, OYAKC
Küme 2	AKSA, AKSEN, ALARK, ALGYO, ALKIM, BAGFS, BUCIM, CEMTS, DOAS, EGEEN, ERBOS, GLYHO, GOZDE, GSDHO, GUBRF, ISMEN, JANTS, KARSN, KARTN, LOGO, MGROS, NTHOL, ODAS, OTKAR, SASA, TMSN, TRGYO, TTRAK, ULKER, VESBE, VESTL, YATAS
Küme 3	AEFES, AGHOL, ARCLK, ASELS, CIMSAA, DOHOL, EKGYO, EREGL, FROTO, KCHOL, KORDS, KRDMMD, PETKM, PGSUS, SAHOL, SISE, TAVHL, TCELL, THYAO, TKFEN, TOASO, TTKOM, TUPRS
Küme 4	AKFGY, BERA, NUGYO, PRKAB, SNGYO, TSPOR, TUKAS
Küme 5	DEVA, ECILC, HEKTS, SELEC
Küme 6	IPEKE, KOZAA KOZAL

Tam bağlanım kriteri için optimal küme sayısı, Elbow (Dirsek) yöntemine göre altı olarak belirlenmiştir.



**Şekil 15:** Tam Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği

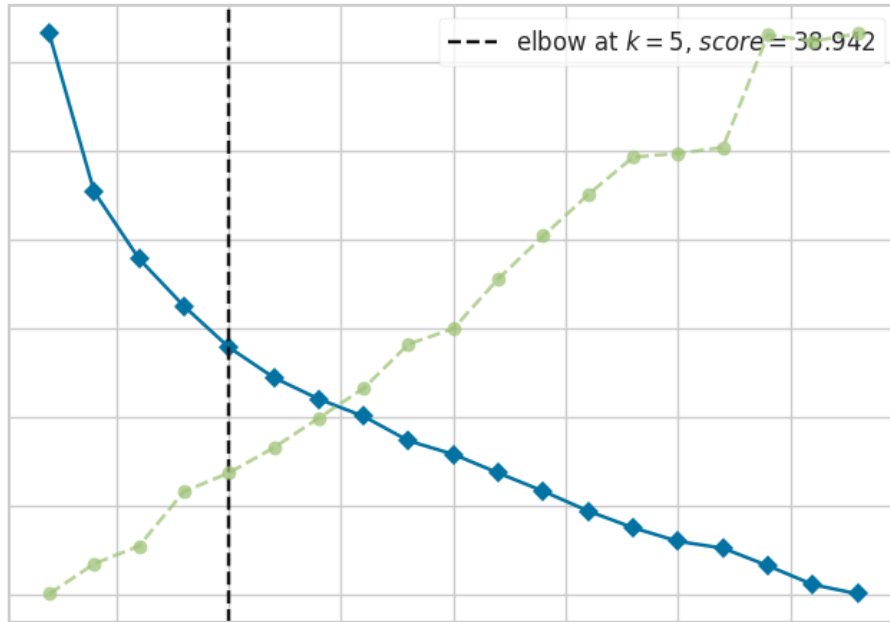
Tam bağlanım kriteri için kümeleme sonuçları Tablo 11’de gösterilmiştir.

**Tablo 11:** Tam Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları

Küme	İşletme Kodu
Küme 1	AKSA, ALKIM, DOAS, EGEEN, ERBOS, GUBRF, ISMEN, JANTS, KARTN, LOGO, NTHOL, OYAKC, SASA, VESBE, VESTL, YATAS
Küme 2	AEFES, BIMAS, ENKAI, EREGL, FROTO, PGSUS, TAVHL, TCELL, TKFEN, TOAS, TUPRS, ULKER
Küme 3	AKFGY, BERA, DEVA, ECILC, HEKTS, NUGYO, PRKAB, SELEC, SNGYO, TSPOR, TUKAS
Küme 4	AKSEN, ALARK, ALGYO, BAGFS, BUCIM, CEMTS, CIMSA, DOHOL, GLYHO, GOZDE, GSDHO, KARSN, KORDS, ODAS, OTKAR, TMSN, TRGYO, TTRAK
Küme 5	IPEKE, KOZAA, KOZAL
Küme 6	AGHOL, ARCLK, ASELS, EKGYO, KCHOL, KRDM, MGROS, PETKM, SAHOL, SISE, THYAO, TTKOM



Ortalama bağlanım kriteri için optimal küme sayısı, Elbow (Dirsek) yöntemine göre beş olarak belirlenmiştir.



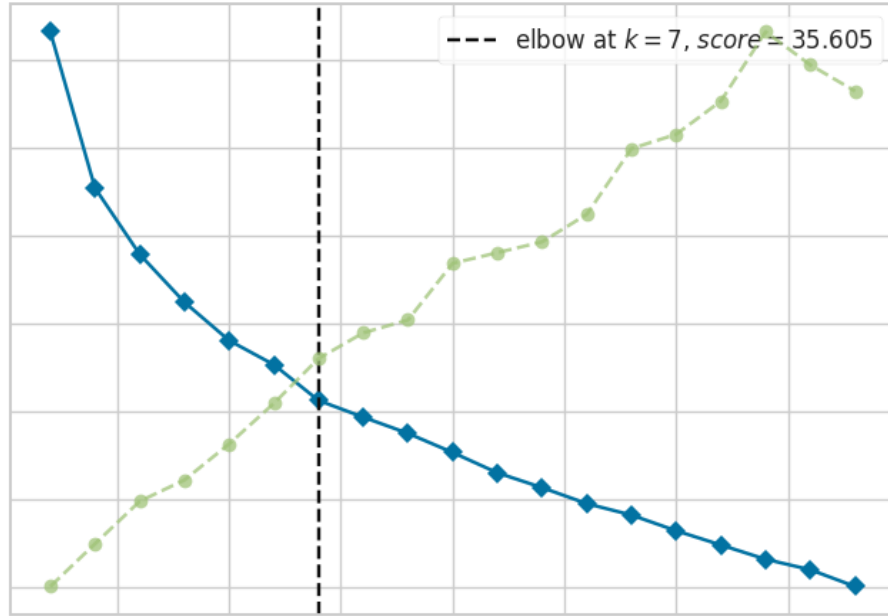
**Şekil 16:** Ortalama Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği

Ortalama bağlanım kriteri için kümeleme sonuçları Tablo 12’de gösterilmiştir.

**Tablo 12:** Ortalama Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları

Küme	İşletme Kodu
Küme 1	AEFES, ALKIM, BAGFS, BIMAS, DEVA, DOAS, ECILC, EGEEN, ENKAI, ERBOS, GUBRF, HEKTS, ISMEN, KARTN, LOGO, NTHOL, OYAKC, ULKER
Küme 2	AGHOL, AKSA, AKSEN, ALARK, ALGYO, BUCIM, CEMTS, CIMSA, DOHOL, EKGYO, GLYHO, GOZDE, GSDHO, KARSN, KORDS, MGROS, ODAS, OTKAR, SASA, TMSN, TRGYO, TTRAK, VESBE, VESTL, YATAS
Küme 3	AKFGY, BERA, JANTS, NUGYO, PRKAB, SELEC, SNGYO, TSPOR, TUKAS
Küme 4	IPEKE, KOZAA, KOZAL
Küme 5	ARCLK, ASELS, EREGL, FROTO, KCHOL, KRDM, PETKM, PGSUS, SAHOL, SISE, TAVHL, TCELL, THYAO, TKFEN, TOASO, TTKOM, TUPRS

Ağırlıklandırılmış bağlanım kriteri için optimal küme sayısı, Elbow (Dirsek) yöntemine göre yedi olarak belirlenmiştir.



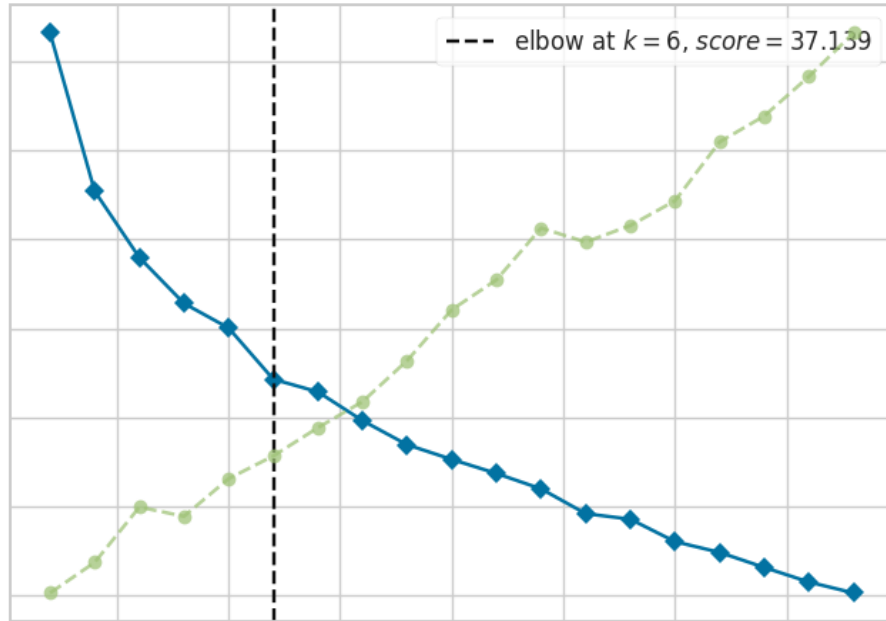
**Şekil 17:** Ağırlıklandırılmış Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği

Ağırlıklandırılmış bağlanım kriteri için kümeleme sonuçları, Tablo 13'te gösterilmiştir.

**Tablo 13:** Ağırlıklandırılmış Bağlanım Kriterine Elbow Yöntemi Grafiği

Küme	İşletme Kodu
Küme 1	AKFGY, NUGYO, SNGYO, TSPOR
Küme 2	AGHOL, AKSA, AKSEN, ALARK, ALGYO, BAGFS, BUCIM, CEMTS, CIMSA, DOAS, GLYHO, GOZDE, GSDHO, GUBRF, KARSN, KORDS, LOGO, NTHOL, ODAS, OTKAR, SASA, TMSN, TRGYO, TTRAK, VESBE, VESTL, YATAS
Küme 3	DEVA, ECILC, SELEC
Küme 4	AEFES, BIMAS, DOHOL, ENKAI, EREGL, FROTO, MGROS, TCELL, TKFEN, TOASO, TUPRS, ULKER
Küme 5	ALKIM, BERA, EGEEN, ERBOS, HEKTS, ISMEN, JANTS, KARTN, OYAKC, PRKAB, TUKAS
Küme 6	IPEKE, KOZAA, KOZAL
Küme 7	ARCLK, ASELS, EKGYO, KCHOL, KRDMMD, PETKM, PGSUS, SAHOL, SISE, TAVHL, THYAO, TTKOM

Merkezi bağlanım kriteri için optimal küme sayısı, Elbow (Dirsek) yöntemine göre altı olarak belirlenmiştir.



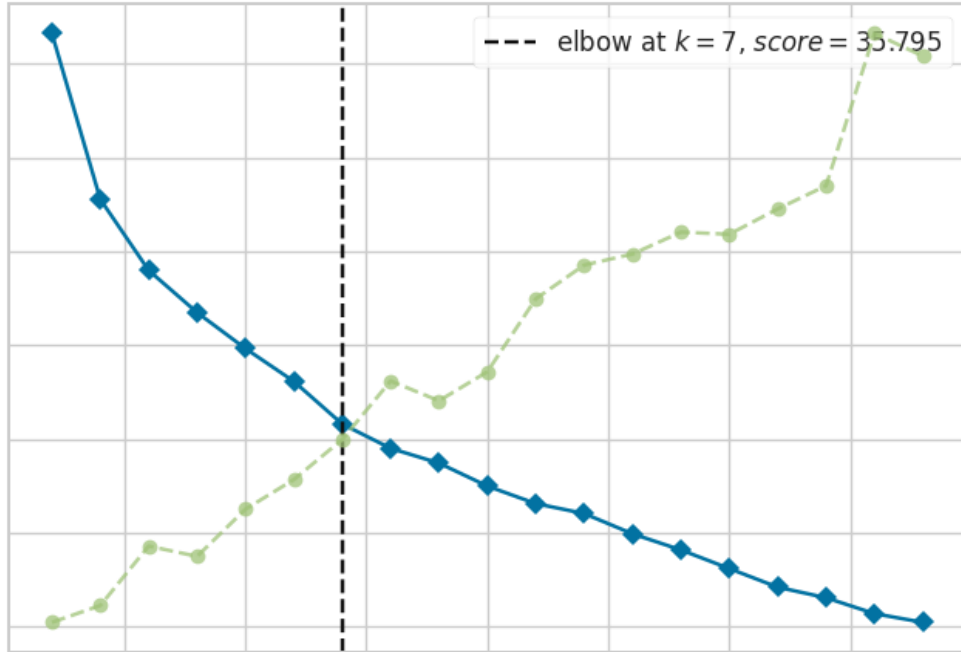
**Şekil 18:** Merkezi Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği

Merkezi bağlanım kriteri için kümeleme sonuçları, Tablo 14’te gösterilmiştir.

**Tablo 14:** Merkezi Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları

Küme	İşletme Kodu
Küme 1	IPEKE, KOZAA, KOZAL
Küme 2	AGHOL, AKSA, AKSEN, ALARK, ALGYO, BAGFS, BUCIM, CEMTS, CIMSA, DOAS, DOHOL, EGEEN, ERBOS, GLYHO, GOZDE, GSDHO, GUBRF, ISMEN, KARSN, KARTN, KORDS, LOGO, MGROS, NTHOL, ODAS, OTKAR, OYAKC, SASA, TMSN, TRGYO, TTRAK, ULKER, VESBE, VESTL, YATAS
Küme 3	AKFGY, BERA, JANTS, NUGYO, PRKAB, SNGYO, TSPOR, TUKAS
Küme 4	ALKIM, DEVA, ECILC, HEKTS, SELEC
Küme 5	AEFES, BIMAS, ENKAI, EREGL, FROTO, TAVHL, TCELL, TKFEN, TOASO, TUPRS
Küme 6	ARCLK, ASELS, EKGYO, KCHOL, KRDMMD, PETKM, PGSUS, SAHOL, SISE, THYAO, TTKOM

Medyan bağlanım kriteri için optimal küme sayısı, Elbow (Dirsek) yöntemine göre sekiz olarak belirlenmiştir.



**Şekil 19:** Medyan Bağlanım Kriterine Göre Elbow Yöntemi Grafiği

Medyan bağlanım kriteri için kümeleme sonuçları, Tablo 15'te gösterilmiştir.

**Tablo 15:** Medyan Bağlanım Kriterine Göre Kümeleme Sonuçları

Küme	İşletme Kodu
Küme 1	IPEKE, KOZAA, KOZAL
Küme 2	EGEEN, ERBOS, ISMEN, KARTN, LOGO, OTKAR, OYAKC, VESBE, VESTL
Küme 3	AGHOL, ARCLK, ASELS, BUCIM, CEMTS, CIMSA, DOHOL, EKGYO, GSDHO, KCHOL, KORDS, KRDM, MGROS, PETKM, SAHOL, SISE, THYAO, TOASO, TRGYO, TTKOM
Küme 4	AKSA, AKSEN, ALARK, ALGYO, ALKIM, BAGFS, DOAS, GLYHO, GOZDE, GUBRF, HEKTS, KARSN, NTHOL, ODAS, SASA, TMSN, TTRAK, YATAS
Küme 5	AEFES, BIMAS, ENKAI, EREGL, FROTO, PGSUS, TAVH, TCELL, TKFEN, TUPRS, ULKER
Küme 6	AKFGY, BERA, JANTS, NUGYO, PRKAB, SNGYO, TSPOR, TUKAS
Küme 7	DEVA, ECILC, SELEC

### 3.4.2.MEREC Yöntemi ile Kriterlerin Ağırlıklandırılması

ÇKKV yöntemlerinde kriterler ağırlıklandırma yöntemleri subjektif, objektif ve yarı objektif yöntemler olmak üzere üç gruba ayrılmaktadır. Subjektif ağırlık belirleme yöntemlerinde kriterlerin önem dereceleri karar vericiler ya da uzman kişiler tarafından belirlenmektedir. Subjektif kriter ağırlık belirleme yöntemlerinde karar vericiler ya da uzman kişiler kriterlerin önem derecelerini geçmiş deneyimlerine göre belirlediğinden dolayı zaman zaman hatalar meydana gelebilmektedir. Özellikle çok sayıda kriterin ve alternatifin söz konusu olduğu durumlarda bu hatalar ile karşı karşıya kalınabilmektedir. Bu durum, subjektif ağırlık belirleme yöntemlerinin en büyük dezavantajı olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu nedenle bu çalışmada, subjektif ağırlıklık belirleme yöntemlerinin dezavantajlarını ortadan kaldırmak amaçlanmış ve farklı sektörlerde faaliyet gösteren çok sayıda alternatifin olması, birden fazla kümenin yer almasından dolayı her kümenin önemli kriterlerinde değişikliklerin meydana gelebileceğini göz önüne alarak objektif ağırlık belirleme yöntemlerinden MEREC yöntemi tercih edilmiştir.

MEREC yöntemi, literatürde yeni bir yöntem olması, daha önce finans alanında az sayıda çalışmada yararlanılmış olması, bu çalışmada değerlendirilen veri setinin yapısına uygun olmasından dolayı tercih edilmiştir. Ayrıca MEREC yönteminin sağlam matematiksel alt yapısının olması, karmaşık hesaplamalar içermemesi, karar vericinin herhangi bir müdahalesini içermeyen objektif ağırlık belirleme yöntemi olması, literatürde yeni bir yöntem olması, WEDBA yöntemi ile az sayıda çalışmada yararlanılmış olması, HRP algoritması ile birlikte kullanılmamış olması dolayısıyla bu çalışmada ağırlık belirleme yöntemi olarak tercih edilmiştir.

Bu çalışmada, yalnızca bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen kümelerden bir tanesinin kriter ağırlık değerleri, detaylı bir şekilde açıklanacak olup bölgesel bağlanım kriterinde yer alan diğer kümeler ile diğer bağlanım kriterlerine göre elde edilen kriter ağırlık değerlerinin belirlenmesi sürecine detaylı bir şekilde değinilmeyecektir.

Bölgesel bağlanım kriterine göre BİST 100 endeksinde yer alan işletmeler, Tablo 12’de de görülebileceği üzere sekiz kümeye ayrılmıştır.

MEREC yönteminin ilk adımı, karar matrisinin oluşturulmasıdır. MEREC yönteminde karar matrisi oluşturulurken alternatiflere ait kriter değerlerinin sıfırdan büyük olması gerekmektedir. Eğer negatif değerler varsa uygun dönüşüm yöntemlerinden yararlanarak pozitif hale getirilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada negatif değerlerin

pozitif hale getirilmesinde Eşitlik (2.12) ve Eşitlik (2.13)'te yer alan Z-skoru standartlaştırma dönüşümünden yararlanılmıştır. Z-skoru standartlaştırma dönüşümü sonrasında birinci kümeye ait karar matrisi Tablo 16'da gösterilmiştir.

**Tablo 16:** Karar Matrisi

	maks	maks	min	maks	min	maks	maks
FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oram	Kaldıraç Oram	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
AKFGY	0,4721	0,2853	2,6825	1,8314	8,2224	2,9491	2,5588
BERA	1,4019	0,6434	2,1135	2,7533	3,3829	3,0081	2,6446
HEKTS	2,2475	1,1736	2,0520	1,5278	2,7369	3,4863	3,6033
JANTS	1,8921	1,0034	1,5367	4,0731	4,6865	3,3349	3,4896
NUGYO	0,8625	0,1234	17,2360	0,2433	3,1406	2,9849	2,2999
PRKAB	1,3270	0,8889	3,7134	8,3536	4,1923	3,1384	2,7974
SNGYO	2,0016	0,5304	5,2425	0,5940	1,8182	2,8832	2,4583
TSPOR	0,1159	0,9722	8,8917	10,1769	5,9083	0,0001	0,0001
TUKAS	1,3275	0,3312	2,6687	1,6184	5,2289	3,2314	3,1539

Eşitlik (2.14) ve Eşitlik (2.15)'ten yararlanarak karar matrisinde yer alan değerler normalize edilmiş ve Tablo 17'de gösterilmiştir.

**Tablo 17:** Normalize Karar Matrisi

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oram	Kaldıraç Oram	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
AKFGY	0,2455	0,4327	0,1556	0,1329	1,0000	0,0000	0,0000
BERA	0,0827	0,1918	0,1226	0,0884	0,4114	0,0000	0,0000
HEKTS	0,0516	0,1052	0,1191	0,1593	0,3329	0,0000	0,0000
JANTS	0,0613	0,1230	0,0892	0,0597	0,5700	0,0000	0,0000
NUGYO	0,1344	1,0000	1,0000	1,0000	0,3820	0,0000	0,0000
PRKAB	0,0873	0,1389	0,2154	0,0291	0,5099	0,0000	0,0000
SNGYO	0,0579	0,2327	0,3042	0,4096	0,2211	0,0000	0,0000
TSPOR	1,0000	0,1270	0,5159	0,0239	0,7186	1,0000	1,0000
TUKAS	0,0873	0,3727	0,1548	0,1503	0,6359	0,0000	0,0000

Karar matrisindeki değerlerin normalize edilmesinden sonra her bir karar alternatifi için Eşitlik (2.16) yardımıyla alternatiflerin toplam performans değerleri hesaplanmış ve Tablo 18'de gösterilmiştir.

**Tablo 18:** Alternatiflerin Toplam Performans Değerleri

FİRMA KODU	$S_i$
AKFGY	1,5720
BERA	1,6705
HEKTS	1,7017
JANTS	1,7102
NUGYO	1,4707
PRKAB	1,6891
SNGYO	1,6216
TSPOR	0,6780
TUKAS	1,6245

Alternatiflerin toplam performans değerleri hesaplandıktan sonra Eşitlik (2.17) yardımıyla alternatiflerin performans değerindeki değişiklikler hesaplanmış ve Tablo 19'da gösterilmiştir.

**Tablo 19:** Alternatiflerin Performans Değerlerindeki Değişiklikler

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
AKFGY	1,5294	1,5468	1,5152	1,5102	1,5720	1,2126	1,2025
BERA	1,6011	1,6251	1,6124	1,6030	1,6463	1,3501	1,3408
HEKTS	1,6214	1,6413	1,6447	1,6527	1,6727	1,3877	1,3729
JANTS	1,6353	1,6546	1,6457	1,6346	1,6956	1,4008	1,3858
NUGYO	1,4026	1,4707	1,4707	1,4707	1,4386	1,0636	1,0578
PRKAB	1,6226	1,6356	1,6477	1,5911	1,6711	1,3741	1,3645
SNGYO	1,5378	1,5796	1,5874	1,5961	1,5781	1,2838	1,2751
TSPOR	0,6780	0,5159	0,6288	0,3623	0,6538	0,6780	0,6780
TUKAS	1,5534	1,5963	1,5706	1,5697	1,6117	1,2834	1,2693

Alternatiflerin toplam performans değerleri ve alternatiflerin performans değerlerindeki değişiklikler hesaplandıktan sonra Eşitlik (2.18) yardımıyla mutlak sapmaların toplamı hesaplanmış ve Tablo 20'de gösterilmiştir.

**Tablo 20:** Mutlak Sapmaların Toplamının Hesaplanması

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
$E(j)$	0,5567	0,4725	0,4150	0,7478	0,1985	2,7043	2,7915

Mutlak sapmaların toplamının hesaplanmasından sonra Eşitlik (2.19) yardımıyla bölgesel bağlanım yöntemine göre birinci küme için kriterlerin ağırlık değerleri hesaplanmış ve Tablo 21’de gösterilmiştir.

**Tablo 21:** Birinci Küme için Kriterlerin Ağırlık Değerleri

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
$w_{küme 1}$	0,0706	0,0599	0,0526	0,0948	0,0252	0,3429	0,3540

Bölgesel bağlanım kriterine göre MEREC yöntemine göre birinci küme için Tablo 21’de yer alan ağırlık değerleri incelendiğinde, birinci küme içerisinde yer alan BİST 100 endesinde işlem gören işletmelerin finansal performansı üzerindeki en etkili kriterin ROA, en az etkili kriterin ise alacak devir hızı olduğu tespit edilmiştir. Bölgesel bağlanım kriterine göre diğer kümeler için ağırlık değerleri Tablo 22’de gösterilmiştir.

**Tablo 22:** Bölgesel Bağlanım Yönteminde Yer Alan Diğer Kümeler için Kriterlerin Ağırlık Değerleri

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
$w_{küme 2}$	0,0335	0,0479	0,0713	0,0465	0,1667	0,1175	0,5166
$w_{küme 3}$	0,0704	0,1380	0,0538	0,2658	0,0275	0,3050	0,1395
$w_{küme 4}$	0,0318	0,0999	0,0720	0,0972	0,0597	0,5541	0,0853
$w_{küme 5}$	0,0406	0,0406	0,1799	0,2411	0,1962	0,1286	0,1732
$w_{küme 6}$	0,0274	0,0355	0,0264	0,0492	0,0276	0,4051	0,4288
$w_{küme 7}$	0,1017	0,2682	0,0859	0,1658	0,2678	0,0441	0,0664
$w_{küme 8}$	0,0177	0,0150	0,1643	0,0099	0,5528	0,0290	0,2113

MEREC yöntemine göre bölgesel bağlanım kriterine ait küme ağırlık değerlerinin yer aldığı Tablo 22 incelendiğinde en etkili ve en az etkili kriterler, küme içerisinde yer



alan işletmelere göre farklılık göstermektedir. En etkili kriterler incelendiğinde ikinci ve altıncı kümeye göre ROA, üçüncü ve dördüncü kümeye göre ROE, beşinci kümeye göre stok devir hızı, yedinci ve sekizinci kümeye göre de alacak devir hızı olduğu tespit edilmiştir. En az etkili kriterler incelendiğinde ikinci ve dördüncü küme için cari oran, üçüncü küme için alacak devir hızı, beşinci küme için cari oran ve likidite oranı, altıncı küme için kaldıraç oranı, yedinci küme için ROE ve sekizinci küme için stok devir hızı olduğu tespit edilmiştir.

MEREC yöntemine göre elde edilen küme ağırlık değerleri tek bağlanım kriterine göre Ek 1’de, tam bağlanım kriterine göre Ek 2’de, ortalama bağlanım kriterine göre Ek 3’te, ağırlıklandırılmış bağlanım kriterine göre Ek 4’te, merkezi bağlanım kriterine göre Ek 5’te ve medyan bağlanım yöntemine göre Ek 6’da gösterilmiştir.

### **3.4.3. WEDBA Yöntemi ile Alternatiflerin Değerlendirilmesi**

Bu çalışmada HRP algoritmasında yer alan bağlanım yöntemlerine göre elde edilen kümelerde yer alan işletmelerin finansal performanslarının değerlendirilmesi için WEDBA yönteminden yararlanılmıştır. WEDBA yöntemi literatürde nispeten eski bir yöntem olmasına rağmen karar verme süreçlerinde yaygın bir şekilde kullanılmamış olması, MEREC yöntemi ile birlikte az sayıda çalışmada kullanılmış olması, daha önce finans alanında az sayıda çalışmada yararlanılmış olması, HRP algoritması ile birlikte kullanılmamış olması ve bu çalışmada değerlendirilen veri setinin yapısına uygun olmasından dolayı tercih edilmiştir.

Bu kısımda yalnızca bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen kümelerden birinci kümeye ilişkin değerlendirme detaylı bir şekilde açıklanacak olup bölgesel bağlanım kriterinde yer alan diğer kümelerin sıralama sonuçları verilecektir.

MEREC yöntemine göre elde edilen küme ağırlık değerleri tek bağlanım kriterine göre Ek 1’de, tam bağlanım kriterine göre Ek 2’de, ortalama bağlanım kriterine göre Ek 3’te, ağırlıklandırılmış bağlanım kriterine göre Ek 4’te, merkezi bağlanım kriterine göre Ek 5’te ve medyan bağlanım yöntemine göre Ek 6’da gösterilmiştir.

WEDBA yönteminin ilk adımı, diğer tüm ÇKKV yöntemlerinde olduğu gibi karar matrisinin belirlenmesidir. WEDBA yönteminde karar matrisi, Eşitlik (2.11) yardımıyla oluşturulmuş ve Tablo 16’da gösterilmiştir.

Karar matrisi oluşturulduktan sonra normalize karar matrisinin oluşturulması gerekmektedir. Normalize karar matrisinin oluşturulması sürecinde faydalı kriterler için

Eşitlik (2.20), faydasız kriterler Eşitlik (2.21) kullanılmış ve elde edilen normalize değerler, Tablo 23'te gösterilmiştir.

**Tablo 23:** Normalize Karar Matrisi

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oran	Kaldıraç Oran	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
AKFGY	0,2100	0,2431	0,5729	0,1800	0,2211	0,8459	0,7101
BERA	0,6238	0,5483	0,7271	0,2705	0,5375	0,8628	0,7339
HEKTS	1,0000	1,0000	0,7489	0,1501	0,6643	1,0000	1,0000
JANTS	0,8419	0,8550	1,0000	0,4002	0,3880	0,9566	0,9685
NUGYO	0,3838	0,1052	0,0892	0,0239	0,5789	0,8562	0,6383
PRKAB	0,5904	0,7574	0,4138	0,8208	0,4337	0,9002	0,7763
SNGYO	0,8906	0,4520	0,2931	0,0584	1,0000	0,8270	0,6822
TSPOR	0,0516	0,8284	0,1728	1,0000	0,3077	0,0000	0,0000
TUKAS	0,5906	0,2822	0,5758	0,1590	0,3477	0,9269	0,8753

Normalize karar matrisi oluşturulduktan sonra Eşitlik (2.22) yardımıyla normalize karar matrisi standardize edilmiş ve Tablo 24'te gösterilmiştir.

**Tablo 24:** Normalize Karar Matrisinin Standardize Edilmesi

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oran	Kaldıraç Oran	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
AKFGY	-1,2285	-1,0830	0,2240	-0,4939	-1,2515	0,1695	0,0026
BERA	0,1609	-0,0515	0,7772	-0,2149	0,1801	0,2285	0,0884
HEKTS	1,4244	1,4754	0,8554	-0,5858	0,7543	0,7067	1,0471
JANTS	0,8933	0,9852	1,7560	0,1845	-0,4964	0,5553	0,9334
NUGYO	-0,6451	-1,5491	-1,5108	-0,9745	0,3678	0,2053	-0,2563
PRKAB	0,0490	0,6554	-0,3464	1,4798	-0,2895	0,3588	0,2412
SNGYO	1,0570	-0,3770	-0,7793	-0,8684	2,2733	0,1036	-0,0979
TSPOR	-1,7606	0,8953	-1,2107	2,0316	-0,8595	-2,7795	-2,5561
TUKAS	0,0497	-0,9508	0,2347	-0,5584	-0,6786	0,4518	0,5977

Normalize karar matrisinin standardize edilmesinden sonra Eşitlik (2.25) yardımıyla ideal ve Eşitlik (2.26) yardımıyla anti ideal değerler belirlenmiş ve Tablo 25'te gösterilmiştir.

**Tablo 25:** İdeal ve Anti İdeal Değerler

	<b>Cari Oran</b>	<b>Likidite Oranı</b>	<b>Kaldıraç Oranı</b>	<b>Stok Devir Hızı</b>	<b>Alacak Devir Hızı</b>	<b>ROE</b>	<b>ROA</b>
İDEAL	1,4244	1,4754	1,7560	2,0316	2,2733	0,7067	1,0471
ANTI İDEAL	-1,7606	-1,5491	-1,5108	-0,9745	-1,2515	-2,7795	-2,5561

İdeal çözüm değerlerine olan öklid uzaklık değerleri MEREK yöntemi ile her küme için ayrı ayrı hesaplanan ağırlık değerlerinden yararlanarak Eşitlik (2.27) yardımıyla hesaplanmış ve Tablo 26'da gösterilmiştir.

**Tablo 26:** İdeal Çözüm Değerlere Olan Öklid Uzaklıklar

<b>FİRMA KODU</b>	<b>Cari Oran</b>	<b>Likidite Oranı</b>	<b>Kaldıraç Oranı</b>	<b>Stok Devir Hızı</b>	<b>Alacak Devir Hızı</b>	<b>ROE</b>	<b>ROA</b>	<b>WED+</b>
AKFGY	0,0351	0,0235	0,0065	0,0573	0,0079	0,0339	0,1367	0,5485
BERA	0,0080	0,0084	0,0027	0,0454	0,0028	0,0269	0,1152	0,4574
HEKTS	0,0000	0,0000	0,0022	0,0616	0,0015	0,0000	0,0000	0,2555
JANTS	0,0014	0,0009	0,0000	0,0307	0,0049	0,0027	0,0016	0,2052
NUGYO	0,0213	0,0328	0,0295	0,0812	0,0023	0,0296	0,2129	0,6401
PRKAB	0,0094	0,0024	0,0122	0,0027	0,0042	0,0142	0,0814	0,3558
SNGYO	0,0007	0,0123	0,0178	0,0756	0,0000	0,0428	0,1643	0,5599
TSPOR	0,0506	0,0012	0,0244	0,0000	0,0062	1,4291	1,6267	1,7715
TUKAS	0,0094	0,0211	0,0064	0,0603	0,0055	0,0076	0,0253	0,3684

Anti ideal çözüm değerlerine olan öklid uzaklık değerleri MEREK yöntemi ile her küme için ayrı ayrı hesaplanan ağırlık değerlerinden yararlanarak Eşitlik (2.28) yardımıyla hesaplanmış ve Tablo 27'de gösterilmiştir.

**Tablo 27:** Anti İdeal Çözüm Değerlere Olan Öklid Uzaklıklar

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA	WED-
AKFGY	0,0014	0,0008	0,0083	0,0021	0,0000	1,0226	0,8203	1,3622
BERA	0,0184	0,0081	0,0145	0,0052	0,0013	1,0639	0,8762	1,4098
HEKTS	0,0506	0,0328	0,0155	0,0014	0,0025	1,4291	1,6267	1,7773
JANTS	0,0351	0,0231	0,0295	0,0121	0,0004	1,3076	1,5257	1,7127
NUGYO	0,0062	0,0000	0,0000	0,0000	0,0017	1,0476	0,6627	1,3108
PRKAB	0,0163	0,0174	0,0038	0,0542	0,0006	1,1581	0,9804	1,4936
SNGYO	0,0396	0,0049	0,0015	0,0001	0,0079	0,9774	0,7571	1,3373
TSPOR	0,0000	0,0214	0,0002	0,0812	0,0001	0,0000	0,0000	0,3210
TUKAS	0,0163	0,0013	0,0084	0,0016	0,0002	1,2278	1,2462	1,5817

WEDBA yönteminin son aşamasında ise bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen birinci kümede yer alan alternatiflere ait indeks skorları (*IS*) Eşitlik (2.29) yardımıyla hesaplanmış ve Tablo 28’de gösterilmiştir.

**Tablo 28:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Birinci Kümeye ait *IS* Değerleri

FİRMA KODU	<i>IS</i>
AKFGY	0,7129
BERA	0,7550
HEKTS	0,8743
JANTS	0,8930
NUGYO	0,6719
PRKAB	0,8076
SNGYO	0,7049
TSPOR	0,1534
TUKAS	0,8111

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen birinci küme sonuçları incelendiğinde en yüksek *IS* değerine sahip olan JANTS ilk sırada yer alırken en düşük *IS* değerine sahip olan TSPOR son sırada yer almıştır.

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen ikinci kümeye ait *IS* değerleri hesaplanmış olup Tablo 29’da gösterilmiştir.

**Tablo 29:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre İkinci Kümeye ait *IS* Değerleri

<b>FİRMA KODU</b>	<b><i>IS</i></b>
AEFES	0,2385
DOHOL	0,5435
ENKAI	0,5947
GUBRF	0,1998
MGROS	0,0531
SASA	0,8871
TKFEN	0,6626
ULKER	0,5656
VESTL	0,3671

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen ikinci küme sonuçları incelendiğinde en yüksek *IS* değerine sahip olan SASA ilk sırada yer alırken en düşük *IS* değerine sahip olan MGROS son sırada yer almıştır.

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen üçüncü kümeye ait *IS* değerleri hesaplanmış olup Tablo 30'da gösterilmiştir.

**Tablo 30:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Üçüncü Kümeye ait *IS* Değerleri

<b>FİRMA KODU</b>	<b><i>IS</i></b>
DEVA	0,5052
ECILC	0,3428
SELEC	0,7121

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen üçüncü küme sonuçları incelendiğinde en yüksek *IS* değerine sahip olan SELEC ilk sırada yer alırken ikinci sırada DEVA ve en düşük *IS* değerine sahip olan ECILC son sırada yer almıştır.

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen dördüncü kümeye ait *IS* değerleri hesaplanmış olup Tablo 31'de gösterilmiştir.

**Tablo 31:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Dördüncü Kümeye ait *IS* Değerleri

<b>FİRMA KODU</b>	<b><i>IS</i></b>	<b>FİRMA KODU</b>	<b><i>IS</i></b>
ARCLK	0,4859	SAHOL	0,2804
ASELS	0,8479	SISE	0,4861
EREGL	0,5618	TAVHL	0,5651
FROTO	0,7814	TCELL	0,4314
KCHOL	0,5031	THYAO	0,0724
KRDMD	0,2667	TOASO	0,6482
PETKM	0,6403	TTKOM	0,2691
PGSUS	0,3411	TUPRS	0,6084

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen dördüncü küme sonuçları incelendiğinde en yüksek *IS* değerine sahip olan ASELS ilk sırada yer alırken en düşük *IS* değerine sahip olan THYAO son sırada yer almıştır.

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen beşinci kümeye ait *IS* değerleri hesaplanmış olup Tablo 32’de gösterilmiştir.

**Tablo 32:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Beşinci Kümeye ait *IS* Değerleri

<b>FİRMA KODU</b>	<b><i>IS</i></b>
BIMAS	0,3165
EGEEN	0,7561
ERBOS	0,4681
ISMEN	0,2312
KARTN	0,5775
OYAKC	0,5499

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen beşinci küme sonuçları incelendiğinde en yüksek *IS* değerine sahip olan EGEEN ilk sırada yer alırken en düşük *IS* değerine sahip olan ISMEN son sırada yer almıştır.

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen altıncı kümeye ait *IS* değerleri hesaplanmış olup Tablo 33’te gösterilmiştir.

**Tablo 33:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Altıncı Kümeye İat *IS* Değerleri

<b>FİRMA KODU</b>	<b><i>IS</i></b>
AGHOL	0,0805
AKSA	0,4337
AKSEN	0,2097
ALARK	0,2971
ALKIM	0,8220
DOAS	0,4019
GLYHO	0,0158
KARSN	0,1101
LOGO	0,8662
NTHOL	0,2680
ODAS	0,1075
VESBE	0,8233
YATAS	0,6150

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen altıncı küme sonuçları incelendiğinde en yüksek *IS* değerine sahip olan LOGO ilk sırada yer alırken en düşük *IS* değerine sahip olan GLYHO son sırada yer almıştır.

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen yedinci küme ait *IS* değerleri hesaplanmış olup Tablo 34'te gösterilmiştir.

**Tablo 34:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Yedinci Kümeye ait *IS* Değerleri

<b>FİRMA KODU</b>	<b><i>IS</i></b>
ALGYO	0,5613
BAGFS	0,0634
BUCIM	0,1383
CEMTS	0,1201
CIMSA	0,1263
EKGYO	0,1505
GOZDE	0,1307
GSDHO	0,5401
KORDS	0,0955
OTKAR	0,1147
TMSN	0,1497
TRGYO	0,1260
TTRAK	0,1134

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen yedinci küme sonuçları incelendiğinde en yüksek *IS* değerine sahip olan ALGYO ilk sırada yer alırken en düşük *IS* değerlerine sahip olan BAGFS son sırada yer almıştır.

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen sekizinci kümeye ait *IS* değerleri hesaplanmış olup Tablo 35’de gösterilmiştir.

**Tablo 35:** Bölgesel Bağlanım Kriterine Göre Sekizinci Kümeye ait *IS* Değerleri

<b>FİRMA KODU</b>	<b><i>IS</i></b>
IPEKE	0,6513
KOZAL	0,3487
KOZAA	0,7079

Bölgesel bağlanım kriterine göre elde edilen sekizinci küme sonuçları incelendiğinde en yüksek *IS* değerine sahip olan KOZAA ilk sırada yer alırken ikinci sırada IPEKE ve en düşük *IS* değerine sahip olan KOZAL son sırada yer almıştır.

WEDBA yöntemine göre elde edilen *IS* değerleri tek bağlanım kriterine göre Ek 7’de, tam bağlanım kriterine göre Ek 8’de, ortalama bağlanım kriterine göre Ek 9’da, ağırlıklandırılmış bağlanım kriterine göre Ek 10’da, merkezi bağlanım kriterine göre Ek 11’de ve medyan bağlanım yöntemine göre Ek 12’de gösterilmiştir.



HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterleri ile elde edilen her bir küme WEDBA yöntemi ile değerlendirilmiştir. HRP-ÇKKV yaklaşımında Sharpe oranının değerlendirilebilmesi için tüm bağlanım kriterinde yer alan kümelerin indeks skorları normalize edilerek HRP-ÇKKV yaklaşımı için nihai ağırlık değerleri elde edilmiştir. Örneğin bölgesel bağlanım kriteri için birinci küme için Tablo 28, ikinci küme için Tablo 29, üçüncü küme için Tablo 30, dördüncü küme için Tablo 31, beşinci küme için Tablo 32, altıncı küme için Tablo 33, yedinci küme için Tablo 34, sekizinci küme için Tablo 35'te yer alan *IS* değerlerinin tamamı toplanmış ve işletme sayısına bölünerek nihai ağırlık değerleri hesaplanmıştır. Tüm bağlanım kriterine ait ağırlık değerleri hesaplanarak Tablo 36'da gösterilmiştir.

**Tablo 36:** HRP-ÇKKV Yaklaşımına Göre Yatırım Ağırlıkları

	<b>Bölgesel</b>	<b>Tek</b>	<b>Tam</b>	<b>Ortalama</b>	<b>Ağırlıklandırılmış</b>	<b>Merkezi</b>	<b>Medyan</b>
AEFES	0,0075	0,0019	0,0028	0,0102	0,0083	0,0053	0,0027
AGHOL	0,0025	0,0020	0,0041	0,0024	0,0020	0,0014	0,0031
AKFGY	0,0223	0,0367	0,0228	0,0026	0,0260	0,0293	0,0227
AKSA	0,0136	0,0083	0,0066	0,0071	0,0091	0,0069	0,0098
AKSEN	0,0066	0,0046	0,0054	0,0076	0,0049	0,0038	0,0059
ALARK	0,0093	0,0060	0,0069	0,0036	0,0064	0,0050	0,0068
ALGYO	0,0176	0,0251	0,0220	0,0219	0,0221	0,0209	0,0225
ALKIM	0,0257	0,0154	0,0136	0,0060	0,0132	0,0234	0,0150
ARCLK	0,0152	0,0032	0,0164	0,0062	0,0150	0,0179	0,0134
ASELS	0,0266	0,0057	0,0261	0,0090	0,0245	0,0293	0,0220
BAGFS	0,0020	0,0049	0,0059	0,0021	0,0055	0,0041	0,0052
BERA	0,0236	0,0392	0,0240	0,0109	0,0094	0,0311	0,0240
BIMAS	0,0099	0,0264	0,0202	0,0057	0,0268	0,0113	0,0194
BUCIM	0,0043	0,0102	0,0115	0,0087	0,0108	0,0085	0,0171
CEMTS	0,0038	0,0134	0,0148	0,0110	0,0141	0,0112	0,0217
CIMSA	0,0040	0,0039	0,0101	0,0057	0,0095	0,0073	0,0149
DEVA	0,0158	0,0192	0,0266	0,0092	0,0169	0,0178	0,0155
DOAS	0,0126	0,0080	0,0042	0,0287	0,0085	0,0066	0,0087
DOHOL	0,0170	0,0052	0,0090	0,0023	0,0196	0,0063	0,0133
ECILC	0,0107	0,0133	0,0261	0,0101	0,0115	0,0128	0,0105
EGEEN	0,0236	0,0263	0,0278	0,0057	0,0231	0,0219	0,0181
EKGYO	0,0047	0,0035	0,0184	0,0243	0,0166	0,0198	0,0152
ENKAI	0,0186	0,0330	0,0142	0,0072	0,0217	0,0130	0,0140
ERBOS	0,0147	0,0138	0,0113	0,0121	0,0128	0,0115	0,0115
EREGL	0,0176	0,0043	0,0183	0,0156	0,0258	0,0121	0,0178
FROTO	0,0245	0,0073	0,0215	0,0105	0,0266	0,0136	0,0205

**Tablo 36:** Devami...

GLYHO	0,0005	0,0013	0,0013	0,0094	0,0014	0,0011	0,0034
GOZDE	0,0041	0,0126	0,0138	0,0109	0,0130	0,0105	0,0121
GSDHO	0,0169	0,0174	0,0165	0,0016	0,0169	0,0144	0,0186
GUBRF	0,0063	0,0020	0,0014	0,0145	0,0022	0,0017	0,0030
HEKTS	0,0274	0,0296	0,0281	0,0190	0,0155	0,0251	0,0165
IPEKE	0,0204	0,0311	0,0208	0,0038	0,0218	0,0259	0,0200
ISMEN	0,0072	0,0131	0,0040	0,0093	0,0083	0,0110	0,0096
JANTS	0,0280	0,0137	0,0116	0,0039	0,0126	0,0359	0,0278
KARSN	0,0034	0,0034	0,0034	0,0051	0,0033	0,0028	0,0061
KARTN	0,0181	0,0113	0,0113	0,0149	0,0120	0,0095	0,0094
KCHOL	0,0158	0,0038	0,0159	0,0153	0,0156	0,0186	0,0132
KORDS	0,0030	0,0032	0,0089	0,0061	0,0083	0,0064	0,0133
KOZAA	0,0222	0,0339	0,0227	0,0112	0,0238	0,0282	0,0218
KOZAL	0,0109	0,0167	0,0111	0,0158	0,0117	0,0139	0,0107
KRDMD	0,0084	0,0020	0,0102	0,0181	0,0084	0,0101	0,0083
LOGO	0,0271	0,0161	0,0131	0,0080	0,0171	0,0134	0,0156
MGROS	0,0017	0,0031	0,0058	0,0137	0,0015	0,0026	0,0053
NTHOL	0,0084	0,0057	0,0049	0,0277	0,0063	0,0048	0,0085
NUGYO	0,0210	0,0345	0,0216	0,0293	0,0246	0,0277	0,0214
ODAS	0,0034	0,0023	0,0043	0,0340	0,0043	0,0019	0,0088
OTKAR	0,0036	0,0132	0,0139	0,0261	0,0130	0,0110	0,0105
OYAKC	0,0172	0,0182	0,0098	0,0313	0,0149	0,0092	0,0147
PETKM	0,0201	0,0053	0,0229	0,0334	0,0194	0,0232	0,0194
PGSUS	0,0107	0,0438	0,0131	0,0274	0,0138	0,0163	0,0125
PRKAB	0,0253	0,0424	0,0254	0,0056	0,0079	0,0333	0,0258
SAHOL	0,0088	0,0034	0,0090	0,0312	0,0090	0,0107	0,0076
SASA	0,0278	0,0132	0,0115	0,0244	0,0138	0,0110	0,0137

**Tablo 36:** Devami...

SELEC	0,0223	0,0256	0,0270	0,0131	0,0239	0,0213	0,0219
SISE	0,0152	0,0033	0,0168	0,0266	0,0150	0,0179	0,0138
SNGYO	0,0221	0,0365	0,0226	0,0149	0,0262	0,0290	0,0224
TAVHL	0,0177	0,0140	0,0167	0,0222	0,0182	0,0190	0,0158
TCELL	0,0135	0,0250	0,0164	0,0205	0,0213	0,0300	0,0158
THYAO	0,0023	0,0116	0,0099	0,0195	0,0032	0,0038	0,0074
TKFEN	0,0208	0,0048	0,0190	0,0123	0,0240	0,0139	0,0181
TMSN	0,0047	0,0054	0,0058	0,0110	0,0056	0,0045	0,0070
TOASO	0,0203	0,0063	0,0197	0,0178	0,0256	0,0137	0,0188
TRGYO	0,0039	0,0094	0,0108	0,0197	0,0102	0,0078	0,0161
TSPOR	0,0048	0,0082	0,0039	0,0047	0,0079	0,0064	0,0049
TTKOM	0,0084	0,0107	0,0108	0,0161	0,0089	0,0105	0,0081
TTRAK	0,0036	0,0139	0,0148	0,0158	0,0139	0,0116	0,0138
TUKAS	0,0254	0,0403	0,0259	0,0205	0,0086	0,0330	0,0255
TUPRS	0,0191	0,0050	0,0163	0,0080	0,0209	0,0095	0,0154
ULKER	0,0177	0,0082	0,0144	0,0178	0,0205	0,0068	0,0140
VESBE	0,0258	0,0164	0,0110	0,0174	0,0159	0,0136	0,0121
VESTL	0,0115	0,0067	0,0035	0,0098	0,0069	0,0056	0,0083
YATAS	0,0193	0,0117	0,0077	0,0147	0,0121	0,0098	0,0118

HRP-ÇKKV yaklaşımında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföy sonuçları Tablo 37’de gösterilmiştir.

**Tablo 37: HRP-ÇKKV Yaklaşımı Portföy Sonuçları**

	Ortalama Getiri	Maksimum Getiri	Minimum Getiri	Aralık	Standart Sapma	Çarpıklık	Basıklık	Sharpe Oranı
Tek	0,001752	0,067922	-0,106825	0,174746	0,015754	-1,574484	7,912521	%11,12
Tam	0,001654	0,070020	-103507	0,173527	0,015485	-1,513177	7,551657	%10,68
Ortalama	0,001602	0,067084	-109381	0,176465	0,015970	-1,516512	7,653730	%10,03
Merkezi	0,001682	0,068849	-0,103575	0,172424	0,015659	-1,531529	7,662994	%10,47
Medyan	0,001650	0,068843	-0,103370	0,172213	0,015610	-1,579865	7,985782	%10,57
Ağırlıklandırılmış	0,001565	0,066707	-0,102828	0,169534	0,015265	-1,553718	7,988663	%10,25
Bölgesel	0,001728	0,070793	-0,102738	0,173531	0,015478	-1,544393	7,992812	%11,17
ÇKKV	0,001630	0,068443	-0,103784	0,172228	0,015673	-1,609712	8,070063	%10,40

Tablo 37’de yer alan BİST 100 endeksinden yararlanarak HRP-ÇKKV yaklaşımı ile oluşturulan portföy sonuçları yer almaktadır. Tablo 37’de yer alan sonuçlar incelendiğinde tek ve bölgesel bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföylerin hem ortalama getiri hem de Sharpe oranı açısından en iyi performansı gösterdiği anlaşılmaktadır. Söz konusu sonuçlar standart sapma açısından karşılaştırıldığından en yüksek riske ortalama bağlanım kriteri ve en düşük riske ağırlıklandırılmış bağlanım kriteri ile oluşturulan portföylerin sahip olduğu anlaşılmaktadır. Çarpıklık değerlerine bakıldığında tüm bağlanım kriterlerinin getiri dağılımının standart normal dağılıma göre sola çarpık bir dağılım özelliği gösterdiği anlaşılmaktadır. Basıklık değerlerine bakıldığında en yüksek değerlere tek ve bölgesel bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföyler, en düşük değerlere ise tam ve ortalama kriterleri ile oluşturulan portföylerin sahip olduğu anlaşılmaktadır. Bu sonuçtan hareketle tam ve ortalama bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföylerinde ekstrem fiyat hareketlerinin gerçekleşme olasılığının diğer bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföylere göre daha yüksek olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. Son olarak ÇKKV yöntemlerinden MEREC ve WEDBA yöntemleri ile

portföy optimizasyonu gerçekleştirilmiştir. Tablo 37’de yer alan sonuçlar incelendiğinde ise HRP-ÇKKV yaklaşımı ile oluşturulan portföylerin ÇKKV yöntemleri ile oluşturulan portföylere göre daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

## SONUÇ VE ÖNERİLER

Tasarruflarından daha fazla gelir elde etmek isteyen bireysel veya kurumsal yatırımcılar için en zor karar yatırım yapmak için hangi menkul kıymetin seçileceğidir. Bu kararın çözümü için 1952 yılında Harry Markowitz tarafından Ortalama Varyans Modeli önerilmiştir. Çeşitlendirme temeline dayanan Ortalama Varyans Modeli, belirli bir risk düzeyinde portföyün beklenen getirisini maksimize etmeye yardımcı olmak amacıyla en iyi varlık kombinasyonunun ne olduğunu yatırımcılara göstermeyi amaçlamaktadır. Bu amaçla Ortalama Varyans Modeli ile ilgili olarak 1952 yılından itibaren günümüze kadar çok sayıda araştırmacı tarafından araştırmalar yapılmış ve eleştirilerde bulunulmuştur. Ortalama Varyans Modeli'ne yapılan en önemli eleştiri ise az sayıda varlıktan oluşan optimal portföyler oluşturmasıdır. Bu durum, temelinde çeşitlendirme yatan ancak çeşitlendirmeye çözüm bulamaması nedeniyle konsantrasyon probleminin neden olmuştur.

Konsantrasyon probleminin çözümü amacıyla literatürde araştırmacılar tarafından çok sayıda model geliştirilmiştir. Geliştirilen bu modeller kısmen bahsi geçen soruna çözüm bulmuş olsa da günümüzde teknolojinin gelişmesine bağlı olarak artan verilerin işlenmesi bakımından yetersiz kalmış ve yapay zekâ temelli yöntemler önerilmiştir. Önerilen bu yöntemlerden bir tanesi de çizge teorisi ve makine öğrenmesi temeline dayanan Hiyerarşik Risk Paritesi (HRP) algoritmasıdır. HRP algoritması, konsantrasyon problemini çözmesine rağmen Markowitz'in Ortalama Varyans Modeli'ne göre üstün geldiği durumlar sınırlıdır. Bu nedenle bu çalışmada, ÇKKV yöntemleri ile HRP algoritması geliştirilmeye çalışılarak bireysel ve kurumsal yatırımcılara yatırım alternatifleri için önerilerde bulunulmaya çalışılmıştır.

Bu çalışmada, makine öğrenmesi temelli HRP ve HRP-ÇKKV yöntemlerinden MEREC ve WEDBA yöntemi ile gerçek piyasa verilerinden yararlanarak hibrit bir portföy optimizasyonu gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda çalışmanın birinci bölümünde portföy ile ilgili temel kavramlara, portföy çeşitlerine, portföy teorilerine ve portföy performans değerlendirme yöntemleri ile ilgili bilgilere yer verilmiştir. Çalışmanın ikinci bölümünde bu çalışmada kullanılan metodoloji ile ilgili bilgilere yer verilmiştir. Bu kapsamda bu bölümde kümeleme analizi, kümeleme analizde kullanılan yöntemlere, HRP algoritmasına, karar verme süreci ve modelleri ile ÇKKV yöntemlerinden MEREC ve WEDBA yöntemlerine yer verilmiştir. Çalışmanın üçüncü bölümünde ise BİST 100

endeksinde yer alan işletmelerin 2018-2022 yılları arasındaki günlük kapanış verilerinden yararlanarak hibrit bir portföy optimizasyonu gerçekleştirilmiştir.

Çalışmanın ampirik uygulaması iki aşamadan meydana gelmiştir. İlk aşamada HRP algoritması ile ilgili analizler gerçekleştirilmiştir. Bu aşamada, HRP algoritmasında yer alan bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan bağlanım kriterlerine göre oluşturulan portföylere ait ağırlık değerleri belirlenmiştir.

Çalışmanın ikinci aşamasında, HRP algoritmasının zincirleme ve optimal küme sayısının belirlenmesi sorununa çözüm bulabilmek amacıyla algoritmaya Elbow (Dirsek) yöntemi entegre edilerek HRP algoritması geliştirilmiştir. Geliştirilmiş HRP algoritması ile bağlanım kriterlerinden (bölgesel, tek, tam, ortalama, ağırlıklandırılmış, merkezi ve medyan) yararlanarak kümeleme analizi gerçekleştirilmiştir. Kümeleme işlemi sonrasında, BİST 100 endeksinde yer alan işletmeler bölgesel bağlanım kriterine göre sekiz kümeye, tek bağlanım kriterine göre altı kümeye, tam bağlanım kriterine göre altı kümeye, ortalama bağlanım kriterine göre beş kümeye, ağırlıklandırılmış bağlanım kriterine göre yedi kümeye, merkezi bağlanım kriterine göre altı kümeye ve medyan bağlanım kriterine göre yedi kümeye ayrılmıştır. HRP algoritması ile kümeleme işlemi gerçekleştirildikten sonra her bir bağlanım kriteri ile elde edilen kümeler, nitel ve nicel verilerin performanslarının değerlendirilmesinde yaygın bir şekilde kullanılan ÇKKV yöntemlerinden MEREC ve WEDBA yöntemleri ile analizler gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda, alternatiflerin değerlendirilmesi için cari oran, likidite oranı, kaldıraç oranı, stok devir hızı, alacak devir hızı, özkaynak karlılığı, aktif karlılık kriterlerinden yararlanılmıştır. Kriterlerin ağırlıklarının belirlenmesinde objektif kriter ağırlık belirleme yöntemi olan MEREC yönteminden yararlanılmıştır. Kriter ağırlıklarının belirlenmesinden sonra ise alternatiflerin değerlendirilmesinde WEDBA yönteminden yararlanılmıştır. Son olarak, WEDBA yöntemi ile elde edilen indeks skorları her bir bağlanım kriteri için normalize edilerek nihai HRP-ÇKKV yaklaşımından yola çıkarak oluşturulan portföylerin ağırlık değerleri belirlenmiştir.

Çalışmanın sonuçları incelendiğinde, ortalama getiriler açısından HRP-ÇKKV yaklaşımı ile oluşturulan portföyler incelendiğinde bölgesel, tek, tam, ortalama, merkezi ve medyan bağlanım kriterleri en iyi performansı gösterirken, HRP algoritması ile oluşturulan portföyler incelendiğinde ağırlıklandırılmış bağlanım kriteri en iyi performansı göstermiştir. Söz konusu sonuçlar standart sapma açısından karşılaştırıldığında tüm bağlanım kriterlerine göre HRP-ÇKKV yaklaşımı ile oluşturulan



portföyler, HRP algoritması ile oluşturulan portföylere göre daha yüksek riske sahip olduğu anlaşılmaktadır. Çarpıklık değerleri açısından HRP-ÇKKV yaklaşımı ve HRP algoritması karşılaştırıldığında tüm bağlanım kriterleri standart normal dağılıma göre sola çarpık bir dağılım özelliği gösterdiği anlaşılmıştır. Basıklık değerleri açısından, HRP algoritması ve HRP-ÇKKV yaklaşımı karşılaştırıldığında tüm bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföylerden daha yüksek olduğu anlaşılmaktadır. Bu bağlamda, HRP algoritmasından yararlanarak oluşturulan tüm bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföylerde ekstrem fiyat hareketlerinin gerçekleşme olasılığının daha yüksek olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Son olarak, HRP-ÇKKV yaklaşımı ve HRP algoritması ile oluşturulan portföyler bağlanım kriterleri açısından Sharpe oranı yardımıyla karşılaştırılmıştır. Sharpe oranları incelendiğinde, HRP-ÇKKV yaklaşımı ile oluşturulan bölgesel, tek, tam ve medyan bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföyler HRP algoritmasına göre üstün gelmiştir. Buna karşılık olarak, HRP algoritması ile oluşturulan ortalama, medyan ve ağırlıklandırılmış bağlanım kriterleri ile oluşturulan portföyler HRP-ÇKKV yaklaşımına göre üstün gelmiştir.

ÇKKV yöntemleri, HRP algoritması ve HRP-ÇKKV yaklaşımı ile ilgili olarak yapılan tüm sonuçlar değerlendirildiğinde, tasarruflarını en iyi şekilde değerlendirerek optimal portföyleri oluşturmak isteyen yatırımcılar, HRP-ÇKKV yaklaşımından yararlanarak portföy optimizasyonu gerçekleştirilebileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Gelecekte bu alanda çalışma yapmak isteyen araştırmacılar için araştırmaya değer birkaç konu bulunmaktadır ve bu konulardan bazıları şu şekilde özetlenebilir. Öncelikle geliştirilmiş HRP-ÇKKV yaklaşımı ile portföy optimizasyonu gerçekleştirmek isteyen yatırımcılar ve araştırmacılar farklı varlık sınıflarından meydana gelen ve farklı zaman dilimlerini kapsayan bir veri setinden yararlanabilirler. Bir başka seçenek ise portföy optimizasyonu için önerilen geleneksel yöntemler, Markowitz ortalama varyans modeli ve geliştirilmiş HRP-ÇKKV yaklaşımını karşılaştırabilirler. Ayrıca HRP-ÇKKV yaklaşımında farklı uzaklık ölçüleri ve farklı ÇKKV yöntemleri entegre edilerek hibrit çalışmalar gerçekleştirilebilir. Ayrıca gelecekte yapılacak çalışmalar için kod geliştirilerek anlık piyasa verilerine ulaşılarak yatırımcıların kullanımına sunulabilir.

## KAYNAKLAR

- Alipour, E., Adolphs, C., Zaribafiyani, A. and Rounds, M. (2016). Quantum-Inspired Hierarchical Risk Parity”, *IQB Information Technologies*, 1-11.
- Al-Shemmeri, T., Al-Kloub, B. and Pearman, A. (1997). “Model Choice in Multicriteria Decision Aid”, *European Journal of Operational Research*, 97/3, 550-560.
- Altay, E. (2012). *Sermaye Piyasasında Varlık Fiyatlama Teorileri: Sermaye Piyasası Teorisi ve Arbitraj Fiyatlama Teorisi*, Derin Yayınları, İstanbul.
- Altıntaş, F. (2016). 2008 Dünya Ekonomik Krizin G20 Ülkeleri Ekonomik Performanslarına Etkisinin Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleriyle Değerlendirilmesi, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), Uşak Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Uşak.
- Altıntaş, F. F. (2023). “Kırılganlık Performanslarının MEREC Tabanlı RAFSI Yöntemi İle Analizi: G7 Grubu Ülkeleri”, *KMÜ Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 25/44, 464-490.
- Amanda, R. I. (2019). “The Impact of Cash Turnover, Receivable Turnover, Inventory Turnover, Current Ratio and Debt to Equity Ratio on Profitability”, *Journal of Research in Management*, 2/2, 14-22.
- Amaratunga, D., Baldry, D. and Sarshar, M. (2000). “Assessment of Facilities Management Performance—What Next?”, *Facilities*, 18/1-2, 66-75.
- Amor, S. B., Althof, M. and Härdle, W. K. (2022). “Financial Risk Meter for Emerging Markets”, *Research in International Business and Finance*, 60, 1-26.
- Anagnostopoulos, K. P. and Mamanis, G. (2010). “A Portfolio Optimization Model with Three Objectives and Discrete Variables”, *Computers & Operations Research*, 37, 1285-1297.
- Arman, K. ve Kundakcı, N. (2023). “Yeni Bütünleşik FUCOM-WEDBA Yaklaşımı İle Biş İşletme İçin Bulut Hizmet Sağlayıcısı Seçimi”, *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 56, 281-295,
- Arslan, M. ve Arslan, S. (2010). “Yatırım Fonu Performans Ölçütleri, Regresyon Analizleri Ve MANOVA Yöntemine Göre A, B ve Borsa Yatırım Fonlarının Karşılaştırmalı Analizi”, *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 2/2, 3-20.
- Atan, M., Atan, S. ve Halıcı, B. (2018). “Portföy Seçim Problemi Üzerine Karşılaştırmalı Alternatif Yaklaşımlar”, *Anadolu İktisat ve İşletme Dergisi*, 2/1, 24-37.
- Ayaydın, H. (2013). “Türkiye’deki Emeklilik Yatırım Fonlarının Performanslarının Analizi”, *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 22/2, 59-80.
- Ayçin, E. ve Güçlü, P. (2020). “BIST Ticaret Endeksinde Yer Alan İşletmelerin Finansal Performanslarının Entropi ve MAIRCA Yöntemleri ile Değerlendirilmesi”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 85, 287-312.
- Äyrämö, S. and Kärkkäinen, T. (2006). “Introduction to Partitioning-Based Clustering Methods With a Robust Example”, *Reports of the Department of Mathematical Information Technology. Series C, Software Engineering And Computational Intelligence*, 1-34
- Aytekin, A. (2021). “Comparative Analysis of Normalization Techniques in the Context of MCDM Problems”, *Decision Making: Applications in Management and Engineering*, 4/2, 1-25.
- Ban, A. I., Ban, O. I., Bogdan, V., Popa, D. C. S. and Tuse, D. (2020). “Performance Evaluation Model of Romanian Manufacturing Listed Companies by Fuzzy AHP and TOPSIS”, *Technological and Economic Development of Economy*, 26/4, 808-836.

- Barziy, I. and Chlebus, M. (2020). “HRP Performance Comparison in Portfolio Optimization Under Various Codependence and Distance Metrics”, University Of Warsaw, Faculty Of Economic Sciences.
- Basso, A. and Funaari, S. (2001). “A Data Envelopment Analysis Approach to Measure the Mutual Fund Performance”, *European Journal of Operational Research*, 135/3, 477-492.
- Başoğlu, U., Ceylan, A. ve Parasız, İ. (2001). *Finans Teori, Kurum ve Araçlar*, Ekin Kitapevi, Bursa.
- Bayramoğlu, M. F. ve Yayalar, N. (2017). “Portföy Seçiminde Toplam Riski Temel Alan Portföy Performans Ölçütlerinin Değerlendirilmesi”, *Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 17(1), 1-28.
- Bechis, L. (2020). *Machine Learning Portfolio Optimization: Hierarchical Risk Parity and Modern Portfolio Theory*, (Master’s Degree). Department of Business and Management, Libera Università Internazionale degli Studi Sociali Guido Carli.
- Bekçi, İ. (2001). *Optimum Portföy Oluşturulmasında Bulanık Doğrusal Programlama Modeli ve İMKB’de Bir Uygulama*, (Basılmamış Doktora Tezi), Isparta Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Isparta.
- Berkhin, P. (2006). “A Survey of Clustering Data Mining Techniques”, *In Grouping Multidimensional Data*, Springer, 25-71.
- Bernardin, A. and Dumoussaud, C. (2013). *A Case Study on the Risk-Adjusted Financial Performance of the Vice Fund*, (Doctoral Dissertation), Umeå School of Business and Economics, Sweden.
- Beyhaghi, M. and Hawley, J. P. (2013). “Modern Portfolio Theory and Risk Management: Assumptions and Unintended Consequences”, *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 3(1), 17-37.
- Bholowalia, P. and Kumar, A. (2014). “EBK-Means: A Clustering Technique Based on Elbow Method and K-Means in WSN”, *International Journal of Computer Applications*, 105/9,17-24.
- Bolak, M. (2004). *Risk ve Yönetimi*, Birsen Yayınevi, İstanbul.
- Bonte, C. and Vercauteren, F. (2017). “Privacy-Preserving Logistic Regression Training”, *BMC Medical Genomics*, 11(4), 13-21.
- Brim, O. G., Glass, D. C., Lavin, D. E., & Goodman, N. (1962). *Personality and Decision Processes: Studies in the Social Psychology of Thinking*, Stanford University Press.
- Burggraf, T. (2021). “Beyond Risk Parity—A Machine Learning-Based Hierarchical Risk Parity Approach on Cryptocurrencies”, *Finance Research Letters*, 38, 1-9.
- Büberkökü, Ö. (2018). “Banka Hisselerinin Zamanla Değişken Toplam Riskinin Sistemik ve Sistemik Olmayan Risk Bileşenlerine Ayrılması: AR (p)-DCC-GARCH (p,q) Modeline Dayalı Bir Analiz”, *Uluslararası Bilimsel Araştırma Dergisi*, 3/1, 35-54.
- Campello, R. J., Kröger, P., Sander, J. and Zimek, A. (2020). “Density-Based Clustering”, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 10/2, 1-15.
- Carhart, M. M. (1997). “On Persistence in Mutual Fund Performance”, *The Journal of Finance*, 52/1, 57-82.
- Ceballos, B., Lamata, M. T., and Pelta, D. A. (2016). “A Comparative Analysis of Multi-Criteria Decision-Making Methods”, *Progress in Artificial Intelligence*, 5, 315-322.
- Chang, C. I., Lin, N. P. and Jan, N. Y. (2009). “An Axis-Shifted Grid-Clustering Algorithm”, *Journal of Applied Science And Engineering*, 12/2, 183-192.

- Ciciretti, V. and Bucci, A. (2023). "Building Optimal Regime-Switching Portfolios", *The North American Journal of Economics and Finance*, 64, 1-12.
- Civan, M. (2010). *Sermaye Piyasası Analizleri ve Portföy Yönetimi*, Ekin Kitabevi, Bursa.
- Çabuk, A. (2018). *Finansal Analiz Teknikleri*, nSaime Önce (Ed.). Finansal Tablolar Analizi. 46-79. Eskişehir, 2019.
- Çağrı Tolga, A. and Başar, M. (2022). "The Assessment of a Smart System in Hydroponic Vertical Farming Via Fuzzy MCDM Methods", *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 42/1 1-12.
- Çakmak, Z. (1999). "Kümeleme Analizinde Geçerlilik Problemi ve Kümeleme Sonuçlarının Değerlendirilmesi", *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 3, 187-205.
- Çilek, A. (2022). "Entegre MEREC-MAIRCA Teknikleri İle BİST Sigorta Endeksinde Hisse Senedi Getirisi ve Finansal Başarım İlişkisi", *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 57/4, 2567-2589.
- de Brito, M. M. and Evers, M. (2016). "Multi-Criteria Decision-Making for Flood Risk Management: A Survey of the Current State of the Art", *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 16/4, 1019-1033.
- De Lio Pérego, F. (2021). *Hierarchical Portfolio Optimization* (Bachelor's Thesis), Universitat Politècnica De Catalunya, Spain.
- De Prado, M. L. (2016). "Building Diversified Portfolios That Outperform Out Of Sample", *The Journal of Portfolio Management*, 42(4), 59-69.
- Demir, G. (2021). "Vakıf Üniversitelerinde Akademik Performans Analizi: CRITIC-WEDBA Bütünleşik Model Uygulaması", *International Journal Of Economic And Administrative Academic Research*, 1/1, 39-50.
- Demirtaş, Ö. ve Güngör, Z. (2004). "Portföy Yönetimi ve Portföy Seçimine Yönelik Uygulama", *Journal of Aeronautics and Space Technologies*, 1(4), 103-109.
- Diñçer, S. E. (2019). *Çok Kriterli Karar Alma*, Gece Akademi Yayınları Ankara.
- Du, M. ve Wu, F. (2022). "Grid-Based Clustering Using Boundary Detection", *Entropy*, 24/11, 1-16.
- Ecemiş, O. ve Coşkun, A. (2022). "Türkiye'de Bilişim Teknolojileri Kullanımının ÇKKV Yöntemleriyle İncelenmesi 2014-2021 Dönemi", *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 37, 81-89.
- Eidenvall, A. (2021). *Hierarchical Clustering To Improve Portfolio Tail Risk Characteristics* (Master's Thesis), Lund: Lund University, Sweden.
- Elbannan, M. A. (2015). "The Capital Asset Pricing Model: An Overview of the Theory", *International Journal Of Economics and Finance*, 7/1, 216-228.
- Elsayed, A. (2024). "Comprehensive Review MEREC Weighting Method for Smart Building Selection for New Capital Using Neutrosophic Theory", *Neutrosophic Sets and Systems*, 63(1), 342-366.
- Ercan, M. K., Öztürk, M. B., Küçük Kaplan, İ., Başcı, E. S. ve Demirgüneş, K. (2013). "Halka Açık Firmaların Beta Katsayılarının Regresyon Modeli ile Tespiti ve Halka Açık Olmayan Firmalara Yönelik Uygulanabilirliği", *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 22/2, 295-324.
- Erdaş, M. L. (2016). *Bulanık Doğrusal Programlama Yöntemiyle Bir Portföy Optimizasyonu Modelinin Geliştirilmesi: BİST 30 Endeksinde Bir Uygulama*, (Basılmamış Doktora Tezi). Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Isparta.
- Ersoy, N. (2023). "MEREC-MULTIMOOSRAL Modeli ile OECD Ülkelerinin Makroekonomik Performanslarının Değerlendirilmesi", *Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 14/2, 471-491.

- Fabozzi, F. J., Gupta, F. and Markowitz, H. M. (2002). “The Legacy of Modern Portfolio Theory”, *The Journal of Investing*, 11(3), 7-22.
- Faizi, S. Rashid, T., Salabun, W., Zafar, S. and Wątróbski, J. (2018). “Decision Making with Uncertainty Using Hesitant Fuzzy Sets”, *International Journal Of Fuzzy Systems*, 20, 93-103.
- Fama, E. and French, K. R. (2017). “International Tests of Five-Factor Asset Pricing Model”, *Journal of Financial Economics*, 123/3, 441-463.
- Fama, E. F. and French, K. R. (2015). “A Five-Factor Asset Pricing Model”, *Journal of Financial Economics*, 116/1, 1-22.
- Fama, E.F. and French, K. R. (1993). “Common Risk Factors in the Returns on the Stocks and Bonds”, *Journal of Finance Economics*, 47, 3-56.
- Farrokh, M., Heydari, H. and Janani, H. (2016). “Two Comparative MCDM Approaches for Evaluating the Financial Performance of Iranian Basic Metals Companies”, *Iranian Journal of Management Studies (IJMS)*, 9/2, 359-382.
- Fernandes, F., Oliveira, R., De-Losso, R., JD Soto, A., Delano Cavalcanti, P. and MS Campos, G. (2020). Saving Markowitz: A Risk Parity approach based on the Cauchy Interlacing Theorem. Available at SSRN 3654300, 1-26.
- Feroce, L. (2021). *Empirical Stock Market Returns Forecasting: Machine Learning In Modern Portfolio Theory*, (Master’s Degree), Department of Business and Management, Libera Università Internazionale degli Studi Sociali Guido Carli.
- Fettahoğlu, A. (2003), *Menkul Değerler Yönetimi*, Rengin Matbaası, İstanbul.
- Fidan, Ü. (2022). “Portföy Çeşitlendirme Kararı İçin Bitcoin Bir Alternatif Olabilir Mi? MEREC Tabanlı VIKOR Yaklaşımı”, *Akademik Yaklaşımlar Dergisi*, 13/2, 526-545.
- Fraley, C. and Raftery, A. E. (1998). “How Many Clusters? Which Clustering Method? Answers via Model-Based Cluster Analysis”, *The Computer Journal*, 41/8, 578-588.
- Fraley, C., Raftery, A. and Wehrens, R. (2005). “Incremental Model-Based Clustering For Large Datasets With Small Clusters”, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 14/3, 529-546.
- Garg, R. (2017). “Optimal Selection of E-Learning Websites Using Multiattribute Decision-Making Approaches”, *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 24/3-4, 187-196.
- Gavade, R. K. (2014). “Multi-Criteria Decision Making: An Overview of Different Selection Problems and Methods”, *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 5/4, 5643-5646.
- Ghosh, S. and Bhattacharya, M. (2022). “Analyzing the Impact Of Covid-19 on the Financial Performance of the Hospitality and Tourism Industries: An Ensemble MCDM Approach in the Indian Context”, *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 34/8, 3113-3142.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P. and Valkanov, R. (2005). “There is A Risk-Return Trade-Off After All”, *Journal Of Financial Economics*, 76/3, 509-548.
- Ginevičius, R. and Podvezko, V. (2008). “Multicriteria Graphical-Analytical Evaluation of the Financial State of Construction Enterprises”, *Technological And Economic Development Of Economy*, 14/4, 452-461.
- Goswami, S. S., Behera, D. K., Afzal, A., Razak Kaladgi, A., Khan, S. A., Rajendran, P., Subbiah, R. and Asif, M. (2021). “Analysis of a Robot Selection Problem Using Two Newly Developed Hybrid MCDM Models of TOPSIS-ARAS and COPRAS-ARAS”, *Symmetry*, 13/8, 1-35.

- Goswami, S. S., Mohanty, S. K. and Behera, D. K. (2022). "Selection of A Green Renewable Energy Source in India with the Help of MEREC Integrated PIV MCDM Tool", *Materials Today: Proceedings*, 52, 1153-1160.
- Greening, L. A. and Bernow, S. (2004). "Design of Coordinated Energy and Environmental Policies: Use of Multi-criteria Decision-making", *Energy Policy*, 32/6, 721-735.
- Guitouni, A. and Martel, J. M. (1998). "Tentative Guidelines to Help Choosing an Appropriate MCDA Method", *European Journal of Operational Research*, 109/2, 501-521.
- Gulati, H. and Singh, P. K. (2015). "Clustering Techniques in Data Mining: A Comparison", In *2015 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development*, 410-415.
- Gunjan, A. and Bhattacharyya, S. (2023). "A Brief Review of Portfolio Optimization Techniques", *Artificial Intelligence Review*, 56/5, 3847-3886.
- Gupta, A., Gupta, N. and Garg, R. K. (2018). "Implementing Weighted Entropy-Distance Based Approach for the Selection of Software Reliability Growth Models", *International Journal Of Computer Applications in Technology*, 57/3, 255-266.
- Gupta, P., Mehlawat, M. K., Inuiguchi, M. and Chandra, S. (2014). *Fuzzy Portfolio Optimization: Advances in Hybrid Multi-Criteria Methodologies*, In: *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 316, Springer, Heidelberg.
- Hadi, A. and Abdullah, M. Z. (2022). "Web and Iot-Based Hospital Location Determination with Criteria Weight Analysis", *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 11/1, 386-395.
- Han, J.; Kamber, M. and Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques (3rd ed.)*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann.
- Holton, G. A. (2004). "Defining Risk", *Financial Analysts Journal*, 60/6, 19-25.  
<https://tdk.gov.tr/>, Son Erişim Tarihi: 01.12.2023  
<https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2016/02/19/a-short-history-of-machine-learning-every-manager-should-read/?sh=493cc0d61524>, Son Erişim Tarihi: 2.11.2021.  
<https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2012/06/20120628-17.htm>, 28.06.2012 tarihli Bankaların İç Denetim ve Risk Yönetimi Sistemleri Hakkında Yönetmelik, Son Erişim Tarihi: 02.01.2024
- Huang, T. C. (2001). "The Effects of Linkage Between Business and Human Resource Management Strategies", *Personnel Review*, 30/2, 132-151.
- Hwang, C.L., Yoon, K. (1981). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*, Springer-Verlag, Berlin-Hiedelberg.
- Hwnag, C. L. and Yoon, K. (1981). *Methods for Multiple Attributes Decision Making Multiple Attribute Decision Making*, Berlin: Springer, 58-191.
- Irani, J., Pise, N. and Phatak, M. (2016). "Clustering Techniques and the Similarity Measures Used in Clustering: A Survey", *International Journal Oo Computer Applications*, 134/7, 9-14.
- Ishizaka, A. and Nemery, P. (2013). *Multi-Criteria Decision Analysis: Methods And Software*. John Wiley & Sons.
- Işık, Ö. (2021). "AHP, CRITIC ve WEDBA Yöntemlerini İçeren Entegre Bir ÇKKV Modeli ile AXA Sigorta Şirketinin Finansal Performansının Analizi", *Uluslararası İşletme, Ekonomi ve Yönetim Perspektifleri Dergisi*, 5/2, 893-908.
- İşıldak, B., Keleş, M. K. ve Özdağoğlu, A. (2023). "Tekirdağ Çorlu Atatürk Havalimanı'nın Performansının IDOCRIW ve WEDBA Yöntemleriyle Yıllara

- Göre Değerlendirilmesi”, *HUMANITAS- Uluslararası Sosyal Bilimler Dergisi*, 11 (INCSOS VIII Özel Sayısı), 169-182.
- İnel, M. N. ve Türker, M. V. (2016). “Ulusal İnovasyon Performansının Ölçümü İçin Çok Nitelikli Karar Verme Teknikleri ile Bir Modele Denemesi”, *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 38/2, 147-166.
- Jaeger, M., Krügel, S., Marinelli, D., Papenbrock, J. and Schwendner, P. (2021). “Interpretable Machine Learning for Diversified Portfolio Construction”, *The Journal of Financial Data Science*, 3/3, 31-51.
- Jain, P. and Jain, S. (2019). “Can Machine Learning-Based Portfolios Outperform Traditional Risk-Based Portfolios? The Need to Account for Covariance Misspecification”, *Risks*, 7(3), 74.
- Jain, V. and Ajmera, P. (2019). “Application of MADM Methods as MOORA and WEDBA for Ranking of FMS Flexibility”, *International Journal of Data and Network Science*, 3/2, 119-136.
- Jensen, M. C. (1968). “The Performance of Mutual Funds in the Period 1945-1964”, *Journal of Finance*, 23, 389-416.
- Jothimani, D. (2017). *Portfolio Optimization in Indian Market: A Study Using Financial Analytics*, (Doctoral Dissertation), Department of Management Studies Indian Institute of Technology, Delhi/Indian.
- Jothimani, D. and Bener, A. (2019). “Risk Parity Models for Portfolio Optimization: A Study of the Toronto Stock Exchange”, In *2019 International Conference on Deep Learning and Machine Learning in Emerging Applications (Deep-ML)*, 27,32.
- Kaae, C. E., Karppinen, J. A. and Jakobsen, J. S. (2022). *Hierarchical Risk Parity—A Hierarchical Clustering-Based Portfolio Optimization*, (Master’s Degree). Department of Finance and Investment, Copenhagen Business School, Denmark.
- Kaczmarek, T. and Perez, K. (2022). “Building Portfolios Based on Machine Learning Predictions”, *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 1-19.
- Kamar, K. (2017). “Analysis of the Effect of Return on Equity (ROE) and Debt to Equity Ratio (DER) on Stock Price on Cement Industry Listed in Indonesia Stock Exchange (IDX) in the Year of 2011-2015”, *IOSR Journal of Business and Management*, 19/5 66-76.
- Kapucu, C. ve Çubukçu, M. (2019). “Fotovoltaik Sistemlerde Topluluk Öğrenmesi Temelli Hata Tespiti”, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 12(2), 83-91.
- Kara, K., Yalçın, G. C., Acar, A. Z., Simic, V., Konya, S. and Pamucar, D. (2024a). “The MEREC-AROMAN Method for Determining Sustainable Competitiveness Levels: A Case Study for Turkey”, *Socio-Economic Planning Sciences*, 91, 1-13.
- Kara, K., Yalçın, G. C., Simic, V., Baysal, Z. and Pamucar, D. (2024b). “The Alternative Ranking Using Two-Step Logarithmic Normalization Method for Benchmarking the Supply Chain Performance of Countries”, *Socio-Economic Planning Sciences*, 96, 1-16.
- Karadeniz, E. ve İskenderoğlu, Ö. (2011). “İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda İşlem Gören Turizm İşletmelerinin Aktif Karlılığını Etkileyen Değişkenlerin Analizi”, *Anatolia: Turizm Araştırmaları Dergisi*, 22/1, 65-75
- Karaköy, Ç., Ulutaş, A., Karabasevic, D., Üre, S. and Bayrakçıl, A. O. (2023). “The Evaluation of Economic Freedom Indexes of EU Countries With a Grey Hybrid MCDM Model”, *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 26/1, 129-144.
- Kashyap, M., Gogoi, S. and Prasad, R. K. (2018). “A Comparative Study on Partition-Based Clustering Methods”, *Int. J. Create. Res. Thoughts (IJCRT)*, 6, 1457-1463.

- Kaşka, M. (2020). *Blockchain Applivations in Maritime Industry*, (Unpublished Master's Thesis), Galatasaray University Graduate School of Science and Engineering, Istanbul.
- Keshavarz-Ghorabae, M. (2021). "Assessment of Distribution Center Locations Using A Multi-Expert Subjective–Objective Decision-Making Approach", *Scientific Reports*, 11/1, 1-19.
- Keshavarz-Ghorabae, M., Amiri, M., Zavadskas, E. K., Turskis, Z. and Antucheviciene, J. (2021). "Determination of Objective Weights Using A New Method Based on the Removal Effects of Criteria (MEREC)", *Symmetry*, 13/4, 525.
- Keskin, M. ve Türkoğlu, S. P. (2022). "BİST Sürdürülebilir Endekste İşlem Gören Bankaların Wedba Yöntemiyle Performans Değerlendirmesi", *Social Sciences Studies Journal (SSSJJournal)*, 8/102, 3237-3244.
- Kodinariya, T. M. ve Makwana, P. R. (2013). "Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering", *International Journal*, 1/6, 90-95.
- Kolm, P. N., Tütüncü, R. and Fabozzi, F. J. (2014). "60 Years of Portfolio Optimization: Practical Challenges and Current Trends", *European Journal of Operational Research*, 234/2, 356-371.
- Konno, H. and Yamazaki, H. (1991). "Mean-Absolute Deviation Portfolio Optimization Model and Its Application to Tokyo Stock Market", *Managemant Science*, 37/5, 519-531.
- Konuralp, G. (2005). *Sermaye Piyasaları Analizler, Kuramlar ve Portföy Yönetimi*, Alfa Yayınları, İstanbul.
- Korkmaz ce Ceylan (2015). *Sermaye Piyasası ve Mnekul Değer Analizi*, Ekin Kitapevi, Bursa.
- Korkmaz, T. (2013). *Portföy Yönetimi*. Başar, M. (Ed.) Anadolu Üniversitesi Yayını, Eskişehir.
- Korkmaz, T. ve Uygurtürk, H. (2007). "Türk Emeklilik Fonlarının Performans Ölçümünde Regresyon Analizinin Kullanılması", *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 3(5), 37-52.
- Krstić, M., Agnusdei, G. P., Miglietta, P. P., Tadić, S. and Roso, V. (2022a). "Applicability of Industry 4.0 Technologies in the Reverse Logistics: A Circular Economy Approach Based on Comprehensive Distance Based Ranking (COBRA) Method", *Sustainability*, 14/9, 1-30.
- Kulali, I. (2016). "Portfolio Optimization Analysis with Markowitz Quadratic Mean-Variance Model", *European Journal of Business and Management*, 8/7, 73-79.
- Kumar, V., Chhabra, J. K. and Kumar, D. (2014). "Performance Evaluation Of Distance Metrics in the Clustering Algorithms", *INFOCOMP Journal Of Computer Science*, 13/1, 38-52.
- Kundakcı ve Arman (2023). "BİST Kurumsal Yönetim Endeksinde İşlem Gören Gayrimenkul Yatırım Ortaklıklarının Bütünleşik ÇKKV Yaklaşımı ile Analizi", *Pamukkale Üniversitesi İşletme Araştırmaları Dergisi (PIAR)*, 10/1, 124-143
- Küçükşahin, H. (2017). *Temel Verilerle Oluşturulan Endekslerin Performansı: Borsa İstanbul Uygulaması* (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Denizli.
- Lagowski, M. (2022). *Portfolio Optimisation: An Empirical Study of The Hierarchical Risk Parity and Mean-Variance Methods*, Lancaster University, England.
- Lewis, P. S., Goodman, S. H. and Fandt P. M. (2004). *Management Challenges in The 21st Century*, St. Paul: West Publishing Company.
- Lintner, J. (1965). "Security Prices, Risk and Maximal Gains from Diversification", *The Journal of Finance*, 20/4, 587-615.



- Liutov S. (2018). *Alternative Portfolio Diversification Approaches: An Empirical Comparison*, (Doctoral Dissertation), Kyiv School of Economic, Ukraine.
- Lukić, R. (2023). “Analysis of the Performance of the Serbian Economy Based on the MEREC-WASPAS Method”, *MARSONIA: Časopis za društvena i humanistička istraživanja*, 2/1, 39-52.
- Mangram, M. E. (2013). “A Simplified Perspective of the Markowitz Portfolio Theory”, *Global Journal of Business Research*, 7/1, 59-70.
- Markowitz, H.M. (1952). “Portfolio Selection”, *Journal of Finance*, 7/1, 77-91.
- Mastilo, Z., Štilić, A., Gligović, D. and Puška, A. (2024). “Assessing the Banking Sector of Bosnia and Herzegovina: An Analysis of Financial Indicators through the MEREC and MARCOS Methods”, *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 13(1), 167-197.
- Mendoza, G. A. and Martins, H. (2006). “Multi-criteria decision analysis in natural resource management: A Critical Review of Methods and New Modelling Paradigms”, *Forest Ecology and Management*, 230/1-3, 1-22.
- Mızrak, G. (2017). *Sistemik Riskin Modellenmesi ve Uygulamaları*, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), İstanbul Ticaret Üniversitesi Finans Enstitüsü, İstanbul.
- Mishra, A. R., Saha, A., Rani, P., Hezam, I. M., Shrivastava, R. and Smarandache, F. (2022). “An Integrated Decision Support Framework Using Single-Valued-MEREC-MULTIMOORA for Low Carbon Tourism Strategy Assessment”, *IEEE ACCESS*, 10, 24411-24432.
- Moghimi, R. and Anvari, A. (2014). “An Integrated Fuzzy MCDM Approach and Analysis to Evaluate the Financial Performance of Iranian Cement Companies”, *The International Journal Of Advanced Manufacturing Technology*, 71/1-4, 685-698.
- Mossin, J. (1966). “Equilibrium in a Capital Asset Market”, *Econometrica*, 34/2, 768-783.
- Murakami, A. and Shirota, Y. (2021). “Time-Series Clustering of Global Automakers Stock Prices”, *Information Engineering Express International Institute of Applied Informatics*, 7/2, 71-83.
- Mythili, S. and Madhiya, E. (2014). “An Analysis on Clustering Algorithms in Data Mining”, *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 3/1, 334-340.
- Nainggolan, R., Perangin-angin, R., Simarmata, E.a and Tarigan, A. F. (2019). “Improved the Performance of the K-means Cluster Using the Sum of Squared Error (SSE) Optimized by Using the Elbow Method”, In *Journal of Physics: Conference Series*, 1361/1, 1-6.
- Nanakorn, N. and Palmgren, E. (2021). *Hierarchical Clustering in Risk-Based Portfolio Construction*, KTH Royal Institute of Technology School of Engineering Sciences, Sweden.
- Nicolalde, J. F., Cabrera, M., Martínez-Gómez, J., Salazar, R. B. and Reyes, E. (2022). “Selection of a Phase Change Material for Energy Storage by Multi-Criteria Decision Method Regarding the Thermal Comfort in a Vehicle”, *Journal of Energy Storage*, 51, 1-14.
- Nourahmadi, M. and Sadeqi, H. (2021). “Hierarchical Risk Parity as an Alternative to Conventional Methods of Portfolio Optimization: A Study of Tehran Stock Exchange”, *Iraian Journal of Finance*, 5/4, 1-24.
- Nourahmadi, M. and Sadeqi, H. (2022). “A Machine Learning-Based Hierarchical Risk Parity Approach: A Case Study Of Portfolio Consisting Of Stocks Of The Top 30

- Companies On The Tehran Stock Exchange”, *Financial Research Journal*, 24/2, 236-256.
- Oğuz, A., & Satır, H. (2024). “Analyzing Profitability Performance with the Integrated MEREC-COBRA Method: The Case of BIST Retail Companies”, *Business and Economics Research Journal*, 15/1, 33-50.
- Olson, C. F. (1995). “Parallel Algorithms for Hierarchical Clustering”, *Parallel Computing*, 21/8, 1313-1325.
- Omisore, I., Yusuf, M. and Christopher, N. (2011). “The Modern Portfolio Theory As an Investment Decision Tool”, *Journal of Accounting and Taxation*, 4/2, 19-28.
- Orakçı, E. ve Özdemir, A. (2017). “Telafi Edici Çok Kriterli Karar Verim Yöntemleri İle Türkiye ve AB Ülkelerinin İnsani Gelişmişlik Düzeylerinin Belirlenmesi”, *Afyon Kocatepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19/1, 61-74.
- Özbek, A. (2017). *Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri ve Excel İle Problem Çözümü Kavram- Teori- Uygulama*, Seçkin Yayınevi, Ankara.
- Özdamar, K. ve Şakar, Ü. (2001). “Beta Katsayılarının İstikrarı ve İMKB’de Bir Uygulama”, *Sosyal Bilimler Dergisi*, 101-115.
- Öztürk, A. (2016). *Yöneylem Araştırması*, Beta Yayıncılık, İstanbul.
- Palit, D., & Prybutok, V. R. (2024). “A Study Of Hierarchical Risk Parity in Portfolio Construction”, *Journal Of Economic Analysis*, 3/3, 106-125.
- Pande, S. R., Sambare, S. S. and Thakre, V. M. (2012). “Data Clustering Using Data Mining Techniques”, *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, 1/8, 494-499.
- Pandit, S. and Gupta, S. (2011). “A Comparative Study on Distance Measuring Approaches for Clustering”, *International Journal of Research in Computer Science*, 2/1, 29-31.
- Papenbrock, J., Schwendner, P. and Sandner, P. G. (2021). “Can Adaptive Serial Risk Parity Tame Crypto Portfolios?”, *Available at SSRN 3877143*, 1-12.
- Parker, C. (2000), “Performance Measurement”, *Work Study*, 49/2, 63-66.
- Perold, A. F. (1984). “Large-Scale Portfolio Optimization”, *Management Science*, 30/10, 1143-1160.
- Perold, A. F. (2004). “The Capital Asset Pricing Model”, *Journal of Economic Perspectives*, 18/3, 3-24.
- Pfützing, J. and Katzke, N. (2019). “A Constrained Hierarchical Risk Parity Algorithm with Cluster-Based Capital Allocation”, *Stellenbosch University, Department of Economics*, 1-26.
- Popović, G., Karabašević, D. and Stanujkić, D. (2021). “Multiple-Criteria Framework for Cloud Service Selection”, *PaKSoM 2021*, 377-382.
- Popović, G., Pucar, Đ. and Smarandache, F. (2022). “MEREC-COBRA Approach in E-Commerce Development Strategy Selection”, *Journal of Process Management and New Technologies*, 10/3-4, 66-74.
- Puşka, A., Božanić, D., Mastilo, Z. and Pamučar, D. (2023). “A Model Based on MEREC-CRADIS Objective Decision-Making Methods and the Application of Double Normalization: A Case Study of the Selection of Electric Cars”, *Research Square*, 1-19.
- Raffinot, T. (2018). *The Hierarchical Equal Risk Contribution Portfolio*, Working Paper. PSL Research University, Paris, France.
- Rajabi, A., Eskandari, M., Ghadi, M. J., Li, L., Zhang, J. ve Siano, P. (2020). “A Comparative Study of Clustering Techniques for Electrical Load Pattern Segmentation”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 120, 1-20.

- Rambaud, S. C., Pérez, J. G., Granero, M. A. S. and Segovia, J. E. T. (2005). “Theory of Portfolios: New Considerations on Classic Models and the Capital Market Line”; *European Journal of Operational Research*, 163/1, 276-283.
- Rao, R. V. and Singh, D. (2012). “Weighted Euclidean Distance Based Approach as A Multiple Attribute Decision Making Method for Plant or Facility Layout Design Selection”, *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 3/3, 365–382.
- Rao, R. V. and Singh, D. (2012). “Weighted Euclidean Distance Based Approach as A Multiple Attribute Decision Making Method for Plant or Facility Layout Design Selection”, *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 3/3, 365–382.
- Reis, F., Sobreira, A., Trucíos, C. and Asrilhant, B. (2023). “Using Hierarchical Risk Parity in the Brazilian Market: An Out-Of-Sample Analysis”, *Available At SSRN 4545982*.
- Ross, S. A. (1976). “The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing”, *Journal of Economic Theory*, 13/3. 341-360
- Roszkowska, E. (2013). “Rank Ordering Criteria Weighting Methods–A Comparative Overview”, *Optimum. Studia Ekonomiczne*, 5/65, 14-33.
- Rubinstein, M. (2002). “Markowitz's" Portfolio Selection": A Fifty-Year Retrospective”, *The Journal of Finance*, 57/3, 1041-1045.
- Sajana, T., Rani, C. S. and Narayana, K. V. (2016). “A Survey on Clustering Techniques for Big Data Mining”, *Indian Journal of Science and Technology*, 9/3, 1-12.
- Saġabun, W., Waġróbski, J., & Shekhovtsov, A. (2020). “Are MCDA Methods Benchmarkable? A Comparative Study of TOPSIS, VIKOR, COPRAS, and PROMETHEE II methods”, *Symmetry*, 12(9), 1-55.
- Samarakoon, L. P. and Hasan, T. (2005). “Portfolio Performance Evaluation”, *The Encyclopedia of Finance, CF Lee, ed., Springer*, 617-622.
- Sarıçalı, G. (2018). *Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinden KEMIRA-M ve COPRAS Yöntemlerinin Mermer İşletmesinde Makine Seçim Sürecine Uygulanması*, (Basılmamış Yüksek Lisans Tezi), Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Denizli.
- Satıcı, S. (2023). “MEREK Temelli WASPAS Yöntemiyle Üniversitelerin Girişimci ve Yenilikçi Performanslarının Değerlendirilmesi”, *Girişimcilik ve Kalkınma Dergisi*, 17/2, 106-128.
- Sayım, F. ve Aydın, V. (2015). “Hizmet Sektörü Özellikleri ve Sistemik Olmayan Risklerin Sektör Menkul Kıymetleri ile Etkileşimine Dair Teorik Bir Çalışma”, *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 29, 247-260.
- Seçme, O., Aksoy, M. ve Uysal, Ö. (2016). “Katılım Endeksi Getiri, Performans ve Oynaklığının Karşılaştırmalı Analizi” *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 72, 107-128.
- Sen, J. (2023). “Portfolio Optimization Using Reinforcement Learning and Hierarchical Risk Parity Approach”, *Data Analytics and Computational Intelligence: Novel Models, Algorithm and Applications*, Ed. Laura Cruz-Reyes, Bernabe Dorronsoro, Giberto Rivera and Alejandro Rosete, *Studies in Big Data*, Springer
- Sen, J., & Dutta, A. (2023). “A Comparative Study of Hierarchical Risk Parity Portfolio and Eigen Portfolio on the NIFTY 50 Stocks” In *Computational Intelligence And Data Analytics: Proceedings Of ICCIDA 2022*, Singapore: Springer Nature Singapore, 443-460.
- Sen, J., Jaiswal, A., Pathak, A., Majee, A. K., Kumar, K., Sarkar, M. K. and Maji, S. (2023). *A Comparative Analysis Of Portfolio Optimization Using Mean-Variance*,

- Hierarchical Risk Parity, And Reinforcement Learning Approaches On The Indian Stock Market*, (Capstone Project Post Graduate Program in Data Science), Praxis Business School, India.
- Sen, J., Mehtab, S. Dutta, A. and Mondal, S. (2021). "Hierarchical Risk Parity and Minimum Variance Portfolio Design on NIFTY 50 Stocks", *2021 International Conference on Decision Aid Sciences and Application (DASA)*, 668-675.
- Shahbazi, Z., & Byun, Y. C. (2022). "Machine Learning-Based Analysis of Cryptocurrency Market Financial Risk Management", *IEEE Access*, 10, 37848-37856.
- Shanmugasundar, G., Sapkota, G., Čep, R. and Kalita, K. (2022). "Application of MEREC in Multi-Criteria Selection of Optimal Spray-Painting Robot", *Processes*, 10/6, 1-16.
- Sharpe, W. F. (1963). "A Simplified Model for Portfolio Analysis", *Institute for Operations Research and the Management Science*, 2, 277-293.
- Sharpe, W. F. (1964). "Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk", *The Journal of Finance*, 19/3, 425-442.
- Sharpe, W. F. (1966). "Mutual fund performance", *The Journal of business*, 39/1, 119-138.
- Shrivastava, P., Verma, M. K., Murmu, M. and Ahmad, I. (2018). "Multi Criteria Decision Analysis (MCDA) Framework for the Integrated Urban Water System", *International Journal of Engineering & Technology*, 7/3, 290-293.
- Simić, V., Ivanović, I., Đorić, V. and Torkayesh, A. E. (2022). "Adapting Urban Transport Planning to the COVID-19 Pandemic: An Integrated Fermatean Fuzzy Model", *Sustainable Cities and Society*, 79, 1-26.
- Simons, K. (1998). "Risk-Adjusted Performance of Mutual Funds", *New England Economic Review*, 9, 33-48.
- Singh, A. and Malik, S. K. (2014). "Major MCDM Techniques and Their Application-A Review", *IOSR Journal of Engineering*, 4/5, 15-25.
- Sjöstrand, D., Behnejad, N. and Richter, M. (2020). *Exploration of Hierarchical Clustering in Long-Only Risk-Based Portfolio Optimization*, (Master Thesis). Master of Economics and Business Administration, Copenhagen Business School, Copenhagen/Denmark.
- Sortino, F. A. and Price, L. N. (1994). "Performance Measurement In A Downside Risk Framework", *The Journal of Investing*, 3/3, 59-64.
- Srivastava, P. and Mazhar, S. (2018). "Comparative Analysis of Sharpe and Sortino Ratio With Reference to Top Ten Banking and Finance Sector Mutual Funds", *International Journal of Management Studies*, 4/2, 93-100.
- Strzelecka, A., Kurdyś-Kujawska, A. and Zawadzka, D. (2020). "Application of Logistic Regression Models to Assess Household Financial Decisions Regarding Debt", *Procedia computer science*, 176, 3418-3427.
- Şimşek, O. (2022). "Hibrid Bir ÇKKV Modeli ile Türk Bankacılık Sektöründe Finansal Performans Değerlendirmesi", *Turkish Studies- Economy*, 17/2, 447-470.
- Taherdoost, H. and Madanchian, M. (2023). "Multi-Criteria Making (MCDM) Methods and Concepts", *Encyclopedia*, 3, 77-87.
- Teker, S., Karakurum, E. ve Osman, T. A. V. (2008). "Yatırım Fonlarının Risk Odaklı Performans Değerlemesi", *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 9/1, 89-105.
- Toslak, M., Aktürk, B. ve Ulutaş, A. (2022). "MEREC ve WEDBA Yöntemleri ile Bir Lojistik Firmasının Yıllara Göre Performansının Değerlendirilmesi", *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 33, 363-372.

- Treynor, J. L. (1965). "How to Rate Management of Investment Funds", *Harvard Business Review*, 43/1, 63-75
- Triantaphyllou, E., Shu, B., Sanchez, S. N. and Ray, T. (1998). "Multi-Criteria Decision Making: An Operations Research Approach", *Encyclopedia of electrical and electronics engineering*, 15, 175-186.
- Tütek, H. H., Gümüšoğlu, Ş. ve Özdemir, A. (2016). *Sayısal Yöntemler Yönetmelik Yaklaşımları*, Beta Yayıncılık, İstanbul.
- Ugan, G. (1997). "Gelişmekte Olan Hisse Senedi Piyasalarında Sistemik Risk Yönetimi", *İMKB Dergisi*, 2, 51-68.
- Uğurlu, M., Erdaş, M. L. ve Eroğlu, A. (2016). "Portföy Yönetiminde Sistemik Olmayan Riski Azaltacak Bir Doğrusal Programlama Model Önerisi", *Çankırı Karatekin Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 6/1, 147-174.
- Ulutaş, A. (2020). "Stacker Selection with PSI and WEDBA Methods", *International Journal of Contemporary Economics and Administrative Sciences*, 10/2, 493-504.
- Ulutaş, A., Stanujkic, D., Karabasevic, D., Popovic, G. and Novaković, S. (2022). "Pallet Truck Selection with MEREC and WISP-S Methods", *Strategic Management-International Journal of Strategic Management and Decision Support Systems in Strategic Management*, 27/4, 23-29.
- Usta, Ö. ve Demireli, E. (2010). "Risk Bileşenleri Analizi: İMKB'de Bir Uygulama", *Zongultak Karaelmas Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6/12, 25-36.
- Uyar, U. (2019). "Makine Öğrenmesi ile Portföy Optimizasyonu: FTSE, DAX, BIST Uygulamaları", 23. *Finans Sempozyumu Marmara Üniversitesi İşletme Fakültesi*, 161-175.
- Uyar, U. ve Gökçe, A. (2015). "2008 Küresel Ekonomik Krizinin Bankacılık Hisse Senetleri Performansı Üzerine Etkisi", *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, 7/12, 209-225.
- Uyar, U. ve Yavuz, M. (2023), "FRAKTAL-HRP: Portföy Yönetiminde Hibrit Makine Öğrenmesi Önerisi", 26. *Finans Sempozyumu, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi*, 293-307.
- Vafaei, N., Ribeiro, R. A. and Camarinha-Matos, L. M. (2016). "Normalization Techniques for Multi-Criteria Decision Making: Analytical Hierarchy Process Case Study", *In Doctoral Conference on Computing, Electrical and Industrial Systems, Springer Cham.*, 261-269
- Wang, J.-J., Jing, Y.-Y., Chun-Fa, Z., ve Zhao, J.-H. (2009). "Review on Multi-Criteria Decision Analysis Aid in Sustainable Energy Decision-Making", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13/9, 2263-2278.
- Wątróbski, J. and Jankowski, J. (2015). "Knowledge Management in MCDA Domain", *Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, 1445-1450.
- Wątróbski, J., Bączkiewicz, A. and Sałabun, W. (2022). "Pyrepo-MCDA-Reference Objects Based MCDA Software Package" *SoftwareX*, 19, 1-10.
- Wątróbski, J., Jankowski, J., Ziemba, P., Karczmarczyk, A. and Ziolo, M. (2019). "Generalised Framework For Multi-Criteria Method Selection", *Omega*, 86, 107-124.
- Xu, L. and Yang, J. B. (2001). *Introduction to Multi-Criteria Decision Making and the Evidential Reasoning Approach* (Vol. 106). Manchester: Manchester School of Management.
- Xu, Z., Wang, L., Luo, J. and Zhang, J. (2005). "A Modified Clustering Algorithm for Data Mining"; *2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS'05*, 4/2, 741-744.

- Yakymova, L. and Kuz, V. (2019). “The Use of Discriminant Analysis in the Assessment of Municipal Company’s Financial Health”, *Economics And Sociology*, 12/2, 64–78.
- Yalçın, S. (2020). *Sezgisel Bulanık TOPSIS Yöntemiyle Portföy Seçimi: BİST’te Bir Uygulama*, (Basılmamış Doktora Tezi), Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Erzurum.
- Yaşar, E. ve Ünlü, M. (2023). “Üniversitelerde Sürdürülebilirliğin İncelenmesi: LOPCOW ve MEREC Tabanlı CoCoSo Yöntemiyle Çevreci Üniversitelerin Analizi”, *Journal of Business Academy*, 4/2, 125-142.
- Yenilmez, S. ve Ertuğrul, i. (2022). “Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri ile Bir Mermer Fabrikası İçin Kesintisiz Güç Kaynağı Seçimi”, *Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14/3, 251-266.
- Yıldırım, B. F. ve Önder, D. (ed.) (2015). *İşletmeciler, Mühendisler ve Yöneticiler İçin Operasyonel, Yönetimsel ve Stratejik Problemlerin Çözümünde Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri*, Dora Yayınları, Bursa.
- Yıldırım, M. (2015). *Getiri, Risk ve Risk Türleri*. Finansal Yönetim, Beta Yayınları, İstanbul.
- Yılmaz, H. (2021). *İnsani Yardım Lojistiğinde Dağıtım Merkezi Yer Seçimi ve İstanbul Uygulaması*, (Basılmamış Doktora Tezi), İstanbul Teknik Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul.
- Yoon, K. P., Hwang, C. L. (1995). *Multiple Attribute Decision Making: An introduction*. Sage Publications.
- Young, M. R. (1998). “A Minimax Portfolio Selection Rule with Linear Programming Solution”, *Management Science*, 44/5, 673-683.
- Yousefi, T., Odabas, M. S. ve Oktaş, R. (2020). “Kümeleme Algoritmalarında Kullanılan Farklı Yöntemlere Genel Bakış”, *Black Sea Journal of Engineering and Science*, 3/4, 173-189.
- Yu, Z. and Wong, H. S. (2006). “GCA: A Real-Time Grid-Based Clustering Algorithm For Large Data Set”, In *18th International Conference On Pattern Recognition (ICPR'06)*, 2, 740-743.
- Yuan, C. and Yang, H. (2019). “Research on K-value Selection Method of K-means Clustering Algorithm”, *J*, 2/2, 226–235.
- Yücel, Ö. (2016). “BİST Endekslerinin Risk Temelli Performans Karşılaştırması”, *İşletme ve İktisat Çalışmaları Dergisi*, 4/4, 151-164.
- Zakeri, S., Ecer, F., Konstantas, D. and Cheikhrouhou, N. (2023). “The Vital-Immaterial-Mediocre Multi-Criteria Decision-Making Method”, *Kybernetes*, 52/3, 937-963.
- Zardari, N.H., Ahmed, K., Shirazi, S.M. and Yusop, Z.B. (2015), *Weighting Methods and Their Effects on Multi-Criteria Decision Making Model Outcomes in Water Resources Management*, Springer, Malaysia.
- Zavadskas, E. K., Turskis, Z. and Vilutienė, T. (2005). “Simulation of Multi-Criteria Selection of Buildings’ Maintenance Contractor Using the Game Theory”, *Computer Modelling and New Technologies*, 9/2, 7-16.
- Zhang, X., Wang, C., Li, E. and Xu, Cundong (2014). “Assessment Model of Ecoenvironmental Vulnerability Based on improved Entropy Weight Method”, *Hindawi Publishing Corporation Scientific World Journal*, 1-7.
- Zlaugotne, B., Zihare, L., Balode, L., Kalnbalkite, A., Khabdullin, A. and Blumberga, D. (2020). “Multi-criteria Decision Analysis Methods Comparison”, *Rigas Tehniskas Universitates Zinatniskie Raksti*, 24/1, 454-471.

Zopounidis, C. and Doumpos, M. (2002). "Multicriteria Classification and Sorting Methods: A Literature Review", *European Journal of Operational Research*, 138/2, 229-246.

## **EKLER**



**Ek 1: MEREC Yöntemi-Tek Bağlanım Kriterine Göre Kriterlerin Ağırlık Değerleri**

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
$W_{küme 1}$	0,5549	0,0598	0,0541	0,1511	0,0790	0,0511	0,0498
$W_{küme 2}$	0,0631	0,1538	0,0399	0,1244	0,1467	0,2461	0,2369
$W_{küme 3}$	0,0054	0,0161	0,0119	0,7834	0,0108	0,0854	0,0870
$W_{küme 4}$	0,0691	0,0671	0,0530	0,0521	0,0269	0,3657	0,3659
$W_{küme 5}$	0,0698	0,1066	0,0450	0,2347	0,3730	0,3219	0,1847
$W_{küme 6}$	0,0177	0,0150	0,1643	0,0099	0,5528	0,0290	0,2113

**Ek 2: MEREC Yöntemi-Tam Bağlanım Kriterine Göre Kriterlerin Ağırlık Değerleri**

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
$W_{küme 1}$	0,0315	0,0535	0,0750	0,0631	0,1098	0,1361	0,5310
$W_{küme 2}$	0,0440	0,0496	0,0318	0,1941	0,1227	0,2391	0,3186
$W_{küme 3}$	0,0707	0,0612	0,0522	0,0915	0,0253	0,3528	0,3464
$W_{küme 4}$	0,0525	0,1503	0,0391	0,1149	0,1489	0,2468	0,2474
$W_{küme 5}$	0,0177	0,0150	0,1643	0,0099	0,5528	0,0290	0,2113
$W_{küme 6}$	0,0187	0,0549	0,0405	0,1268	0,0961	0,3242	0,3389

**Ek 3: MEREC Yöntemi-Ortalama Bağlanım Kriterine Göre Ağırlık Değerleri**

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
$W_{küme 1}$	0,0374	0,0613	0,0764	0,0834	0,1303	0,1165	0,4946
$W_{küme 2}$	0,0515	0,1507	0,0381	0,1160	0,1509	0,2532	0,2395
$W_{küme 3}$	0,0690	0,0596	0,0519	0,1011	0,0241	0,3556	0,3387
$W_{küme 4}$	0,0177	0,0150	0,1643	0,0099	0,5528	0,0290	0,2113
$W_{küme 5}$	0,0696	0,0542	0,1536	0,1913	0,1373	0,1657	0,2284

**Ek 4: MEREC Yöntemi-Ağırlıklandırılmış Bağlanım Kriterine Göre Ağırlık Değerleri**

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
<i>W</i> <sub>küme 1</sub>	0,0595	0,0697	0,0427	0,1225	0,0305	0,3528	0,3223
<i>W</i> <sub>küme 2</sub>	0,0491	0,1458	0,0374	0,1164	0,1482	0,2509	0,2522
<i>W</i> <sub>küme 3</sub>	0,0704	0,1380	0,0538	0,2658	0,0275	0,3050	0,1395
<i>W</i> <sub>küme 4</sub>	0,0341	0,0531	0,0709	0,0699	0,1403	0,1121	0,5197
<i>W</i> <sub>küme 5</sub>	0,0468	0,1078	0,1357	0,1328	0,1866	0,1051	0,2851
<i>W</i> <sub>küme 6</sub>	0,0177	0,0150	0,1643	0,0099	0,5528	0,0290	0,2113
<i>W</i> <sub>küme 7</sub>	0,0296	0,0826	0,0635	0,2065	0,0567	0,4943	0,0668

**Ek 5: MEREC Yöntemi-Merkezi Bağlanım Kriterine Göre Ağırlık Değerleri**

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
<i>W</i> <sub>küme 1</sub>	0,0177	0,0150	0,1643	0,0099	0,5528	0,0290	0,2113
<i>W</i> <sub>küme 2</sub>	0,0542	0,1518	0,0420	0,1252	0,1458	0,2476	0,2334
<i>W</i> <sub>küme 3</sub>	0,0664	0,0580	0,0501	0,0984	0,0237	0,3625	0,3409
<i>W</i> <sub>küme 4</sub>	0,0704	0,0945	0,0472	0,1890	0,1499	0,2721	0,1770
<i>W</i> <sub>küme 5</sub>	0,0119	0,0132	0,0104	0,0484	0,0250	0,8001	0,0910
<i>W</i> <sub>küme 6</sub>	0,0310	0,0835	0,0646	0,2028	0,0567	0,4957	0,0656

**Ek 6: MEREC Yöntemi-Medyan Bağlanım Kriterine Göre Ağırlık Değerleri**

FİRMA KODU	Cari Oran	Likidite Oranı	Kaldıraç Oranı	Stok Devir Hızı	Alacak Devir Hızı	ROE	ROA
<i>W</i> <sub>küme 1</sub>	0,0177	0,0150	0,1643	0,0099	0,5528	0,0290	0,2113
<i>W</i> <sub>küme 2</sub>	0,0739	0,0805	0,1292	0,1704	0,2248	0,1335	0,1877
<i>W</i> <sub>küme 3</sub>	0,0214	0,0581	0,0423	0,1166	0,1022	0,3234	0,3361
<i>W</i> <sub>küme 4</sub>	0,0525	0,1535	0,0213	0,1199	0,1507	0,2538	0,2483
<i>W</i> <sub>küme 5</sub>	0,0474	0,0514	0,0324	0,1955	0,1210	0,2365	0,3157
<i>W</i> <sub>küme 6</sub>	0,0664	0,0580	0,0501	0,0984	0,0237	0,3625	0,3409
<i>W</i> <sub>küme 7</sub>	0,0704	0,1380	0,0538	0,2658	0,0275	0,3050	0,1395



**Ek 8: WEDBA Yöntemi- Tam Bağlanım Kriterine Göre IS Değerleri**

KÜME 1		KÜME 2		KÜME 3		KÜME 4		KÜME 5		KÜME 6	
FİRMA KODU	IS DEĞERİ	FİRMA KODU	IS DEĞERİ	FİRMA KODU	IS DEĞERİ	FİRMA KODU	IS DEĞERİ	FİRMA KODU	IS DEĞERİ	FİRMA KODU	IS DEĞERİ
AKSA	0,2071	AEFES	0,0864	AKFGY	0,7137	AKSEN	0,1693	IPEKE	0,6513	AGHOL	0,1293
ALKIM	0,4248	BIMAS	0,6311	BERA	0,7511	ALGYO	0,6873	KOZAA	0,3487	ARCLK	0,5130
DOAS	0,1326	ENKAI	0,4455	DEVA	0,7311	ALARK	0,2156	KOZAL	0,7099	ASELS	0,8178
EGGEN	0,8709	EREGL	0,5721	ECILC	0,8165	BAGFS	0,1848			EKGYO	0,5763
ERBOS	0,3538	FROTO	0,6740	HEKTS	0,8779	BUCIM	0,3597			KCHOL	0,4984
GUBRF	0,0451	PGSUS	0,4098	NUGYO	0,6770	CEMTS	0,4638			KRDMD	0,3184
ISMEN	0,1242	TAVHL	0,5239	SELEC	0,8456	CIMSA	0,3156			MGROS	0,1816
JANTS	0,3642	TCELL	0,5141	PRKAB	0,7945	DOHOL	0,2817			PETKM	0,7165
KARTN	0,3534	TKFEN	0,5945	SNGYO	0,7073	GLYHO	0,0393			SAHOL	0,2827
LOGO	0,4101	TOASO	0,6148	TSPOR	0,1210	GOZDE	0,4318			SISE	0,5257
NTHOL	0,1531	TUPRS	0,5087	TUKAS	0,8110	GSDHO	0,5152			THYAO	0,3087
OYAKC	0,3052	ULKER	0,4508			KARSN	0,1051			TTKOM	0,3393
SASA	0,3589					KORDS	0,2797				
VESBE	0,3427					ODAS	0,1354				
VESTL	0,1094					OTKAR	0,4343				
YATAS	0,2410					TMSN	0,1814				
						TRGYO	0,3380				
						TTRAK	0,4628				

**Ek 9: WEDBA Yöntemi- Ortalama Bağlanım Kriterine Göre IS Değerleri**

KÜME 1		KÜME 2		KÜME 3		KÜME 4		KÜME 5	
FİRMA KODU	IS DEĞERİ	FİRMA KODU	IS DEĞERİ	FİRMA KODU	IS DEĞERİ	FİRMA KODU	IS DEĞERİ	FİRMA KODU	IS DEĞERİ
ALKIM	0,2727	AGHOL	0,0606	AKFGY	0,7381	IPEKE	0,6513	ARCLK	0,3979
AEFES	0,0632	AKSA	0,2693	BERA	0,7829	KOZAL	0,3487	ASELS	0,5927
BAGFS	0,0706	AKSEN	0,1523	JANTS	0,9069	KOZAA	0,7099	EREGL	0,5467
BIMAS	0,1882	ALGYO	0,6494	NUGYO	0,6963			FROTO	0,5215
DEVA	0,2018	ALARK	0,1920	PRKAB	0,8344			KCHOL	0,3286
DOAS	0,0949	BUCIM	0,3218	SELEC	0,8904			KRDMD	0,2929
EGEEN	0,5848	CEMTS	0,4155	SNGYO	0,7311			PGSUS	0,4752
ECILC	0,1604	CIMSA	0,2812	TSPOR	0,1493			PETKM	0,5262
ENKAI	0,1661	DOHOL	0,2519	TUKAS	0,8327			SAHOL	0,1257
ERBOS	0,2404	EKGYO	0,2918					SISE	0,4300
GUBRF	0,0553	GLYHO	0,0415					TAVHL	0,5223
HEKTS	0,2912	GOZDE	0,3869					TCELL	0,5468
ISMEN	0,1514	GSDHO	0,5065					THYAO	0,2133
KARTN	0,2327	KARSN	0,1002					TKFEN	0,4752
LOGO	0,2921	KORDS	0,2482					TOASO	0,5642
NTHOL	0,1530	MGROS	0,1047					TTKOM	0,2626
OYAKC	0,2449	ODAS	0,1366					TUPRS	0,3929
ULKER	0,7651	OTKAR	0,3985						
		SASA	0,4090						
		TMSN	0,1640						
		TRGYO	0,2997						
		TTRAK	0,4222						
		VESBE	0,4819						
		VESTL	0,2125						
		YATAS	0,3646						









