

T.C.  
DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ  
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ  
EKONOMETRİ ANABİLİM DALI  
EKONOMETRİ PROGRAMI  
DOKTORA TEZİ

**YÜKSEK DERECEDEKİ MOMENTLER VE ENTROPİYE  
DAYALI BULANIK PORTFÖY OPTİMİZASYONU**

Osman PALA

Danışman  
Prof. Dr. Mehmet AKSARAYLI

İZMİR - 2019

**DOKTORA**  
**TEZ ONAY SAYFASI**

**Üniversite** : Dokuz Eylül Üniversitesi  
**Enstitü** : Sosyal Bilimler Enstitüsü  
**Adı ve Soyadı** : OSMAN PALA  
**Öğrenci No** : 2013801690  
**Tez Başlığı** : Yüksek Dereceden Momentler ve Entropiye Dayalı Bulanık Portföy Optimizasyonu

**Savunma Tarihi** : 05/04/2019

**Danışmanı** : Prof.Dr.Mehmet AKSARAYLI

**JÜRİ ÜYELERİ**

<b><u>Ünvanı, Adı, Soyadı</u></b>	<b><u>Üniversitesi</u></b>	<b><u>İmza</u></b>
Prof.Dr.Mehmet AKSARAYLI	- Dokuz Eylül Üniversitesi	
Prof.Dr.İpek DEVECİ KOCAKOÇ	- Dokuz Eylül Üniversitesi	
Doç.Dr.Ali Rıza FİRUZAN	- Dokuz Eylül Üniversitesi	
Prof.Dr.Sibel SELİM	- Celal Bayar Üniversitesi	
Doç.Dr.Mehmet Emre GÜLER	- İzmir Katip Çeçebi Üniversitesi	

OSMAN PALA tarafından hazırlanmış ve sunulmuş olan bu tez savunmada başarılı bulunarak oy birliği ( ) / oy çokluğu ( ) ile kabul edilmiştir.

**Prof. Dr. Metin ARIKAN**  
**Müdür**

## YEMİN METNİ

Doktora tezi olarak sunduđum “**Yüksek Dereceden Momentler ve Entropiye Dayalı Bulanık Portföy Optimizasyonu**” adlı alıřmanın, tarafımdan, bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düřecek bir yardıma başvurmaksızın yazıldıđını ve yararlandıđım eserlerin kaynakada gösterilenlerden olduđunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmıř olduđunu belirtir ve bunu onurumla dođrularım.



.... / .... / 2019  
Osman PALA

**ÖZET**  
**Doktora Tezi**  
**Yüksek Dereceden Momentler ve Entropiye Dayalı Bulanık Portföy**  
**Optimizasyonu**  
**Osman PALA**

**Dokuz Eylül Üniversitesi**  
**Sosyal Bilimler Enstitüsü**  
**Ekonometri Anabilim Dalı**  
**Ekonometri Programı**

Portföy seçim problemi her dönem finansın ve yatırımın önemli bir konusu olmuştur. Problemin özü, belirli kriterler ve kısıtlamalar ile en iyi portföyü bulabilmektir. Kriterler ve kısıtlamalar yatırımcılara göre değişkenlik gösterebilmektedir. Fakat portföyün ana yapısını getiri ve risk ögeleri oluşturmaktadır. Markowitz tarafından tanımlanan Modern Portföy Teorisi'nde bu ögeler sırasıyla portföy ortalama ve varyansı ile ilişkilendirilmektedir. Modern Portföy Teorisi'ne göre karar verici, portföy riskini kendi aralarında pozitif korelasyona sahip olan hisse senetlerini birlikte portföye dahil etmeyerek düşürebilmektedir. Modern Portföy Teorisi'nin en önemli varsayımından bir tanesi ise serilerin normal dağılımasıdır. Hisse senetlerinin getiri serilerinin normal dağılmadığı durumlara literatürde yaygın olarak rastlanmaktadır. Normal dağılımın gözlenmediği ve yatırımcıların fayda fonksiyonlarının kuadratik yapıdan farklı olduğu durumlarda portföy optimizasyon sürecine çarpıklık ve basıklık gibi yüksek dereceden momentler katılabilmektedir. Sadece momentlere dayalı portföy modellerinin karşılaştığı en büyük problemlerden bir tanesi ise modellerin sıklıkla ürettiği, belirli hisse senetlerine yığılmanın bulunduğu köşe çözümlerdir. Ayrıca portföyler, gelecekteki getirileri politik kriz, finansal dalgalanmalar ve teknolojik gelişmeler gibi farklı olaylardan etkilenebilecek hisse senetlerinden oluşmaktadır. Portföy modelleri sadece geçmiş veriler kullanılarak oluşturulduğunda yapısal risk göz ardı edilmektedir. Bu problemleri çözebilmek için portföy modeline geçmiş verilerden bağımsız, doğal çeşitliliği sağlayan entropi fonksiyonları dahil edilmektedir. Fakat entropi fonksiyonları karar vericinin bakış açısından uzak ve diğer amaç fonksiyonlarına baskınlık kuran sonuçlar üretebilmektedir. Çalışmada yüksek dereceden momentler ve entropi fonksiyonlarından oluşan portföy modellerinin

performansı incelenmiştir. Bu amaçla dört farklı programlama yaklaşımı, dört farklı veri seti ve dört farklı entropi fonksiyonu üzerinden kurulan portföy modelleri ile araştırma yapılmıştır. Çalışmada literatüre katkı olarak, yüksek dereceden momentler ve entropinin portföy seçiminde kullanımı ilk defa detaylı incelenmiş ve portföy programlama yaklaşımlarında iki yeni öneri ve yeni bir bulanık entropi fonksiyonu tanımlaması yapılmıştır. Örneklem içi ve dışı yapılan portföy performans analizleri ile yüksek dereceden momentler ile entropi fonksiyonlarının birlikte kullanımının daha iyi sonuçlara yol açtığı saptanmıştır. Çalışmada getirilen öneriler sayesinde klasik modellerin sahip olduğu problemler olan, portföyde belirli hisse senetlerine yığılma, örneklem içinde fonksiyonlar arasında dengesizlik, yatırımcı tercihlerinin portföy modellerine yanlış aktarılması problemleri giderilmiş olup aynı zamanda gerçek finansal performansı yansıtan örneklem dışı performansta literatürde yer alan modellere kıyasla daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

**Anahtar Kelimeler: Portföy Optimizasyonu, Yüksek Dereceden Momentler, Entropi, Bulanık Mantık.**

**ABSTRACT**  
**Doctoral Thesis**  
**Doctor of Philosophy(PhD)**  
**Fuzzy Portfolio Optimization Based on Higher Moments and Entropy**  
**Osman PALA**

**Dokuz Eylül University**  
**Graduate School of Social Sciences**  
**Department of Econometrics**  
**Econometrics Program**

Portfolio selection problem has been an important issue of finance and investment in every period. The essence of the problem is to find the best portfolio with certain criteria and constraints. Criteria and constraints may vary according to investors. However, the main element of the portfolio is the return and risk items. In Modern Portfolio Theory defined by Markowitz, these items are associated with portfolio mean and variance, respectively. According to the Modern Portfolio Theory, the decision-maker can reduce the portfolio risk by not including the stocks that have positive correlation among themselves in the portfolio. One of the most important assumptions of Modern Portfolio Theory is the normal distribution of the series. The cases where the return series of stocks are not normally distributed are common in the literature. In cases where the normal distribution is not observed and the utility functions of investors are different from the quadratic structure, higher order moments such as skewness and kurtosis can be added to the portfolio optimization process. One of the biggest problems faced by portfolio models based on moments is the corner solutions which are frequently produced by the models and where there is an accumulation of certain stocks. In addition, portfolios consist of stocks that may be affected by different events such as future returns, political crisis, financial fluctuations and technological developments. When portfolio models are created using only historical data, structural risk is ignored. In order to solve these problems, the portfolio model includes entropy functions that provide natural diversity, independent of the historical data. However, entropy functions can produce results that are far from the decision maker's point of view and dominate other objective functions. In this study, the performance of portfolio models consisting of higher order moments and entropy functions are investigated. For this

purpose, four different programming approaches, four different data sets and four different entropy functions were established with portfolio models. As a contribution to the literature, the use of higher order moments and entropy in portfolio selection was examined in detail for the first time and two new suggestions and a new fuzzy entropy function were defined in portfolio programming approaches. It is observed that combined use of higher order moments and entropy functions yielded better results. With the suggestions presented in the study, the accumulation of certain stocks in the portfolio, the imbalance between the functions in the sample, the misinterpretation of the investor preferences to the portfolio models which are the problems of the classical models have been eliminated, and at the same time, non-sampling performance reflecting real financial performance has been achieved better than the models in the literature.

**Keywords: Portfolio Optimization, Higher Degree Moments, Entropy, Fuzzy Logic.**

# YÜKSEK DERECEDEDEN MOMENTLER VE ENTROPİYE DAYALI BULANIK PORTFÖY OPTİMİZASYONU

## İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI	ii
YEMİN METNİ	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	vi
İÇİNDEKİLER	viii
KISALTMALAR	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiv
TABLolar LİSTESİ	xv
GİRİŞ	1

## BİRİNCİ BÖLÜM PORTFÖY YÖNETİMİ

1.1. PORTFÖY ve YATIRIM	4
1.2. TEMEL PORTFÖY KAVRAMLARI	5
1.2.1. Portföy Kavramı	5
1.2.2. Portföy Beklenen Getiri	5
1.2.3. Portföy Riski	6
1.3. PORTFÖY SEÇİM PROBLEMİ	6
1.4. PORTFÖY SEÇİM PROBLEMİ ÜZERİNE ÇALIŞMALAR	7
1.4.1. Portföyde Farklı Tipte Amaçları Kullanan Çalışmalar	7
1.4.2. Portföyde Risk Seviyesini Araştıran Çalışmalar	8
1.4.3. Portföyde Farklı Risk Ölçütlerini Kullanan Çalışmalar	9
1.4.4. Portföyde Performans Değerlendirme Çalışmaları	11
1.4.5. Portföyde Parametre Tahmini Üzerine Çalışmalar	12
1.4.6. Çok Dönemli Portföy Seçimi Üzerine Çalışmalar	18
1.4.7. Portföyde Yüksek Dereceden Momentler Üzerine Çalışmalar	20
1.4.8. Portföyde Entropi Fonksiyonu Üzerine Çalışmalar	21
1.4.9. Portföyde Doğrusal Programlama Üzerine Çalışmalar	21
1.4.10. Portföyde Hedef Programlama Üzerine Çalışmalar	23



1.4.11. Portföyde Doğrusal Olmayan Programlama Çalışmaları	24
1.4.12. Portföyde Bulanık Mantık Üzerine Çalışmalar	26
1.4.13. Portföyde Sezgisel Algoritmalar Üzerine Çalışmalar	28
1.4.14. Portföyde Çok Kriterli Karar Verme Üzerine Çalışmalar	31
1.4.15. Portföy Seçimi Çalışmalarına Genel Bakış	32
1.5. MODERN PORTFÖY TEORİSİ	36
1.5.1. Modern Portföy Teorisi Beklenen Getiri Oranı	37
1.5.2. Modern Portföy Teorisinde Risk	38
1.5.3. Modern Portföy Teorisinde Optimizasyon	39
1.5.4. Modern Portföy Teorisi Varsayımları	40
1.5.5. Modern Portföy Teorisine Yapılan Eleştiriler	41
1.6. PORTFÖY SEÇİMİNDE YÜKSEK MOMENTLER	41
1.6.1. Portföy Çarpıklık	42
1.6.2. Portföy Basıklık	43
1.6.3. Yüksek Dereceden Momentlerin Varsayımları	44
1.7. PORTFÖY SEÇİMİNDE ENTROPİ FONKSİYONU	45
1.7.1. Shannon Entropi	46
1.7.2. Gini-Simpson Entropi	46
1.7.3. Yager Entropi	46
1.7.4. Bulanık Yager Entropi	47
1.8. PORTFÖY OPTİMİZASYON MODELLERİ	48
1.8.1. Ortalama Varyans Modeli	50
1.8.2. Ortalama Varyans Çarpıklık Modeli	52
1.8.3. Ortalama Varyans Çarpıklık Basıklık Modeli	54
1.8.4. Ortalama Entropi Modeli	56
1.8.5. Ortalama Varyans Entropi Modeli	57
1.8.6. Ortalama Varyans Çarpıklık Entropi Modeli	58
1.8.7. Ortalama Varyans Çarpıklık Basıklık Entropi Modeli	60
1.9. PORTFÖY PERFORMANS DEĞERLENDİRME	61
1.9.1. Portföy Performans Ölçütleri	62
1.9.2. Kayan Pencere Yöntemi	64

## İKİNCİ BÖLÜM

### BULANIK MANTIK

2.1. MANTIK KAVRAMI	65
2.2. BELİRSİZLİK KAVRAMI	65
2.3. BULANIK MANTIK KURAMI	67
2.4. BULANIK KÜMELER	68
2.4.1. Bulanık Küme Gösterimi	69
2.4.2. Üyelik Fonksiyon Kısımları	70
2.4.3. Üyelik Fonksiyon Tipleri	71
2.4.3.1. Üçgen	72
2.4.3.2. Yamuk	72
2.4.3.3. Sigmoidial	73
2.4.3.4. Gaussian	74
2.4.4. Üyelik Derecelerinin Atanması	74
2.4.5. Bulanık Küme Özellikleri	75
2.4.6. Bulanık Küme İşlemleri	76
2.5. BULANIK SAYILAR	76
2.5.1. Bulanık Sayının $\alpha$ Kesimi	77
2.5.2. Bulanık Sayı Toplama İşlemi	78
2.5.3. Bulanık Sayı Çıkarma İşlemi	78
2.5.4. Bulanık Sayı Çarpma İşlemi	79
2.5.5. Bulanık Sayı Bölme İşlemi	79
2.6. BULANIK BAĞINTILAR	79
2.7. BULANIKLAŞTIRMA	80
2.8. DURULAŞTIRMA	80
2.8.1. En Büyük Üyelik İlkesi	81
2.8.2. Sentroid Yöntemi	81
2.8.3. Ağırlıklı Ortalama Yöntemi	81
2.8.4. Ortalama En Büyük Üyelik	82
2.8.5. Toplamların Merkezi	82
2.8.6. En Büyük Alanın Merkezi	83
2.8.7. En Büyük İlk veya Son Üyelik Derecesi	83
2.9. SÖZEL EŞİKLER	84
2.9.1. Daraltma	84
2.9.2. Genişletme	85
2.9.3. Yoğunlaştırma	85
2.10. BULANIK ÇIKARIM KURALLARI	86

2.11. GRAFİK ÇIKARIM TEKNİKLERİ	87
---------------------------------	----

## **ÜÇÜNCÜ BÖLÜM ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYON**

3.1. ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYON ÇÖZÜM METOTLARI	88
3.2. AĞIRLIKLİ TOPLAM YAKLAŞIMI	88
3.3. HEDEF PROGRAMLAMA	91
3.3.1. Polinomsal Hedef Programlama	92
3.3.2. Değiştirilmiş Polinomsal Hedef Programlama	95
3.3.3. Bulanık Hedef Programlama	95

## **DÖRDÜNCÜ BÖLÜM AMPİRİK ANALİZ**

4.1. KULLANILAN VERİ SETLERİ	99
4.1.1. Veri Seti 1	100
4.1.2. Veri Seti 2	100
4.1.3. Veri Seti 3	101
4.1.4. Veri Seti 4	101
4.2. PORTFÖY OPTİMİZASYON SÜRECİ	102
4.2.1. Portföy Modellerinin Oluşturulması	102
4.2.2. Ağırlıklı Toplam Yaklaşımı ile Çözüm	104
4.2.3. Polinomsal Hedef Programlama ile Çözüm	114
4.2.4. Değiştirilmiş Polinomsal Hedef Programlama ile Çözüm	123
4.2.5. Bulanık Hedef Programlama ile Çözüm	133
4.3. METOT ve MODELLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ	143
SONUÇ	150
KAYNAKÇA	154

## KISALTMALAR

<b>MPT</b>	Modern Portföy Teorisine
<b>OVM</b>	Ortalama-Varyans Modeli
<b>OVÇM</b>	Ortalama-Varyans-Çarpıklık Modeli
<b>OVÇBM</b>	Ortalama-Varyans-Çarpıklık-Basıklık Modeli
<b>PHP</b>	Polinomsal Hedef Programlama
<b>HP</b>	Hedef Programlama
<b>BHP</b>	Bulanık Hedef Programlama
<b>ATY</b>	Ağırlıklı Toplamsal Yaklaşım
<b>DPHP</b>	Değiştirilmiş Polinomsal Hedef Programlama
<b>SVFM</b>	Sermaye Varlık Fiyatlama Modelini
<b>KRMD</b>	Koşullu Riske Maruz Değer
<b>RMD</b>	Riske Maruz Değer
<b>BIST-30</b>	Borsa İstanbul 30 Endeksi
<b>ÇKKV</b>	Çok Kriterli Karar Verme
<b>ELECTRE</b>	Elimination and Choice Translating Reality
<b>PROMETHEE</b>	The Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluation
<b>TOPSIS</b>	İdeal Çözüme Dayalı Sıralama Tekniği
<b>VIKOR</b>	Çok Kriterli Optimizasyon Ve Uzlaşık Çözüm
<b>OO</b>	Ortalama Oranı
<b>VO</b>	Varyans Oranı
<b>ÇO</b>	Çarpıklık Oranı
<b>BO</b>	Basıklık Oranı
<b>ED</b>	Entropi Değeri
<b>EAM</b>	Eşit Ağırlıklı Model
<b>OEM</b>	Ortalama Entropi Modeli
<b>OVEM</b>	Ortalama Varyans Entropi Modelini
<b>OVÇEM</b>	Ortalama-Varyans-Çarpıklık Entropi Modeli
<b>OVÇBEM</b>	Ortalama-Varyans-Çarpıklık-Basıklık Entropi Modeli
<b>SR</b>	Sharpe Oranı
<b>MADR</b>	Ortalama Mutlak Sapma Oranı
<b>ASR</b>	Çarpıklık İçin Düzeltilmiş Sharpe Oranı
<b>ASKR</b>	Çarpıklık ve Basıklık İçin Düzeltilmiş Sharpe Oranı

<b>SSR</b>	Sortino Satchell Oranı
<b>FTR</b>	Farinelli-Tibiletti Oranı
<b>MSR</b>	Modifiye Edilmiş Sharpe Oranı
<b>PT</b>	Portföy Değişim Oranı



## ŞEKİLLER LİSTESİ

<b>Şekil 1:</b> Modern Portföy Teorisi Sonrası Portföy ve Hisse Senedi Seçimi Alanında Yapılan Çalışmalar	s.35
<b>Şekil 2:</b> Portföy Etkin Sınır	s.37
<b>Şekil 3:</b> Bulanık Yager Entropi Fonksiyonunun Bulanık Sağa Dayalı Üyelik Fonksiyonu	s.47
<b>Şekil 4:</b> Ortalama Varyans Etkin Sınır	s.52
<b>Şekil 5:</b> Küme Karakteristik Fonksiyonları (a) Klasik ve (b) Bulanık Gösterimi	s.68
<b>Şekil 6:</b> Normal Hız İçin Üyelik Dereceleri (a) Klasik ve (b) Bulanık Gösterimi	s.69
<b>Şekil 7:</b> Venn Diyagram Gösterimi ile Klasik(a) ve Bulanık(b) Kümeler	s.70
<b>Şekil 8:</b> Bulanık Küme Üyelik Fonksiyon Kısım Gösterimi	s.71
<b>Şekil 9:</b> Bulanık Küme Üçgen Üyelik Fonksiyonu	s.72
<b>Şekil 10:</b> Bulanık Küme Yamuk Üyelik Fonksiyonu	s.72
<b>Şekil 11:</b> Bulanık Küme Sigmodial Üyelik Fonksiyonu	s.73
<b>Şekil 12:</b> Bulanık Küme Gaussian Üyelik Fonksiyonu	s.74
<b>Şekil 13:</b> Ülkelerin Ekonomik Durumu Bulanık Alt Kümeler	s.74
<b>Şekil 14:</b> İşlem Sürelerinin Bulanık Üyelik Gösterimi	s.77
<b>Şekil 15:</b> Bulanık Sayı İçin $\alpha$ Kesimi	s.77
<b>Şekil 16:</b> En Büyük Üyelik İlkesi Gösterimi	s.81
<b>Şekil 17:</b> Sentroid Yöntemi Gösterimi	s.81
<b>Şekil 18:</b> Ağırlıklı Ortalama Yöntemi Gösterimi	s.82
<b>Şekil 19:</b> Ortalama En Büyük Üyelik Gösterimi	s.82
<b>Şekil 20:</b> Toplamların Merkezi Gösterimi	s.83
<b>Şekil 21:</b> En Büyük Alanın Merkezi Gösterimi	s.83
<b>Şekil 22:</b> En Büyük İlk veyahut Son Üyelik Derecesi Gösterimi	s.84
<b>Şekil 23:</b> Bulanık Üyelik Fonksiyonunun Daraltılması	s.85
<b>Şekil 24:</b> Bulanık Üyelik Fonksiyonunun Genişletilmesi	s.85
<b>Şekil 25:</b> Bulanık Üyelik Fonksiyonunun Yoğunlaştırılması	s.86

## TABLolar LİSTESİ

<b>Tablo 1:</b> Portföy Optimizasyonunda Entropi ve Yüksek Momentlerin Birlikte Kullanımı	s.36
<b>Tablo 2:</b> MPT Beklenen Getiri oranı Parametreleri	s.38
<b>Tablo 3:</b> MPT Risk Oranı Parametreleri	s.39
<b>Tablo 4:</b> Portföy Çarpıklık Parametreleri	s.43
<b>Tablo 5:</b> Portföy Basıklık Parametreleri	s.44
<b>Tablo 6:</b> Portföy Entropi Fonksiyon Parametreleri	s.48
<b>Tablo 7:</b> Portföy Optimizasyon Modellerinde Kullanılan Notasyonlar	s.49
<b>Tablo 8:</b> Veri Seti 1 İçin Özet İstatistikler	s.100
<b>Tablo 9:</b> Veri Seti 2 İçin Özet İstatistikler	s.101
<b>Tablo 10:</b> Veri Seti 3 İçin Özet İstatistikler	s.101
<b>Tablo 11:</b> Veri Seti 4 İçin Özet İstatistikler	s.102
<b>Tablo 12:</b> Portföy Model ve Modellerde Yer alan Amaç Fonksiyonlarının Değerleri	s.103
<b>Tablo 13:</b> Amaç Fonksiyonları İçin Ortalama İdeal Değerler	s.104
<b>Tablo 14:</b> ATY Metodu ile Veri Seti 1 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.104
<b>Tablo 15:</b> Veri Seti 1 İçin ATY Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.106
<b>Tablo 16:</b> ATY Metodu ile Veri Seti 2 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.107
<b>Tablo 17:</b> Veri Seti 2 İçin ATY Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.108
<b>Tablo 18:</b> ATY Metodu ile Veri Seti 3 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.109
<b>Tablo 19:</b> Veri Seti 3 İçin ATY Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.111
<b>Tablo 20:</b> ATY Metodu ile Veri Seti 4 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.112
<b>Tablo 21:</b> Veri Seti 4 İçin ATY Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.113
<b>Tablo 22:</b> PHP Metodu ile Veri Seti 1 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.114
<b>Tablo 23:</b> Veri Seti 1 İçin PHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.116
<b>Tablo 24:</b> PHP Metodu ile Veri Seti 2 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.117

<b>Tablo 25:</b> Veri Seti 2 İçin PHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.118
<b>Tablo 26:</b> PHP Metodu ile Veri Seti 3 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.119
<b>Tablo 27:</b> Veri Seti 3 İçin PHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.120
<b>Tablo 28:</b> PHP Metodu ile Veri Seti 4 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.121
<b>Tablo 29:</b> Veri Seti 4 İçin PHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.123
<b>Tablo 30:</b> DPHP Metodu ile Veri Seti 1 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.124
<b>Tablo 31:</b> Veri Seti 1 İçin DPHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.126
<b>Tablo 32:</b> DPHP Metodu ile Veri Seti 2 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.127
<b>Tablo 33:</b> Veri Seti 2 İçin DPHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.128
<b>Tablo 34:</b> DPHP Metodu ile Veri Seti 3 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.129
<b>Tablo 35:</b> Veri Seti 3 İçin DPHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.130
<b>Tablo 36:</b> DPHP Metodu ile Veri Seti 4 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.131
<b>Tablo 37:</b> Veri Seti 4 İçin DPHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.133
<b>Tablo 38:</b> Amaç Fonksiyonları İçin Ortalama Alt Limit Değerler	s.134
<b>Tablo 39:</b> BHP Metodu ile Veri Seti 1 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.134
<b>Tablo 40:</b> Veri Seti 1 İçin BHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.135
<b>Tablo 41:</b> BHP Metodu ile Veri Seti 2 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.136
<b>Tablo 42:</b> Veri Seti 2 İçin BHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.138
<b>Tablo 43:</b> BHP Metodu ile Veri Seti 3 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.139
<b>Tablo 44:</b> Veri Seti 3 İçin BHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.140



<b>Tablo 45:</b> BHP Metodu ile Veri Seti 4 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri	s.141
<b>Tablo 46:</b> Veri Seti 4 İçin BHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri	s.142
<b>Tablo 47:</b> ATY Metoduna Göre Modellerin Veri Setlerindeki SR Sıralaması	s.143
<b>Tablo 48:</b> PHP Metoduna Göre Modellerin Veri Setlerindeki SR Sıralaması	s.144
<b>Tablo 49:</b> DPHP Metoduna Göre Modellerin Veri Setlerindeki SR Sıralaması	s.146
<b>Tablo 50:</b> BHP Metoduna Göre Modellerin Veri Setlerindeki SR Sıralaması	s.147
<b>Tablo 51:</b> Metotların Veri Setlerine Göre SR Performansı	s.148
<b>Tablo 52:</b> OVÇBEM'de Entropi Fonksiyonlarının SR Performansı	s.148

## GİRİŞ

Portföy seçimi dünyada yatırım ve finansmanın doğuşundan beri hep ilgi çekici bir konu olmuştur. Farklı finansal kriterler kullanılarak, sektörel veya kendine özgü risklere sahip finansal araçlar olan hisse senetlerine sermayenin optimum bir şekilde bölüştürülmesi portföy optimizasyonu olarak ifade edilmektedir. Portföyün genel kabul görmüş ana değerlendirme öğeleri getiri ve risk fonksiyonlarından oluşmaktadır. Markowitz (1952) tarafından ortaya atılan ve çağdaş portföy analizlerinin temel olarak ele aldığı Modern Portföy Teorisi (MPT) risk ve getiriyi portföyün varyansı ve ortalaması ile ele almaktadır. MPT'nin önerisi olan ortalama-varyans modeli (OVM), esas olarak hisse senetlerine ait geçmiş periyottaki getiri serilerinin normal dağılışa uygun olduğunu ve ayrıca piyasada bulunan yatırımcıların fayda fonksiyonlarının yapısının kuadratik olduğunu varsaymaktadır. Fakat MPT'nin yukarıda belirtilen varsayımlarının geçersiz olduğu durumlarla gerçek hayatta sıklıkla karşılaşmakta ve bu durum portföy seçim literatüründe yoğun olarak yer almaktadır. Son dönemde MPT varsayımlarının geçersizliği nedeniyle yüksek dereceden momentleri portföy optimizasyonuna dahil eden ortalama-varyans-çarpıklık modeli (OVÇM) ve ortalama-varyans-çarpıklık ve basıklık modeli (OVÇBM) gibi modelleri esas alan çalışmalar artmaktadır.

Portföy optimizasyonunda kullanılan yüksek dereceden moment olarak adlandırılan portföy fonksiyonları, portföyün anlamlı yayılım göstermesine sıklıkla izin vermemekte ve çoğunlukla birkaç hisse senetinde riskli yoğunlaşmalara neden olabilmektedir. Finansal kriz dönemlerinde iyi çeşitlendirilmiş portföyler daha az riske sahip olmaktadır. Portföyde sadece geçmiş verileri kullanarak yapılan çeşitlendirme gelecekteki belirsizliklere göre çeşitlendirmeye izin vermemekte fakat portföy optimizasyonunda entropi fonksiyonunun kullanımı gelecekteki belirsizliği modele ekleyebilmektedir. Çeşitli entropi ölçütü kullanan çalışmalar incelendiğinde portföy seçiminde performans ölçütleri bakımından entropi fonksiyonlarının farklılık gösterdiği gözlenmiştir. Entropi fonksiyonlarının tipi portföy elde edilme sürecinde önemlidir. Çalışmada önerilen bulanık entropi fonksiyonu ile portföy seçim modeline esneklik katılmış ve karar vericinin çeşitliliğe bakış açısı modele eklenebilmiştir. Belirsizlik, fonksiyonun bulanıklık özelliği ile modele daha etkin bir şekilde dahil edilmiştir.

Portföy seçim aşamasında OVM'ye çarpıklık ve basıklığın dahil edilmesi problemi çözümü daha zor olan doğrusal olmayan çok amaçlı programlama

problemi haline getirmekte ve anlamlı sonuç elde etmeyi OVM'ye kıyasla zor hale getirmektedir. OVÇBM kullanılarak elde edilen portföy seçiminde amaç fonksiyonları olan yüksek dereceden momentlerin ihtiva ettiği ölçek problemi, fayda fonksiyonu veya basit toplamsal modelin kullanımını, yarattığı karar vericilerin seçimlerini verimli bir yapıda optimizasyon sürecine transfer edememe sorunu nedeniyle zorlaştırmakta ve çıkan sonuçların tatmin düzeyleri düşük olabilmektedir (Kemalbay ve diğerleri, 2011: 43). OVÇM ve OVÇBM ile portföy seçim problemi doğrusal olmayan farklı ölçekleri ve hedefleri olan amaç fonksiyonlarını aynı anda en iyilemeye çalışan yeni metotlar ile çözülmeye başlanmıştır. Tüm momentlerin tekil en iyi çözümlerinden ölçekleri doğrultusunda sapmayı minimize etmeyi hedefleyen Polinomsal Hedef Programlama (PHP) yeni metotların en bilinenlerindedir. Hedef programlama (HP) tekniğinin doğrusal olan fonksiyonlarını polinomsal fonksiyonlara dönüştüren PHP özellikle OVÇBM ile portföy seçiminde çoğunlukla kullanılan bir tekniktir. PHP portföy seçiminde fonksiyon hedef değerlerinden üstel sapmaların toplamını minimize etmekle uğraşır. PHP'nin en önemli avantajı karar verici yapısı ve düşüncelerine göre amaç fonksiyonlarının önem değerlerinin değiştirilebilmesidir. Fakat PHP'deki önceliklendirmede portföy seçiminde bulunan veri setine göre istenmeyen durumlarla karşılaşılabilir. Örneğin, varyans ve basıklık fonksiyonlarının daha büyük olduğu OVÇBM, eşit önemli OVÇBM'ye kıyasla daha düşük varyans ve basıklığa sahip portföy seçimi yapması beklenirken bu durumun tam tersi çıktılar üretebilmektedir. Problemi aşabilmek için tarafımızca Değiştirilmiş Polinomsal Hedef Programlama (DPHP) önerilmiştir.

Karar vericilerin düşüncelerini, kullandığı Bulanık Mantık yapısıyla modele daha verimli transfer edeceği düşünülen ve çalışmada tarafımızca önerilen ikinci programlama yaklaşımı olan Bulanık Hedef Programlama (BHP) ile bulanık hedefler tekil en iyi fonksiyon değerlerini alırken tolerans limitleri ise en kötü fonksiyon değerleri olarak belirlenmiştir. Tiwari ve diğerleri (1987) tarafından önerilmiş olan BHP'nin toplamsal yaklaşımı ve klasik PHP modeli kullanılarak yüksek dereceden momentler değerlerinin ölçek farklılıklarından etkilenmeyen ve karar verici seçimlerini doğru ölçüde modele aktaran önerimiz olan BHP yaklaşımı portföy seçiminde ilk kez tarafımızca kullanılmıştır.

Çalışmada örnek veri setleri, BIST-30 Endeksi ve Amerikan hisse senedi piyasalarından elde edilerek portföy seçim probleminde önerilen ortalama varyans çarpıklık basıklık ve entropi modeli (OVÇBEM), bulanık entropi fonksiyonu ve önerilen BHP ve DPHP yaklaşımlarının sonuçları örneklem içi ve dışı test edilip

çeşitli portföy model sonuçları bilinen portföy değerlendirme araçlarıyla karşılaştırılmıştır. Karar verici seçimlerine göre önerilen fonksiyon ve modellerin klasik modellere göre daha iyi çıktılar ürettiği saptanmıştır.

Birinci bölümde, portföy yönetimi, MPT ve yüksek dereceden momentler ile entropi fonksiyonları ve bu fonksiyonlar ile kurulan portföy optimizasyon modelleri üzerinde durulmuştur. Ayrıca önerilen bulanık entropi fonksiyonu tanıtılmıştır.

İkinci bölüm içerisinde, bulanık mantık tanıtılmış ve bulanık matematik üzerinden bulanık kümeler, üyelik fonksiyonları, bulanık bağıntılar ve bulanık aritmetik işlemler ve tüm bunların kullanıldığı durulaştırma, bulanıklaştırma ve bulanık çıkarım incelenmiştir.

Üçüncü bölümde, çok amaçlı optimizasyon yöntemleri olan ağırlıklı toplamsal yaklaşım (ATY), HP, BHP, PHP ve DPHP üzerinde durulmuş ve bu yöntemlerin portföy optimizasyonunda kullanılmaya uygun modelleri tanıtılmıştır.

Son bölümde ise dört farklı veri seti ile önerilen fonksiyonlar ve yöntemlere göre oluşturulan modellerin çözümleri verilmiş ve çıkan çözüm değerleri karşılaştırılmıştır. Portföy optimizasyonunda amaç fonksiyonlarının ve çözüm yaklaşımlarının gerçek finansal sonuca etkisi test periyodu ile değerlendirilmiştir.

Çalışmanın literatüre katkısı ise dört farklı şekilde gerçekleşmiştir;

- Literatüre ilk katkı, portföy seçiminde daha önce birlikte kullanılmamış olan OVÇBEM ile örneklem dışı portföy performansını geliştirebilmek için detaylı bir şekilde ilk defa çalışılmasıdır. Sonuç olarak önerilen OVÇBEM ile örneklem dışı performans diğer modellere göre oldukça artmıştır.
- Literatüre ikinci katkı ise tarafımızca önerilen ve oluşturulan Bulanık Entropi fonksiyonudur. Bu sayede OVÇBEM'de yer alan yüksek dereceden momentler ile Bulanık entropi, portföy örneklem içinde fonksiyonlar arasında ilk defa denge sağlanabilmiştir.
- Literatüre üçüncü katkı olarak ise tarafımızca önerilen DPHP programlama yaklaşımı ile yapılmış olup bu sayede yatırımcı tercihleri doğru bir şekilde portföy seçim sürecine dahil edilmiştir. Sonuçlara bakıldığında ağırlıklandırılmış modeller istenen çıktıları etkin bir şekilde sağlamıştır ve PHP'deki ağırlıklandırma problemi tamamen giderilmiştir.
- Tezin literatüre dördüncü katkısı ise BHP yönteminin portföy seçim süreci için orijinal bir yaklaşımla uyarlanmasıdır. Sonuçlar incelendiğinde portföy örneklem içi performanslarda fonksiyonlar arası denge diğer metotlara kıyasla oldukça etkin bir şekilde sağlanabilmiştir.

## BİRİNCİ BÖLÜM

### PORTFÖY YÖNETİMİ

#### 1.1. PORTFÖY ve YATIRIM

Belirli veya tahmini bir vadede beklenen, hedeflenen bir değere sahip olmak için eldeki değerden feragat etmek olarak tanımlanabilecek yatırım kavramı, kısaca daha fazla değer umuduyla riskli ya da risksiz unsurlara finansal kaynak sağlamaktır. Yatırımın bir türü olan finansal yatırımlar fiziksel olarak bulunmayan ve gelecek vadede alacak ya da ortaklık hakkı sunan resmi ve parasal değeri bulunan belgelerdir (Karan, 2004: 3).

Finansal enstrümanlar olan Hazine Bonosu, Repo, Varlığa Dayalı Menkul Kıymet, Mevduat Sertifikası, Finansman Bonosu, döviz opsiyonları, Devlet Tahvili, şirket tahvilleri ve hisse senetlerine yapılan yatırımlar finansal yatırım olarak adlandırılmaktadır. Hisse senedi ise hisse senedi piyasasına tabi anonim şirketlere ait ortaklık hakkı veren pay hisseleridir (Karan, 2004: 23-24).

Hisse senedi piyasasında işlem yapan başlıca iki tip yatırımcı bulunmaktadır. Bunlar uzun vadeli yatırımı düşünen, planlayan ve buna göre karar veren gerçek yatırımcılar ve kısa vadeli spekülatif fiyat değişimlerinden para kazanmayı hedefleyen spekülâtörlerdir. Birinci tip gerçek yatırımcılar genellikle düşük riskle mümkün olan en iyi kazancı sağlayacak, hisse senedi odaklı olmaktan çok hisse senetlerinin bileşiminden meydana gelen portföye ilgi gösterirler. İkinci tip spekülâtörler ise belirli bir hisse senedinin fiyat değişimini tahminlemek suretiyle işlem yaparlar (Karan, 2004: 25).

Hisse senedi piyasalarında tek bir hisse senedine yatırım yaparak, hisse senedine ait tüm riski göze almak mantıklı bir hareket değildir. Risksiz devlet tahvili ya da riski düşük bir hisse senedi iyi getiri sağlamazken, iyi getiri beklenen hisse senedi de yüksek risksiz olamaz. Yatırımın farklı getiri beklentisine sahip hisse senetlerine bağlanması suretiyle oluşacak portföy, riski azaltan ve yeterli düzeyde getiriyi öngören bir varlık olacaktır. Bu nedenle finansal yatırımcılar en iyi portföy bileşimini sağlayan portföy optimizasyonu problemine odaklanmışlardır (Kabakçı, 2013: 13).

Çok sayıda hisse senedinden eldeki kısıtlı bilgi ve yatırımcının beklentilerine göre belirli oranlarda yatırım aracı seçmek zor ve uzmanlık gerektiren bir faaliyettir. Sadece hangi hisse senedini seçmek değil aynı zamanda “hangisinden”, “hangi

miktarda” ve “hangisiyle beraber”, sorularına da yanıt vermek gerekir. Ayrıca yatırımcı, portföy seçim sürecinde yatırım enstrümanı tipine, yatırım beklentisine, yatırım riskine ve yatırım vadesine de karar vermelidir.

## **1.2. TEMEL PORTFÖY KAVRAMLARI**

Portföy yönetimi ve seçiminde portföy olgusu, portföy oluşturma süreci, portföyü oluşturan öğeler, karar vericiler, portföyün beklenen getirisi ve riski önemli kavrayış gerektiren etmenlerdir.

### **1.2.1. Portföy Kavramı**

Portföy, belirli amaçları gerçekleştirmek isteyen kişi veya grubun, yatırımcı sıfatıyla sahip olduğu, çeşitli menkul kıymetlerden meydana gelen, ağırlıklı olarak hisse senedi, tahviller gibi menkul kıymetlerden ve finansal türev ürünlerden oluşan, birbirleriyle bağlantısı olan ve kendine ait ölçülebilir nitelikleri ve parametreleri olan yeni bir yapıdır (Demirtaş ve Güngör, 2004: 103).

Portföyler portföy seçiminde özne olarak yer alır. Hisse senetleri belirli ağırlıklarıyla portföyün girdisi iken yatırımcının odaklanması gereken seçimin öznesi değillerdir. Önemli olan portföyün performansdır (Francis ve Kim, 2013: 1). Yatırımcı üstlendiği piyasa risk ve belirsizliğini azaltma adına en az iki adet finansal enstrümana risk ve getiri özelliklerine göre para bağladığında adı portföy olan bir varlığa sahip olurlar (Kabakçı, 2013: 13).

### **1.2.2. Portföy Beklenen Getiri**

Yatırımdan belirli bir dönem sonunda elde edilen kara getiri denirken, portföyü oluşturan menkul kıymetlerin beklenen getirilerinin portföydeki ağırlığı nispiinde ortalaması alınması sonucu portföy beklenen getirisi hesaplanmaktadır (Demirel, 2012: 46-48).

Bir hisse senedinin getiri oranı dönem sonu değerinin (satış), dönem başı değerinden (alış) çıkartılması ve farkın dönem başı değere bölünmesiyle elde edilir. Portföyün getiri oranı ise benzer işlemin hisse senetlerinin ağırlığı kullanılarak hesaplanmasından ibarettir (Francis ve Kim, 2013: 2).

Çok sayıda birbiriyle belirli bağlantılara sahip hisse senetlerinden oluşan portföye sahip kişiler ve kurumlar için bir hisse senedinin fiyat değişimi çok önemli olmamakta, fakat portföyün toplam fiyat değişimi getiri oranını belirlemektedir (Karan, 2004: 142).

### **1.2.3. Portföy Riski**

Farklı tanımları olan portföy riski, iki tarih arasındaki portföy değerinin değişimini ifade ettiği gibi, portföy değerinin, piyasa değişimlerine ya da belirsiz olaylara bağlı olarak gelecekteki değerinin değişkenliğini ifade etmektedir (Artzner ve diğerleri, 1999: 205).

Beklenen getiri portföyde bulunan hisse senetlerinin ağırlıklı ortalamasından müteşekkilen, portföyün riski portföydeki hisse senetlerinin tekil risklerinin ortalamasından daha düşüktür. Portföydeki ters fiyat değişimlerine sahip hisse senetleri birbirlerinin riskini portföyün içinde törpüleyerek portföy oluşturmanın gerekli nedenini oluşturmaktadırlar (Karan, 2004: 143).

Portföy çeşitlendirmede ne kadar çok sayıda hisse senedi olursa hisse senedinden kaynaklı firma riski bir başka deyişle sistematik olmayan risk düşmekte ve portföy toplam riski pazar riski kadar olabilmektedir. Pazar riski sistematik bir risk olup ekonominin, siyasetin ve piyasa dışı unsurların genel gidişatından etkilenmektedir (Karan, 2004: 156-158).

### **1.3. PORTFÖY SEÇİM PROBLEMİ**

Geleneksel portföy yönetiminde farklı sektörlerde bulunan ve getirileri arasındaki ilişkilere bakılmaksızın basit örnekleme ile seçilen hisse senetleri ile borsada etkin ve çeşitlendirilmiş bir portföy elde edileceği ileri sürülmüştür. Burada önemli olan yatırımcının tecrübesi ve sezgilerine güvenerek portföy seçimini oluşturmasıdır. Ne var ki bu yaklaşım sübjektif yapıya sahip olup hisse senetleri fiyatları arasındaki hareketin eşliğine önem vermemektedir (Kabakçı, 2013: 18).

MPT'nin kurucusu sayılan Harry S. Markowitz, 1952 yılında yayınladığı "Portföy Seçimi" başlıklı makalesinde, yatırımcıların oluşturduğu portföyde yer alan menkul kıymetlerin, belirli risk seviyelerinde mümkün olan maksimum getiri oranının nasıl sağlanacağı hakkında bilgi vermiştir. İlk defa portföy seçim problemini matematiksel model ile ifade eden MPT ile portföy seçiminde yatırımcının hisse

senetlerinin fiyatlarının deęişim süreçlerine ve eş deęişimlerine odaklanması, sistematik olmayan firma riskini oldukça düşüren ve toplam riski pazar riskine yaklaştıran bir sonuç verebilmektedir.

#### **1.4. PORTFÖY SEÇİM PROBLEMİ ÜZERİNE ÇALIŞMALAR**

Markowitz (1999) tarihli çalışmasında 1600-1960 yılları öncesi portföy seçim problemi alanında yapılan çalışmalara değinmiştir. Roy (1952) çalışmasıyla MPT yaklaşımına benzer bir konuya değindiğini ve alana çok önemli katkı verdiğini ifade etmiştir. Ayrıca Tobin'in (1958) yaptığı çalışmayla portföy optimizasyon alanına önemli katkıda bulunduğunu belirtmiştir.

Elton ve Gruber (1997) çalışmalarında modern portföy teorisinin geçmişten günümüze değin gelişimini incelemiş ve yeni çalışmalara fikir kaynağı olacak yolları aydınlatmışlardır. Steinbach (2001) modern portföy teorisinin çok geniş literatür çalışmasını yapmıştır. Kolm, Tütüncü ve Fabozzi (2014) portföy seçimini çok geniş çaplı ele almışlardır ve portföy seçim probleminin geleceğine dair ipuçlarını ortaya koymuşlardır.

##### **1.4.1. Portföyde Farklı Tipte Amaçları Kullanan Çalışmalar**

Portföy optimizasyonunda farklı tipte amaç ve kısıt fonksiyonları ile yapılan çalışmalar; Sharpe (1964) portföy modellemesi ve hisse senedi seçiminde çok önemli bir yaklaşım olan sermaye varlık fiyatlama modelini (SVFM) ortaya atmıştır. Black ve Scholes (1973) çalışmalarında optimal dinamik fiyat belirleme stratejileri ile hisse senedi fiyatlama modelini geliştirmiş ve çalışmaları opsiyon fiyatlamada önemli bir dönüm noktası olmuştur. Vasicek (1977) çalışmasında piyasa dengesinin hisse senedi fiyatlamasında ve portföy seçiminde etkisini araştırmıştır. Fama ve French (2004) SVFM ile ilgili uygulamalı bir çalışma yapmışlardır. Black (1993a) ve (1993b) çalışmalarında sırasıyla beta ve getiri arasındaki ilişkiyi bu konu hakkında yapılan çalışmalara değinerek incelemiş ve beklenen getirinin tahminlemesi üzerinde durmuştur. Kallberg ve Ziemba (1983) çalışmalarında farklı tipte fayda fonksiyonları ile portföy seçimini incelemişlerdir. Derigs ve Marzban (2009) tarafından yapılan çalışmada İslami portföy optimizasyonu için İslami hassasiyeti öne alan kısıtlarla portföy modellemesi kullanarak elde edilen modellerin potansiyeli tartışılmıştır. Bertrand (2010) tarafından yapılan çalışmada ek kısıt ile portföy optimizasyonu için



izlenim hata kısıtı ile portföy seçimi ile karşılaştırma için kullanılan portföy ile sonuçlar değerlendirilmiştir. Kallsen ve Muhle-Karbe (2010) tarafından yapılan çalışmada alış satış maliyetli portföy optimizasyonu için dualite teorisi ile fayda maksimizasyonu ile logaritmik ve oransal fayda fonksiyonları için uygun çözümler elde edilmiştir. De Oliveira, De Paiva, Lima, Balestrassi ve Mendes (2011) elektrik sektöründe portföy optimizasyonu için Koşullu Riske Maruz Değer (KRMD) ve çekicilik fonksiyonunu kullanmışlar ve etkin sonuçlar elde edilmiştir. Filomena ve Lejeune (2012) çok büyük ölçekli portföy seçim probleminde oransal alış satış maliyeti ile olasılıksal portföy optimizasyonu için konveks programlama ile etkin sonuçlar elde etmişlerdir. Utz, Wimmer, Hirschberger ve Steuer (2014) tarafından yapılan çalışmada üç kritere göre portföy seçiminde etkin alan bulunmuştur. Sosyal sorumluluk kriteri modele eklenmiştir. Cumova ve Nawrocki (2014) yukarı ve aşağı yönlü riske göre portföy seçiminde yukarı ve aşağı riski bir fayda fonksiyonu olarak ele almışlardır. Dört farklı model türetmişlerdir. Björk, Murgoci ve Zhou (2014) risk duyarlılığını siyasi duruma göre ayarlayan portföy seçim modelini ortalama varyans yaklaşımı ile oluşturmuşlardır. Fulga (2016) kayba duyarlı portföy seçiminde yeni bir fonksiyon ve portföy seçim modeli önermiştir. Amadini, Gabbrielli ve Mauro (2016) kısıt tabanlı portföy seçiminde kısıt tatminli model ile kısıt optimizasyonu ile etkin çözüm elde etmişlerdir.

#### **1.4.2. Portföyde Risk Seviyesini Araştıran Çalışmalar**

Portföy seçiminde risk seviyesinin etkisini araştıran çalışmalar; Pratt (1964) farklı tipte yatırımcının riske duyarlılığını ve ortaya çıkan sonuçları fayda fonksiyonu temelli hisse senedinde araştırmıştır. Lintner (1965) hisse senedi piyasasında yatırım araçlarını fiyatlama ile ilgili çalışmasında hangi riskli yatırımın tercih edilmesi gerektiğini araştırmıştır. Lintner (1970) çalışmasında fayda fonksiyonu ile market riski, yatırımcının riske duyarlılığını ve riskin fiyatını modellemiştir. Hanoch ve Levy (1969) fayda teorisi risk ölçütlerinden yararlanarak riske duyarlılığın portföy seçiminde etkinliğe etkisini araştırmışlardır. Duncan (1977) çalışmasında çok değişkenli risk duyarlılığını farklı ölçekler ile değerlendirmiştir. Huberman ve Ross (1983) riske duyarlılık ve farklı getiri yaklaşımlarını çeşitli fayda fonksiyonları ile modelleyerek portföy seçiminde incelemişlerdir. Epstein (1985) riske duyarlılığı çeşitli fayda fonksiyonları ile modellemiş ve ortalama varyans analizinde kullanmıştır. Jewitt (1987) riske duyarlılığı fayda fonksiyonu ile modelleyerek portföy

seçiminde etkisini araştırmıştır. Jewitt (1989) farklı seviyelerde riskli yatırımın sonuçlarını incelemiştir. Holt ve Laury (2002) getiri beklentisi düşükken riske duyarlılığın arttığını yüksek getiri beklentisi içinde ise azaldığını bulmuşlardır.

### 1.4.3. Portföyde Farklı Risk Ölçütlerini Kullanan Çalışmalar

Portföy optimizasyonunda farklı risk ölçütleri kullanılarak portföy seçimi yapılan çalışmalar; Mossin (1966) hisse senetleri fiyatlarını piyasa dengesi bağlamında incelemiştir. Riski piyasa değerinin değişim miktarının hisse senetlerindeki etkisi olarak gözlemlemiştir. Stone (1973) sıklıkla kullanılan dört risk ölçütü olan varyans, yarı varyans, mutlak sapma ve belirli bir hedef değerden daha aşağıda getirinin olma olasılığının iki parametrelili farklı risk ölçütünün özel durumları olarak tanımlamıştır. Bu sayede sapmaların ağırlıkları belirli değerlere göre değişebilmektedir. Fishburn ve Burr Porter (1976) riskli ve risksiz yatırım araçlarını farklı getiri ve risk hedefleri ile beraber kullanarak sonuçları analiz etmişlerdir. Price, Price ve Nantell (1982) portföy seçiminde hisse senedi getirilerinin dağılımı lognormal olduğunda aşağı yönlü risk ile varyans arasındaki farkı ortaya koymuşlardır. Fishburn (1977) çalışmasında stokastik baskınlık ile riski modellemiş ve ortalama risk yaklaşımında belirli bir ortalama değerine göre sonuç elde edilmiştir. Uryasev (2000) portföy optimizasyonunda KRMD yaklaşımını önermiştir. Bawa (1978) birinci dereceden stokastik baskınlığı kullanarak güvenlik öncelikli modeli geliştirmiş ve önerdiği modelle portföy seçimi gerçekleştirmiştir. Harlow ve Rao (1989) portföy seçimi ve hisse senedi fiyatlamada risk ölçütü olarak alt kısmi momentleri kullandıkları modellerini ortaya atmışlardır. King (1993) belirsizliğin bulunduğu piyasada asimetric risk ölçütü ile portföy seçimini önermiştir. Brier, Kerstens ve Lesourd (2004) portföy etkinliğini ölçmek için etkinlik geliştirme olabirlik fonksiyonunu geliştirmişlerdir. Portföy ve tahsis etkinliği ve yatırımcıların riskten kaçınma durumları ile ilgili bilgi vermektedir. Dualite, gölge fiyatlar ve duyarlılık ile parametrik programlamadan yararlanmışlardır. DiTraglia ve Gerlach (2013) aşağı yönlü kuyruk bağımlılığının büyük kayıpları tespit etmede önemli bir ölçü olduğunu iddia etmişlerdir. Diğer risk ölçütlerinden bağımsız olduğunu savunmuşlardır. Barberis (2013) aşağı ve yukarı yönlü riske karşı kişilerin duyarlılığını incelemiş ve beklenti teorisi ile ilgili geniş literatür taraması yapmıştır. Shefrin ve Statman (2000) pozitif davranışsal teori ile iki katmanlı portföy modeli geliştirmişlerdir. Birincide düşük risk ile kayıptan kaçınma varken diğerinde yüksek risk ile büyük getiri

hedeflenmiştir. Baumann ve Trautmann (2013) küçük yatırımcı için kar payı dağıtımını ve alış satış maliyetini dikkate alan bir portföy seçim modeli önermişlerdir. Estrada (2001) gelişmekte olan ülkelerin hisse senedi piyasalarında SVFM ve betalardan ziyade aşağı yönlü riskin daha iyi bir risk tahminleyicisi olduğunu iddia etmiştir. Post ve van Vliet (2006) 3. derece stokastik baskınlık ilkesi ile aşağı yönlü risk ölçütlerini değerlendirmişler ve küçük hisselerin büyük artışlarını yakaladıklarını iddia etmişlerdir. Çarpıklık tercihinden bahsedilmiştir. Ogryczak ve Ruszczynski (1999) portföy seçiminde stokastik 2. derece üstünlüğe göre yarı sapmalarla belirli hedef değerlerinin altında olma riskini beraber kullanmıştır. Szegö (2002) tarafından portföy risk ölçütleri değerlendirilmiş, KRMD ve kapulalar önerilmiştir. Kleinman ve Norton (2009) portföy riskini tanımlayarak, doğrusal olmayan regresyon modelinde risk ölçütü tanımlamışlardır. Biglova, Ortobelli, Rachev ve Stoyanov (2004) tarafından hisse senetleri ve portföylerde ağır kuyruklu dağılışı getirilerde yeni bir risk ölçütü tanımlanmış olup önemli risk ölçütlerini ayrıntılı incelemişlerdir. Rachev, Ortobelli, Stoyanov, Fabozzi ve Biglova (2008) farklı risk konseptlerini yatırımcıya göre uyarlayarak denemiştir. Riske yatırımcının karar verdiğini iddia etmişlerdir. Klos ve Weber (2006) portföy seçiminde dinamik risk ölçütü oluşturarak riskin güncellendiği bir yapı meydana getirmişlerdir. Ahmed, Çakmak ve Shapiro (2007) ortalama-mutlak sapma ve KRMD risk ölçütlerini stok modellerinde beraber kullanmışlardır. Ben-Tal ve Teboulle (2007) geliştirdikleri optimize edilmiş kesinlik denkliği konveks risk ölçütlerinde test ederek yeni risk ölçütü oluşturmada uygun olduğu sonucuna varmışlardır. Khemchandani ve Chandra (2014) portföy optimizasyonunda parametrik olmayan etkinlik temelli yaklaşım sunmuşlardır. Kar fonksiyonunun duali olan kayıp fonksiyonu ile etkinlik takas sınırı oluşturmuşlardır. Dhaene ve diğerleri (2004) farklı risk ölçütleri olan KRMD, belirli kayıp değeri, beklenen kayıp gibi ölçütleri beraber toplayarak rassal değişken olarak değerlendirmiştir. Dhaene, Vanduffel, Goovaerts, Kaas, Tang, ve Vyncke (2006) farklı risk ölçütleri KRMD, belirli kayıp değeri, beklenen kayıp, riske maruz değer (RMD) gibi iç bükey ölçütleri beraber toplayarak rassal değişken olarak değerlendirmişlerdir. Frittelli ve Rosazza (2002) portföy optimizasyonu için dış bükey risk ölçütleri tanımlamıştır. Ortobelli, Rachev, Stoyanov, Fabozzi ve Biglova (2005) portföy seçiminde kullanılmak üzere güvenlik risk ölçütleri ve yayılım risk ölçütlerini tanımlayıp senaryolara uygun risk tanımı yapmışlardır. Chetty ve Szeidl (2007) portföy optimizasyonunda güvenlik risk ölçütü, moment, yayılım, gürültü ve krize uygun senaryolar oluşturmuşlardır. Baker ve Filbeck (2014) portföy seçimi ve

finansal yatırımlarda risk yönetimini detaylı incelemişlerdir. Artzner ve diğerleri (1999) portföy seçim sürecinde dört farklı risk ölçütünün birlikte kullanımını değerlendirmiştir. Cont, Deguest ve He (2013) portföy optimizasyonunda kayıp tabanlı risk ölçütlerinin performanslarını değerlendirmişlerdir. Chekhlov, Uryasev ve Zabarankin (2005) aşağı yönlü düşüş ölçütü geliştirme için koşullu aşağı yönlü düşüş ölçütü ve diğer benzer ölçütlerin karşılaştırılması ile örnek problemde benzer değerler elde etmişlerdir. Bäuerle ve Müller (2006) stokastik ve konveks dereceden risk ölçütlerinin tutarlılığını incelemişlerdir. Stokastik baskınlık derecesine göre risk ölçütlerinin değerlendirilmesi ile sınırların risk ölçütleri olarak kullanılabileceğini ileri sürmüşlerdir. Chen ve Wang (2008) aşağı ve yukarı yönlü riskin farklı değerlendirildiği yeni bir risk ölçütü ile portföy optimizasyonu için ortalama varyans asimetric kuyruk modeli ile daha etkin sonuçlar elde etmişlerdir. Krzemienowski (2009) RMD ve KRMD kombinasyonu ile elde ettiği koşullu ortalama risk ölçütü ile portföy optimizasyonu için dualite ve kümülatif beklenti teorisi ile karma tam sayılı programlama ile çözüm elde etmişlerdir. Reveiz ve León (2008) farklı risk ölçütü ile portföy seçimi için maksimum aşağı iniş ile portföy optimizasyonu gerçekleştirerek uzun dönemde yöntemin başarılı olduğunu ifade etmişlerdir. Goh, Lim, Sim ve Zhang (2012) asimetric getirilere göre portföy seçimi için kısmi RMD minimizasyonu ile robust olasılıklı RMD ölçütünü elde etmişlerdir. Serban, Stefanescu ve Ferrara (2013) OVM ile ortalama RMD modelini karşılaştırılmıştır. İki aşamalı OVM ile ortalama RMD ve iki aşamanın beraber bulunduğu iki model önermişlerdir. Gerçek verilerle uygulama yapıp sonuçları elde etmişlerdir. Bruni, Cesarone, Scozzari ve Tardella (2015) doğrusal risk ve getiri tanımlayarak portföy seçim modelinde kullanmışlardır. Mainik, Mitov ve Rüschenndorf (2015) tarafından yapılan çalışmada günlük veri ve büyük çaplı portföy seçimi için ekstrem risk endeksi ile çok değişkenli ekstrem değer teorisi altında büyük kaybı minimize etmek amaçlanmış ve ağır kuyruklu dağılımlarda klasik yöntemlere göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. AlMahdi (2015) piyasa endeksine bağımlı portföy seçiminde smart beta ile aşağı ve yukarı yönlü harekete duyarlı model elde edilmiştir.

#### **1.4.4. Portföyde Performans Değerlendirme Çalışmaları**

Portföy performans değerlendirmeleri ile ilgili yapılan çalışmalar; Treynor (1965) portföy performanslarının nasıl değerlendirilmesi gerektiğini tartışmış ve ortaya kendi adını taşıyan Treynor indeksini atmıştır. Sharpe (1966) kendi adıyla

anılan portföy beklenen getiri oranının portföy standart sapmasına bölümünden elde edilen Sharpe oranını portföy performans değerlendirmesi için önermiştir. Jensen (1968) Uzun dönemdeki portföylerin performanslarına odaklanmış ve Jensen performans indeksini portföy performans değerlendirmesinde kullanmış ve önermiştir. Friend ve Blume (1970) belirsizlik altında portföy performanslarını değerlendirmişlerdir. Fama (1972) seçilen portföyün performansını etkileyen faktörleri incelemiş ve portföy performans ölçütlerini tanımlamıştır. Mato (2005) portföy optimizasyonunda risk ölçütlerinin karşılaştırılması için çok sayıda örnekle risk ölçütlerinin performansını ölçmüştür. Eski ve yeni risk ölçütlerinin farklı portföyler oluşturduğunu gözlemlemiştir. Hübner (2005) portföy performans ölçütlerini detaylı incelemiş ve Genelleştirilmiş Treynor indeksi üzerinde yoğunlaşmıştır. Farinelli ve Tibiletti (2008) Sharpe rasyosunu portföy performans ölçümünde eleştirmişler ve yeni bir portföy performans rasyosu önermişlerdir. Farinelli, Ferreira, Rossello, Thoeny ve Tibiletti (2008) farklı tipte portföy performans ölçülerine göre portföyleri değerlendirmişlerdir. Farinelli, Ferreira Rossello, Thoeny ve Tibiletti (2009) portföy seçiminde kullanılmak üzere yeni bir portföy performans ölçütü önermiş ve klasik rasyolar ile kıyaslama yapmışlardır. Zakamouline ve Koekebakker (2009) portföy performans değerlendirmesinde sadece ortalama ve varyansa göre şekillenmiş Sharpe tipi ölçütleri farklı fonksiyonlara göre genellemiştir. Rodriguez-Moreno ve Perra (2013) farklı risk ölçütlerinin performanslarını hisse senedi piyasasında portföy seçimi özelinde değerlendirmişlerdir. Caporin, Jannin, Lisi ve Maillet (2014) portföy performans ölçütlerini dört farklı sınıflandırma altında detaylı bir şekilde incelemişlerdir. Ardia ve Boudt (2015) Sharpe tipindeki portföy performans ölçütlerini karşılaştırmışlardır.

#### **1.4.5. Portföyde Parametre Tahmini Üzerine Çalışmalar**

Portföy optimizasyonunda parametrelerin farklı metotlarla tahminlenmesi ile çözüm elde edilen çalışmalar; Engle (1982) genelleştirilmiş otoregresif koşullu değişen varyans ile varyans tahminlemesi gerçekleştirmiştir. Jorion (1992) çalışmasında ortalama varyans değerlerinin ölçüm hatalı olduğundan bahsetmiş ve parameter tahmini için simulasyon metodunu önermiştir. Chopra ve Ziemba (1993) gözlem ve periyot uzunluğuna bağlı tahminlenen ortalama ve varyans kovaryans matrislerindeki hatanın portföy seçimine etkisini tartışmışlardır. Byrne ve Lee (2004) portföy getiri ve riski için Monte Carlo ile parametre tahmini yapılmıştır. Gaivoronski

ve Pflug (2005) ortalama- RMD ile etkin sınır hesaplama için sapmaları dikkate almayan yaklaşık RMD hesaplama tekniği uygulamışlardır. RMD ve KRMD ile standart sapma ölçüm değerlerini karşılaştırmışlardır. Papp, Pafka, Nowak ve Kondor (2005) kovaryans matris hesaplamasında filtreleme prosedürü kullanımı için simulasyon yolu ile kovaryans matrisi hesaplama ile portföy optimizasyonunda kovaryans matris tahminlemesi yapmışlardır. Rieder ve Bäuerle (2005) tek hisse senedine odaklanmış portföy seçimi için markov süreci ile filtre teorisi ile tahminleme yapmıştır. Dombrovskii, Dombrovskii ve Lyashenko (2005) çoklu gürültü ile portföy optimizasyonu için tahminleyici yöntem ile tahminleyici kontrol stratejileri üretmişlerdir. Callegaro, Di Masi ve Runggaldier (2006) süreksiz piyasalarda eksik bilgi ile portföy optimizasyonu için logaritmik ve üstel fayda maksimizasyonu ile denklem sistemleri çözülerek optimum strateji elde etmişlerdir. Dombrovskii, Dombrovskii ve Lyashenko (2006) kesikli karar değişkenleri üzerinden portföy optimizasyonu ve stokastik denklemler ile rassal parametre tahmini ve hisseler üzerinde hacim kısıtı ile çözüm elde etmişlerdir. Xu, Luh, White, Ni ve Kasiviswanathan (2006) tarafından elektrik sektöründe risk yönetimi için portföy optimizasyon modeli önerilmiş ve uygun çözüm ve yatırım önerileri elde edilmiştir. Xia ve Yan (2006) dengesiz piyasalarda portföy optimizasyonu için ortalama varyans etkinlik sınırı ile riske duyarsız ölçüt arasında dualite ilişkisi kurmuşlardır. Çalışmada Levy süreç modeli ile örnek verilmiştir. Di Nunno, Meyer-Brandis, Oksendal ve Proske (2006) Levy sürecini takip eden piyasada portföy optimizasyonu ve stokastik diferansiyel denklemler ile daha fazla bilgiye göre logaritmik fayda fonksiyonu ile sonuçlar elde etmişlerdir. Lakner ve Nygren (2006) geometrik Brownian hareketli riskli hisselerle portföy optimizasyonu ile faizi dikkate alan tüketim oranını ve nihai kaybı aşağı yönlü riskle kısıtlayan fayda fonksiyonlu optimizasyon modeli önermişlerdir. Pang (2006) tarafından yapılan çalışmada fiyatların logaritmik Brownian hareketi izlediği ifade edilmiştir. Dinamik programlama ile optimal yatırım kontrol stratejisi önermişlerdir. Bielecki ve Jang (2006) kapalı form portföy optimizasyonu ile kapalı form çözümü-stokastik kontrol süreci için duyarlılık analizleri yapmışlardır. Labbé ve Heunis (2007) portföy optimizasyonunda varyansı minimize etme amaçlanmıştır. Eşlenik dualite ile belirli zaman aralığında optimizasyon yapılmıştır. Hisse senet fiyatları Ito süreci ile modellenmiş ve dual çözüm elde edilmiştir. Edirisinghe ve Zhang (2007) tarafından yapılan çalışmada firmaların finansal durumlarına göre Veri Zarflama Analizi ile değerlendirme yaparak portföy oluşturma için göreceli finansal güç göstergesi hesaplayarak hisselerin gelecek

fiyatı tahminlenmiştir. Rassal örnekleme ve yerel arama ile görelî finansal güç göstergesi kullanılarak portföy oluşturulmuştur. Pirvu (2007) RMD kısıtı ile portföy optimizasyonu için üstel Brownian hareketi ile seriler tanımlanmış ve logaritmik olmayan fayda fonksiyonu ile deterministik olarak problem çözülmüştür. Korn ve Steffensen (2007) en kötü durum senaryosuna göre portföy optimizasyonunu incelemişlerdir. Stokastik kontrol süreci ile fonksiyonları hara logaritmik ve üstel fayda olarak ele almışlardır. Bäuerle ve Rieder (2007) tek hisseden oluşan piyasayı incelemişlerdir. Markov modifiyeli Poisson süreci ile tanımladıkları getiriyi tahminlemişlerdir. Sıçramaları yakalamaya çalışmışlardır. Liu ve Wu (2007) elektrik üretim firmalarının risk yönetimi için çeşitlendirme ve kazanç risk üzerinden optimizasyon ile piyasaya uygun veriler ışığında sonuçlar elde etmişlerdir. Miller ve Ruzczyński (2008) getirilerin birleşik kesikli dağılışa sahip olduğu portföy optimizasyonu için sıfır toplamlı oyun ve konveks optimizasyon ile düzeltilmiş risk ölçütü önermişlerdir. Michaud ve Michaud (2008) Monte Carlo yöntemi ile yeniden örnekleme portföy optimizasyonu için hata tahminlemesinde yeniden örnekleme etkinliği metodu kullanarak optimizasyon yapmış ve Bayesyen tabanlı model önermişlerdir. Muthuraman ve Zha (2008) alış satış maliyetli portföy optimizasyonu için uzun dönemli tahminleme, simulasyon ile klasik sonuçlarla karşılaştırma yapmışlardır. Tola, Lillo, Gallegati ve Mantegna (2008) korelasyon matrisinin güvenirliliğini incelemişlerdir. Kümeleme analizi ile güvenirliliği arttırmışlardır. Filtreleme ve Bootstrap metodunu kullanmışlardır. Buckley, Saunders ve Seco (2008) iki farklı tipte çok değişkenli normal dağılışa sahip getiri modeli ile ortalama varyans ile etkin sınır elde etmişlerdir. Sharpe ölçütü yerine doğrusal olmayan bir fonksiyon önerilmiştir. Würtz, Chalabi, Chen ve Ellis (2009) tarafından yapılan çalışmada dirençli portföy optimizasyonu ve kovaryans tahmini için robust ve shrinkage tahminleyiciler kullanılmıştır. Gerçeğe daha yaklaşık çözümler üretilmiştir. Lindberg (2009) Brownian hareketi ile portföy optimizasyonu için Black Scholes modifikasyonu önermişler ve eşit ağırlıklı portföye göre daha iyi sharpe oranı elde etmişlerdir. Zhu ve Fukushima (2009) KRMD ile en kötü durum senaryosu için portföy seçiminde robust programlama ve Monte Carlo simulasyonu kullanarak doğrusal programlama ile ikinci dereceden konik programlama çözümlerini karşılaştırmışlardır. Liu (2009) tarafından yapılan çalışmada yüksek frekanslı verilerle portföy seçimi için tahminleme ile elde edilen sonuçlar alış satış maliyetlerine dirençli çıkmıştır. De Miguel, Garlappi, Nogales ve Uppal (2009) tahminleme hatası ile portföy optimizasyonu için Shrinkage ve Bayesyen

tahminleme ile klasik yöntemler arasında karşılaştırma yapmışlardır. Bade, Frahm ve Jaekel (2009) Bayesyen çerçevede portföy seçimi için zaman serisi süreci izleyen günlük verilerle tahminleme ile elde edilen portföy seçim sonuçlarını klasik yöntemlerden çıkan sonuçlarla karşılaştırmışlardır. Bäuerle ve Rieder (2009) sürekli zamanda portföy optimizasyonu için markov karar süreci ve parçalı deterministik markov süreci ile maksimum fayda fonksiyonu açısından çözüm elde etmiştir. Guastaroba, Mansini ve Speranza (2009) portföy optimizasyonunda senaryo oluşturma tekniklerinin incelenmesi için parametrik ve parametrik olmayan yöntemler ile getiri serilerinin elde edilmesi ve optimizasyon ile en kötü koşullu beklenti modeli ile alış satış maliyetli çözüm elde etmişlerdir. Freitas, De Souza ve de Almeida (2009) kısa dönemli portföy problemi için tahminleme tabanlı optimizasyon için yapay sinir ağları ile getiri serisine dayalı tahminleme ile ortalama varyans modeli ve market endeksine göre daha iyi sonuç elde etmişlerdir. Bai ve Wong (2009) portföy optimizasyonunda rassal matris teorisini kullanmışlardır. Getiriler düzeltmiş bootstrap tahmini ile öngörülmüştür. Tutarlı tahminleyiciler ve simulasyon ile yeterli düzeyde çözüm elde etmişlerdir. Hu ve Kercheval (2010) tarafından yapılan çalışmada t dağılımı ile portföy seçimi için etkin sınırdaki portföylerin elde edilmesi ile farklı istatistiksel dağılımlara göre sonuçların karşılaştırılması yapılmıştır. Schafer, Nilsson ve Guhr (2010) gürültülü verilerle portföy optimizasyonu için güç görünümü haritası ile gürültülerden arındırılmış tarihsel verilerle OVM ile farklı metotlarla kombinasyonunu gerçekleştirmişlerdir. Bai, Liu ve Wong (2010) tahminlenmiş verilerle portföy seçimi için bootstrap tahminleyicisi ile veri düzeltme yoluyla pratik olarak uygulanabilecek sonuçlar elde etmişlerdir. Natarajan, Sim ve Uichanco (2010) dağılışa odaklı portföy seçimi için robust beklenen fayda ile risk modellemesi yoluyla en kötü durum için uygun sonuçlar elde etmişlerdir. Still ve Kondor (2010) istatistiksel öğrenme ile portföy seçimi için düzenleme metodu ile tahminleme hatalarından arınmış gerçekçi portföyler elde etmiştir. Sereda ve diğerleri, (2010) farklı risk ölçütleri ile portföy seçimi için dağılım ve fonksiyonlar ile tanımlanan risk ölçütlerine göre modeller ile yeni asimetric risk ölçütleri önermişlerdir. Huang, Zhu, Fabozzi ve Fukushima (2010) belirsiz dağılımda portföy optimizasyonu için görece robust KRMD ile en kötü durum optimizasyonu yoluyla çoklu uzman ile robust portföy oluşturmuşlardır. Tong, Qi, Wu ve Zhou (2010) KRMD ile portföy optimizasyonu için düzeltilmiş sıralı kuadratik programlama ile doğrusal programlama sonuçları arasında karşılaştırma yapmışlardır. Pantaleo, Tumminello, Lillo ve Mantegna (2010) tahminlenen matris ile portföy seçimi için istatistiksel



metotlar ile çok sayıda yöntem karşılaştırmışlardır. Øksendal ve Sulem (2011) tarafından yapılan çalışmada belirsiz parametre içeren portföy seçiminde markov süreci ile oyun teorisi kullanımı iyi sonuçlar vermiştir. Hatami, Seifi ve Sheikh-El-Eslami (2011) tarafından elektrik portföy seçim problemi için KRMD kısıtı kullanılmış ve karma tam sayılı stokastik model ayrışım tekniği ile dal sınır metodu kullanılarak problem çözülmüştür. Lai, Xing ve Chen (2011) tarafından tahminlemeye dayalı portföy seçimi için simülasyon yoluyla esnek modelleme ile iyi sonuç elde edilmiştir. Ma, MacLean, Xu ve Zhao (2011) tarafından markov rejim değişim çerçevesinde portföy seçimi için bayesyen bilgi kriteri ile doğrusal programlama yoluyla örnekten alınan değerlerle sonuçlar elde edilmiştir. Zymler, Rustem ve Kuhn (2011) tarafından robust portföy seçimi için en kötü duruma göre garantici yaklaşım ile sonuca etkiler değerlendirilmiştir. Lim, Shanthikumar ve Vahn (2011) tarafından KRMD ile portföy optimizasyonu için KRMD ortalama, ortalama varyans modelleri karşılaştırılmış, hata tahminleri ve şişman kuyruklar nedeniyle iyi sonuç vermemiştir. Kim, Giacometti, Rachev, Fabozzi ve Mignacca (2012) özel bir dağılışa göre portföy optimizasyonu için marjinal RMD kısıtı ile yeni bir risk ölçütü önermişlerdir. Pirvu ve Schulze (2012) tarafından davranışsal portföy seçimi için eliptik dağılışlı OVM yoluyla farklı fayda fonksiyonları ile problem çözülmüştür. Kim ve Viens (2012) alış satış maliyetli portföy optimizasyonu için Monte Carlo metodu ile stokastik volatilité parçacık filtreleme algoritmasını kullanmışlardır. Huo, Kim ve Kim (2012) robust kovaryans tahminine dayalı portföy seçimi için Monte Carlo simülasyonu ile minimum varyans ve optimal model sonuçları elde etmişlerdir. Barros, Haas ve Martínez (2012) tahminlenen risk ve portföy seçimi için Black Litterman modelini geliştirmişler ve çeşitlendirilmiş, etkin portföy elde etmişlerdir. Leung, Ng ve Wong (2012) bootstrap düzeltilmiş verilerle portföy optimizasyonu için ortalama varyans modeli ile  $p$  hisse senedi sayısı bölü  $n$  gözlem değeri oranının önemli olduğunu ve bu oran küçük olursa tarihsel değerlerin kullanışlı olmakta olduğunu bulmuş ve ifade etmişlerdir. Boubaker ve Sghaier (2013) tarafından kopula ile portföy seçimi için KRMD kısıtı yoluyla uzun dönemli hafıza ile iyi sonuçlar elde edilmiştir. Behr, Guettler ve Miebs (2013) tarafından kısıtlı portföy seçimi için shrinkage ile minimum varyans ile çözümler elde edilmiş ve sonuçlar sharpe oranı ile test edilmiştir. Kakouris ve Rustem (2014) tarafından KRMD kısıtına göre portföy seçimi için robust optimizasyon ile kopula kullanarak etkin sonuçlar elde edilmiştir. Capponi ve Figueroa (2014) rejim değişikliğinde portföy seçiminde dinamik programlama yoluyla logaritmik fayda fonksiyonu ile sonuç elde etmişlerdir. Bichuch ve Sturm (2014)

tarafından portföy seçiminde dualite teorisi ile farklı bakış açıları yakalayıarak sonuçlar elde edilmiştir. Levy ve Levy (2014) tarafından parametre tahminli portföy seçiminde varyans kısıtlı optimizasyon ile on adet farklı model sonucu kıyaslanmıştır. Fu, Wei ve Yang (2014) rejim değişikliğine göre portföy seçiminde markov zinciri ve dinamik programlama yaklaşımı ile tek dönemli kadar güvenceli çok dönemlik portföy elde etmişlerdir. Becker, Gürtler ve Hibbeln (2015) tarafından yapılan çalışmada getiri tahminlemeye dayalı ve klasik portföy seçimi karşılaştırılmasında simulasyon ve OVM sadece OVM'den daha iyi sonuç vermiştir. Kempf, Korn ve Sabning (2015) tarafından kovaryans matrisi tahminine dayalı portföy seçiminde tahminleyicilere dayalı optimizasyon ile daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Belak, Menkens ve Sass (2015) tarafından en kötü duruma göre portföy seçiminde oransal alış satış maliyetli stokastik kontrol yaklaşımı ile kriz döneminde iyi sonuçlar elde edilmiştir. Qin (2015) tarafından belirsizliği örnek kovaryans matrisi ile gideren portföy seçimi için rassallık ve belirsizlik beraber kullanılmıştır. Kolay çözülebilen etkin bir metot önermişlerdir. Babaei, Sepehri ve Babaei (2015) kopula ile getiri dağılımlarını yapılandıran portföy seçiminde çok amaçlı karma tam sayılı model ile evrimsel algoritma önermişlerdir. Fouque, Sircar ve Zariphopoulou (2015) getiri tahminine dayalı portföy seçiminde stokastik volatilité modeli ile üstel fayda fonksiyonlu model önermişlerdir. Doan, Li ve Natarajan (2015) getiri tahminine dayalı portföy seçiminde bileşik çok değişkenli dağılım ile robust optimizasyon önermişlerdir. Lim ve Quenez (2015) sıçrama riskine dayalı portföy optimizasyonu stokastik kontrol modeli tam ve kısmi bilgiye göre sonuç elde etmişlerdir. Gülten ve Ruszczyński (2015) günlük verilerle portföy seçiminde simülasyon ve zaman serisi modeli ile senaryo bazlı yöntem ile çözüm elde etmişler ve iki aşamalı model daha iyi sonuçlar vermiştir. Gutjahr ve Pichler (2016) tarafından stokastik portföy seçiminde çok amaçlı programlama ile çok değişkenli stokastik baskınlığa göre portföy elde edilmiştir. Krzemienowski ve Szymczyk (2016) tarafından kopula ile çok değişkenli rassal değişkenli portföy seçiminde kopula tabanlı KRMD kısıtı ile etkin sonuçlar elde edilmiştir. Varga-Haszonits, Caccioli ve Kondor (2016) replikasyon ile tahmine dayalı portföy seçiminde replica metodu ile klasik yöntemler karşılaştırılmıştır. Wang, Glynn ve Ye (2016) tarafından bayesyen portföy seçiminde en olabirli robust optimizasyon için belirsizlik modellenmiştir. Qin (2017) rassal bulanık ortamda portföy seçiminde rassal bulanık ortalama mutlak sapma ile rassal bulanık simulasyon ve simulasyon tabanlı genetik algoritma ile çözüm elde etmişlerdir.

#### 1.4.6. Çok Dönemli Portföy Seçimi Üzerine Çalışmalar

Çok dönemli portföy seçimi alanında yapılan çalışmalar; Merton (1969) uzun soluklu ve sürekli portföy seçiminde ortalama ve riski modelleyerek hisse senedi seçiminde bulunan model önermiştir. Hakansson (1971) çok dönemli portföy seçimini ortalama varyans modelini baz alarak gerçekleştirmiştir. Dantzig ve Infanger (1993) çok dönemli portföy seçiminde çok aşamalı stokastik doğrusal programlama modelini önermişlerdir. Östermark (1996) portföy seçiminde risk ve getiriyi bulanık sayılar ile tanımlamıştır. Dinamik çok dönemli portföye bulanık doğrusal model ile çözüm elde edilmiştir. Yiu (2004) RMD'yi dinamik ve sürekli bir kısıt olarak ele almış ve dinamik programlama ile portföy seçim probleminde çözüme ulaşmışlardır. Kleindorfer ve Li (2005) türev bazlı enstrümanlar ve hisse senetleri ile portföy optimizasyonu için RMD kısıtı ile elektrik sektöründe portföy seçiminde periyoda yönelik RMD kısıtı oluşturmuştur. Barro ve Canestrelli (2005) alış satış maliyetli dinamik portföy modelini çalışmışlardır. Kesikli dağılıma sahip senaryolarla ve maksimumluk ilkesine göre stokastik programlama çözümü gerçekleştirmişlerdir. İki ayrışım metodunu problemin stokastik yapısında senaryo ile dinamik yapısında maksimumluk ilkesiyle kullanmışlardır. Zakamouline (2005) sonlu süreli dinamik portföy alış satış maliyetini dikkate alarak stokastik programlama, maliyetler işlem hacminin bir fonksiyonu olarak ele alınmış ve kapsamlı bir model ortaya çıkmıştır. Çakmak ve Özekici (2006) çok dönemli portföy optimizasyonu ile markov zincirini takip eden piyasa endeksine bağlı rassal getirilere göre dinamik programlama kullanarak ortalama varyans etkin sınır elde etmişlerdir. El Karoui ve Meziou (2006) konkav stokastik baskınlık ve portföy optimizasyonu kullanarak dinamik programlama ile her dönemde sonucun belirli bir limitin üstünde olmasını garanti edecek şekilde optimizasyon yapmış ve geometrik Brownian hareketli örnek piyasada çözüm elde etmişlerdir. Çelikyurt ve Özekici (2007) çok periyotlu dönemde portföy optimizasyonu için güvenlik öncelikli, değişkenlik katsayısı ve kuadratik fayda fonksiyonlu modeller ele alınmıştır. Dinamik programlama ile tüm modeller çözülmüştür. Gülpinar ve Rüstem (2007) çok periyotlu ortalama varyans probleminde en kötü duruma göre senaryo oluşturma için senaryo ağacı ile minimaks yaklaşımı ve çok periyotlu ortalama varyans optimizasyonu ile rakip senaryolarda belirli bir performansı garanti altına almışlardır. Calafiore (2008) tarafından çok dönemli portföy optimizasyonu için birikimli risk ölçütünü minimize ederken çeşitliliği sağlamaya çalışan tazmin modelli konveks kuadratik programlama

ile uygun çözüm basit çözücülerle elde edilmiştir. Bertsimas ve Pachamanova (2008) çok dönemli portföy analizi için robust optimizasyon kullanmışlardır. Yatırımcının toleransını ve parametre tahminleme hatalarını dikkate almışlardır. Dai ve Yi (2009) belirli zaman aralığında dinamik optimal portföy seçimi için alış satış maliyetli stokastik kontrole dayanan tahminleme ile önerdikleri değer fonksiyonu ile çözüm elde etmişlerdir. Yu, Takahashi, Inoue ve Wang (2010) tarafından dinamik portföy optimizasyonu için maksimum mutlak sapma modeli ile analitik optimum çözüm elde edilmiştir. Chen, Mabu ve Hirasawa (2010) dinamik portföy optimizasyonu için zaman uyumlu genetik ağ programlama ile teknik endeks değerleri ile öneriler getirmişlerdir. Yau, Kwon, Rogers ve Wu (2011) elektrik sektöründe portföy optimizasyonu için KRMD ile 2 aşamalı stokastik tam sayılı programlama ile daha düşük riskli sonuçlar elde edilmiştir. Brown ve Smith (2011) dinamik alış satış maliyetli portföy seçimi için stokastik dinamik programlama ve Monte Carlo simulasyonu ile iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Liu, Guo ve Wang (2012) dinamik portföy seçimi için yapay sinir ağları ile kısıtlı modellerde çözüm elde etmişlerdir. Kraft, Seifried ve Steffensen (2013) tarafından tazminli fayda ile tamamlanmamış piyasada portföy seçimi için dinamik programlama ile Bellman denklemleri için yeni çözümler geliştirilmiştir. Liu, Dang ve Huang (2013) tarafından dinamik portföy seçimi için kısıtlı kesikli programlama yoluyla yapay sinir ağları ile çözüm elde edilmiştir. Yang, Rubio, Scutari ve Palomar (2013) tarafından alış satışı portföy için oyun teorisi ile çeşitli modeller ve oyunlar için iyi sonuçlar elde edilmiştir. Şakar ve Köksalan (2013) tarafından çok dönemli portföy seçiminde çok kriterli ve stokastik programlama ile KRMD ve likitideyi dikkate alan portföy seçimi yapılmıştır. Liao ve Li (2014) tarafından çok dönemli bilgisayar ve telefon portföy seçiminde yeni bir model önerilmiş ve etkin sonuçlar elde edilmiştir. Xidonas ve Mavrotas (2014) konveks olmayan politika kısıtı ile portföy seçiminde, çok amaçlı optimizasyonla Avrupa piyasasında sonuç elde etmişlerdir. Cruz, Fernandez, Gomez, Rivera ve Perez (2014) proje portföy seçiminde çok amaçlı programlamada ön bilgi kullanımı ile sonuç elde etmişlerdir. Zhang, Liu ve Xu (2014) çok dönemli portföy seçiminde bulanık programlama kullanarak bulanık doğrusal olmayan programlama modeli ile çözüm elde etmişlerdir. He, Wang, Cheng, Chen ve Sun (2015) çok dönemli portföy seçiminde dinamik kuadratik portföy seçimi ile gerçek verilerle daha iyi sonuç elde etmişlerdir. Liu ve Zhang (2015) çok dönemli portföy seçiminde çeşitli kısıtlar dahilinde dinamik programlama ve genetik algoritma ile çözüm elde etmişlerdir. Najafi ve Mushakhian (2015) çok dönemli portföy seçiminde KRMD kısıtlı dinamik

programlama ile genetik ve parçacık sürü algoritması hibridi metot önermişlerdir. Palczewski, Poulsen, Schenk-Hoppé ve Wang (2015) çok dönemli portföy seçiminde dinamik programlama ile markov zincirine dayalı model önermişlerdir. Cong ve Oosterlee (2016) tarafından çok dönemli portföy seçiminde Monte Carlo simülasyonu ile gerçek kısıtlar göre etkin dinamik portföyler elde edilmiştir. Ascheberg, Branger, Kraft ve Seifried (2016) sıçramalara dayalı çok dönemli portföy seçimi için sıçrama difüzyon modeli ile sıçramaların etkili olduklarını bulmuşlardır.

#### **1.4.7. Portföyde Yüksek Dereceden Momentler Üzerine Çalışmalar**

Portföy optimizasyonunda yüksek dereceden momentlerin kullanıldığı bazı çalışmalar; Konno, Shirakawa ve Yamazaki (1993) ortalama varyans çarpıklık modelinde ilk ikisi kısıt üçüncüsü amaç fonksiyonu olarak doğrusal programlama ile portföy seçim problemini çözmüşlerdir. Konno ve Suzuki (1995) ortalama varyans çarpıklık modelinde parçalı doğrusal çözüm elde etmişlerdir. Joro ve Na (2006) çalışmalarında portföy optimizasyon modeli fonksiyonları olan ortalama varyans çarpıklık değerlerini veri zarflama analizi ile değerlendirmişlerdir. Lai, Yu ve Wang (2006) ortalama, varyans, çarpıklık ve basıklık fonksiyonları ile portföy optimizasyonu için polinomsal hedef programlama ile yatırımcı ağırlıkları ve yüksek dereceli momentlere göre portföy oluşturmuşlardır. Jana, Roy ve Mazumder (2007) ortalama varyans çarpıklık ve entropi fonksiyonlarına göre portföy optimizasyonu için bulanık programlama ile etkin sonuçlar elde etmişlerdir. Ryoo (2007) ortalama varyans çarpıklık ile portföy optimizasyonu için kuadratik kısıtlarla 3500 hisse senedi ile yoğun bir çalışma yapılmıştır. Gondzio ve Grothey (2007) portföy optimizasyonunda yarı varyans çarpıklık ve doğrusal olmayan fayda fonksiyonuna göre çözüm elde edilmesi için içsel nokta yöntemi ile çok sayıda değişken ve kısıta göre iyi sonuçlar almışlardır. Chang, Yang ve Chang (2009) farklı risk ölçütleri ile portföy optimizasyonu için genetik algoritma ile yarı varyans, mutlak sapma ve çarpıklıklı varyans risk ölçütlerini karşılaştırmışlardır. Üstün ve Kasimbeyli (2012) tarafından tahminlemeye dayalı portföy seçimi için ortalama varyans çarpıklık modeli ile on bir farklı amaç fonksiyonuna göre çözümler elde edilmiştir. Solatikia, Kılıç ve Weber (2014) portföy seçiminde bulanık mantık tabanlı optimizasyon kullanarak ortalama varyans çarpıklık modeline uygun portföyü doğrusal olmayan çözüm teknikleri ile elde etmişlerdir. Saborido, Ruiz, Bermudez, Vercher ve Luque (2016) tarafından çarpıklık ile portföy seçiminde ortalama-aşağı yönlü risk ve çarpıklık

modeli bulanık getiri ve sayı ve miktar kısıtlı çok amaçlı model denenmiş ve evrimsel algoritma ile iyi sonuç elde etmişlerdir

#### **1.4.8. Portföyde Entropi Fonksiyonu Üzerine Çalışmalar**

Portföy optimizasyonunda entropi fonksiyonunu kullanan bazı çalışmalar; Yang ve Qui (2005) entropi ve riski birleştirerek beklenen fayda entropi ölçütünü portföy optimizasyonu için önermişlerdir. Qin, Li ve Ji (2009) çapraz entropi minimizasyon modeli ve bulanık mantık ile portföy seçim problemini incelemiştir. Usta ve Kantar (2011) çalışmalarında Shannon entropisini ortalama, ortalama varyans ve ortalama varyans çarpıklık fonksiyonları ile beraber kullanmışlar ve portföy seçim modelini ağırlıklı toplam metodu ile çözmüşlerdir. Huang (2012) bulanık portföy seçiminde entropi fonksiyonu ile optimizasyon gerçekleştirmiştir. Finans ve portföy optimizasyonu alanında entropiyi fonksiyon olarak kullanmış önemli çalışmaları Zhou, Cai ve Tong (2013) incelemiştir. Bhattacharyya, Hossain ve Kar (2014) portföy seçiminde amaç fonksiyonları varyans ve çapraz entropiyi minimize ve getiri ile çarpıklığı maksimize ederek optimum portföye ulaşmışlardır. Getiriler asimetrik olduğundan çarpıklık kullanmışlardır. Çapraz entropi ile çeşitlendirme düzeyini incelemiştir. Bacanin ve Tuba (2014) sayısal ve entropi kısıtlı portföy seçiminde ateş böceği algoritması ile diğer sezgisellere göre daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir.

#### **1.4.9. Portföyde Doğrusal Programlama Üzerine Çalışmalar**

Portföy optimizasyonunda doğrusal programlama ile çözüm elde eden çalışmalardan bazıları; Sharpe (1971) portföy seçimi fonksiyonu olan portföy varyansı için parçalı doğrusal yaklaşım modeli önermişlerdir. Konno ve Yamazaki (1991) portföy optimizasyonunda ortalama varyans modeline alternatif olarak ortalama mutlak sapma modelini geliştirmişlerdir. Problem doğrusal programlama ile çözülebilir hale gelmiştir. Feinstein ve Thapa (1993) çalışmalarında Konno ve Yamazaki (1991) tarafından önerilen ortalama mutlak sapma modelinde yardımcı değişkenleri kullanarak kısıt sayısını azaltmışlardır. Konno, Shirakawa ve Yamazaki (1993) ortalama varyans çarpıklık modelinde ilk ikisi kısıt üçüncüsü amaç fonksiyonu olarak doğrusal programlama ile portföy seçim problemini çözmüşlerdir. Konno ve Suzuki (1995) ortalama varyans çarpıklık modelinde parçalı doğrusal çözüm elde

etmişlerdir. Young (1998) portföy seçiminde hisse senedi getirilerinin tarihsel en düşük getirilerini risk ölçütü olarak ele almış ve doğrusal minimaks modeli ile problemi çözmüştür. Sen ve Hagle (1999) farklı alanlarda doğrusal modellere belirsizliğin ve stokastikliğin nasıl katıldığını incelemişlerdir. Portföy seçiminden örnek vermişlerdir. Cavichia ve Arenales (2000) iç nokta algoritmasını parçalı doğrusal amaç fonksiyonlarında kullanmak için yöntem geliştirmiştir. Portföy seçim problemlerinde önerilen model denenmiştir. Lai, Wang, Xu, Zhu ve Fang (2002) getiri aralık değerli, riski yarı mutlak sapmalı ele alarak doğrusal parametrik programlama ile çözüme ulaşılmıştır. Mansini (2003) portföy seçim probleminde doğrusal portföy modellerinin sınıflandırması ve karşılaştırmasını yapmışlar ve doğrusal programlamanın portföy seçiminde önemine vurgu yapılmıştır. Papahristodoulou ve Dotzauer (2004) portföy seçiminde maksimin ve mutlak sapmayı minimize eden iki doğrusal programlama modeli önermiştir. Konno ve Koshizuka (2005) portföy optimizasyon modeli olan ortalama mutlak sapma modelleri hakkında yapılan çalışmaları detaylı bir şekilde sunmuşlardır. Mansini, Ogryczak ve Speranza (2007) portföy seçim probleminde doğrusal programlama ve KRMD kısıtı ile yapılmış doğrusal modeller üzerinde durulmuştur. Abdelaziz, Aouni ve Fayedh (2007) normal dağılımlı parametrelere sahip hisse senetleri ile portföy seçiminde şans kısıtlı uzlaşık programlama ile çözüm elde etmişlerdir. Benati ve Rizzi (2007) portföyün riskinin RMD kısıtı olarak ele alındığı portföy optimizasyonu için tam sayılı doğrusal programlama ile küçük boyutlu problemler için çözüm önermişlerdir. Ciliberti, Kondor ve Mezard (2007) beklenen düşüş risk ölçütü portföy optimizasyonu için doğrusal programlama ile yeterli veri olmadığında ortaya çıkan sınırsızlık problemini incelemişlerdir. Sawik (2008) çok amaçlı karma tam sayılı doğrusal programlama ile portföy optimizasyonu için 3 aşamalı öncelikli çok kriterli yaklaşımla beklenen getiri, minimum getiri seviyesi ve yatırım miktarını dikkate alan model oluşturmuşlardır. Abdelaziz ve Masri (2010) çok amaçlı stokastik doğrusal programlama ile kısmi belirsizlik altında uzlaşık çözüm elde etmişlerdir. Şans kısıtlı ve uzlaşık programlama ile çok amaçlı stokastik doğrusal programlama modelini tek amaçlı probleme dönüştürmüşler ve çözüme ulaşmışlardır. Polak, Rogers ve Sweeney (2010) en kötü durum için portföy optimizasyonu için minimaks doğrusal programlama ile çeşitli risk öncelikleri için sonuçlar elde etmişlerdir. Ogryczak ve Śliwiński (2011) KRMD ile portföy seçimi için doğrusal programlama yoluyla ve dualite ile iyi sonuçlar elde edilmiştir. Moon ve Yao (2011) robust portföy optimizasyonu için robust ortalama mutlak sapma yoluyla oluşturulan robust model

klasik modele göre daha iyi performans sergilemiştir. Mansini, Ogryczak ve Speranza (2014) tarafından güvenlik ve yayılım risklerine göre portföy optimizasyonunda çalışılmış ve doğrusal modellerin incelemesi detaylı bir şekilde yapılmıştır. Javanmardi ve Lawryshyn (2016) ikinci dereceden stokastik baskınlıkla portföy seçiminde doğrusal programlama ile etkin portföy riske duyarlı yatırımcı için elde edilmiştir.

#### **1.4.10. Portföyde Hedef Programlama Üzerine Çalışmalar**

Portföy optimizasyonunda hedef programlama kullanılan bazı çalışmalar; Lee ve Lerro (1973) portföy optimizasyonunda hedef programlama kullanımı konusunda öncü çalışmalardan olan yapıt ile portföy seçiminde hedef programlama kullanımını incelenmiştir. Lee ve Chesser (1980) portföy optimizasyonunda amaçlardan sapmaları minimize eden hedef programlama yaklaşımını kullanarak portföy seçiminde bulunmuşlardır. Lai (1991) çalışmasında tekil amaç fonksiyonlarının çözümünden elde edilen ideal değerlerden minimum polinomsal sapmayı sağlamaya çalışan PHP yöntemini tercih etmiştir Arenas, Bilbao ve Rodríguez (2001) portföy seçim probleminde bulanık hedef programlama ile sağ taraf kısıtlarının sabitlerini bulanık, getiri ve risk katsayılarını ise olasılıklı kullanmıştır. Chang (2005) portföy optimizasyonunda Feinstein ve Thapa (1993) modelini hedef programlama ile geliştirmiştir. Aynı sonuçlara daha az kısıtla ulaşan model geliştirmiştir. Bilbao, Arenas, Rodríguez ve Antomil (2007) portföy seçiminde ayı ve boğa piyasalarında uzman görüşünden oluşan betalar ve yamuk bulanık sayılar ile getiri ve riski tanımlayıp bulanık hedef programlama ile çözmüşlerdir. Chen (2008) RMD fonksiyonu ile polinomsal hedef programlama yaklaşımını beraber kullanarak etkin sınır elde etmiştir. Ballesterro, Pérez, Arenas ve Bilbao (2009) stokastik hedef programlama ile portföy seçim çalışması yapmışlardır. Azmi ve Tamiz (2010) çalışmalarında çok amaçlı optimizasyon alanında hedef programlama ile yapılan finansal uygulamaları detaylı bir şekilde incelemişlerdir. Aouni, Colapinto ve La Torre (2014) tarafından finansal portföy seçimlerinde kullanılan hedef programlama temelli yaklaşımların detaylı incelemesi yapılmıştır. Küçükbay ve Araz (2016) bulanık portföy seçiminde bulanık hedef programlama ve doğrusal fiziksel programlama kullanılmış ve her iki model sonuçlar gerçek dönemde teste tabi tutulmuş ve benzer sonuçlar elde edilmiştir.



#### 1.4.11. Portföyde Doğrusal Olmayan Programlama Çalışmaları

Portföy seçiminde doğrusal olmayan programlama yöntemleri ile yapılan çalışmalar; Cvitanic ve Karatzas (1992) kısıtlı portföy seçim modelinde konveks dualiteyi kullanarak sonuç elde etmişlerdir. Tanaka ve Guo (1999) uzman bilgisinden elde edilen alt ve üst olasılık dağılımları ve kuadratik programlama ile portföy seçim problemine yeni bir çözüm modeli önermişlerdir. Korn ve Menkens (2005) en kötü durum senaryosu açısından portföy seçimini doğrusal olmayan diferansiyel denklemler ile kriz ve çökme durumlarında piyasayı incelemişlerdir. Lin, Floudas ve Kallrath (2005) konveks olmayan karma tam sayılı portföy optimizasyonu için konkav amaç fonksiyonlu, doğrusal kısıtlı, ikili ve sürekli karar değişkenlere sahip model önermişlerdir. Önerilen dal sınır yaklaşımı klasik yaklaşımdan daha etkin sonuçlar elde etmiştir. Konno ve Yamamoto (2005) fonksiyonu konkav ve parçalı olan alış satış maliyetli portföy optimizasyonu için konkav olmayan maksimizasyon yönlü amaç fonksiyonu ve doğrusal kısıtlarla riski mutlak sapma olarak ele alan dal sınır algoritmasını modifiye ederek global optimizasyonda kullanmışlardır. Global optimizasyon, tam sayılı programlamaya göre çözüme daha hızlı ulaşmıştır. Best ve Hlouskova (2005) alış satış maliyetli konveks portföy optimizasyonu için çok aşamalı optimizasyon modeli bariyer metodu ile karşılaştırmışlardır. Beklenen fayda fonksiyonu etkin şekilde optimize edilmiştir. Kim, Kim ve Shin (2005) kuadratik ortalama varyans modeli çözümünde yeni bir yaklaşım ile daha kolay çözüm getirdiklerini ifade etmişlerdir. Lüthi ve Doege (2005) Konveks analiz ile portföy optimizasyonu kullanarak konveks tipte risk ölçütlerini incelemişlerdir. Dualite ilişkileri açısından etkin düzgün olmayan konveks optimizasyon modelleri önermişlerdir. Konno, Akishino ve Yamamoto (2005) uzun-kısa açığa satışı ve konkav alış satış maliyetli portföy optimizasyonu için dal-sınır algoritması ile klasik yöntemlere göre daha iyi risk getiri odaklı yaklaşım ortaya koymuşlardır. Dentcheva ve Ruszczyński (2006) getirileri kesikli bileşik dağılıma sahip sonlu sayıda hisse senedinin optimizasyonu için stokastik baskınlık kısıtı ile portföy modeli önerilmiştir. Optimalite ve dualite teorisi model için geliştirilmiştir. Jacobs, Levy ve Markowitz (2006) açığa kısa uzun satışı portföy optimizasyonu için yeni bir konsept önererek senaryolar önermişlerdir. Önerilen model ile kısa ve uzun vadeli açığa satışı portföy optimizasyonu için OVM ve kritik çizgi algoritması ile gerçekçi, açığa satış opsiyonlu portföy oluşturmuşlardır. Sen, Yu ve Genc (2006) çok ölçekli stokastik programlama modeli ile portföy optimizasyonu için senaryolara göre finansal riskten korunma ve

çizelgeleme ile sabit stratejilerden daha iyi sonuç almışlardır. Steuer, Qi ve Hirschberger (2006) etkin sınır elde edilişi için çok parametrelili kuadratik programlama ile çözümlere pay, likitide, sosyal sorumluluk ve arge gibi doğrusal amaçlar da eklemiştir. Korn ve Koziol (2006) bono piyasasında portföy optimizasyonu için risk ve getiri yaklaşımının kesikli elde tutma periyotlu bono getirileri için uygun bir yöntem olduğunu öne sürmüşlerdir. Bienstock (2007) ortalama varyans modeli ile portföy optimizasyonu için robust optimizasyon kullanarak gerçek veriler ile modelin verilerini kıyaslamışlardır. Schied, Follmer ve Weber (2009) aralık tercih ve aralık parametre ile portföy optimizasyonu için robust programlama ile dirençli çözümler elde etmişlerdir. Bonami ve Lejeune (2009) tam sayılı ve stokastik kısıtlarla portföy optimizasyonu için karma tam sayılı stokastik programlama ile deterministik kesin çözümler elde etmişlerdir. Lim, Serali ve Uryasev (2010) KRMD, türevlenemeyen ve konveks fonksiyon ile portföy seçimi için iki aşamalı modelde önce türevlenebilen optimizasyon yöntemi sonra türev dışı optimizasyon ile opsiyonel üçüncü aşama da önermiştir. Hoe, Hafizah ve Zaidi (2010) farklı risk ölçütleri ile portföy seçimi için varyans, mutlak sapma minimaks ve yarı varyanslı modellerden mutlak sapma minimaksın daha iyi sonuçlar verdiğini ifade etmiştir. Das, Markowitz, Scheid ve Statman (2010) OVM ve davranışsal portföy seçimi için mental hesaplama ile yatırımcılar için uygun portföyler oluşturmuşlardır. Dai, Li ve Wen (2012) çalışmalarında asimetric getiri serilerine sahip hisse senetleri ile portföy seçiminde KRMD kısıtı ile robust optimizasyon kullanarak portföy seçimi yapmışlardır. Meskarian, Xu ve Fliege (2012) ikinci derece baskınlık kısıtı ile portföy optimizasyonu için stokastik yaklaşıklık metodu ile getiri fonksiyonlarının doğrusal olmadığı durumlarda portföy seçiminde sonuçlar elde edilmiştir. Liu ve Qin (2012) yarı mutlak sapma ile belirsiz portföy optimizasyonu için stokastik programlama ile sayısal örnekler ve önerilen model çıktıları değerlendirmiştir. Iyengar ve Ma (2013) KRMD kısıtı ile portföy seçiminde senaryo tabanlı konveks optimizasyon ile doğrusal yaklaşımdan daha iyi sonuç elde etmişlerdir. Cesarone, Scozzari ve Tardella (2013) tarafından sayısal kısıtlı portföy seçiminde kuadratik programlama ile sezgisel algoritma sonuçları kıyaslanmış ve tüm veri seti paylaşımına açılmıştır. Pla-Santamaria ve Bravo (2013) tarafından günlük verilerle portföy seçiminde aşağı yönlü etkin sınır oluşturma ile klasik modelden farklı sonuçlar elde edilmiştir. Cui, Zheng, Zhu ve Sun (2013) sayısal kısıtlı portföy seçiminde karma tam sayılı programlama modelini kuadratik programlama modeline çevirmişlerdir. Klasik dönüşüme göre daha iyi performans

elde etmişlerdir. Yen ve Yen (2014) hisse ağırlıklarını belirli aralıkta kısıtlayarak portföy seçiminde koordinat yönlü iniş algoritması ile örnek büyüklüğü çok fazla olmadığında iyi sonuç elde etmişlerdir. Fliege ve Werner (2014) tarafından yapılan çalışmada parametrik portföy seçiminde robust çok amaçlı optimizasyon ile robust etkin sınır elde edilmiştir. Xu, Lu ve Xu (2016) tarafından sayısal kısıtlı portföy seçiminde monoton olmayan projeksiyonlu gradyan metodu ile hızlı ve etkin çözüm elde edilmiştir. Sharma ve Mehra (2017) finansal durum tabanlı sektörel portföy analizinde ikinci dereceden stokastik baskınlık ile 10 yıllık veri test edilmiştir.

#### **1.4.12. Portföyde Bulanık Mantık Üzerine Çalışmalar**

Bulanık mantık tabanlı portföy optimizasyonu çalışmalarına bakıldığında; Rommelfanger (1996) geniş biçimde bulanık doğrusal programlama modellerini tanıtmıştır. Bulanık doğrusal programlamada yager t norm parametresini temel alan bulanık kısıt ve amaç fonksiyonu içeren modeli daha esnek biçimde çözmüştür. Inuiguchi ve Ramik (2000) portföy seçiminde bulanık programlama ile stokastik programlamayı birbirleriyle eş modellerde kıyaslamış ve yeni bulunan bazı teknik ve düşünceleri ortaya koymuşlardır. Carlsson ve Fuller (2001) çalışmalarında ortalama ve varyansın bulanık sayılarla nasıl hesaplanacağına dair yöntem geliştirmişlerdir. Wang ve Xia (2002) çalışmalarında portföy seçim modellerine geniş şekilde yer vermişler ve bulanık portföy seçim modelleri üzerinde durmuşlardır. Wang ve Zhu (2002) çalışmasında portföy seçim problemi üzerine literatürde yer alan bulanık portföy modellerine detaylı bir şekilde yer vermiştir. Carlsson, Fullér ve Majlender (2002) bulanık ortalama ve varyansı kullanarak oluşturdukları fayda fonksiyonu ile portföy seçimine bulanık yaklaşım modeli önermişlerdir. Liern ve Vercher (2002) portföy seçim probleminde bulanık doğrusal model ile doğrusal modellerde elde edilen uygun olmayan çözümleri düzeltmişlerdir. Ammar ve Khalifa (2003) portföy optimizasyonunda bulanık kuadratik programlamayı kullanarak sayısal örnekler ile modeli açıklayıcı şekilde vermiştir. Tiryaki ve Ahlatcioglu (2005) bulanık dilsel değişkenlerle tanımlanan bulanık çok kriterli karar verme yöntemini portföy seçim problemine adapte etmişlerdir. Bilbao, Pérez ve Antomil (2006) sharpe tek indeks modeli ve uzman görüşlerinden yararlanarak risk ve getiri bulanık betalar ile ifade edilmiş ve bulanık uzlaşık programlama ile portföy seçimi yapılmıştır. Bulanık ideal çözüme minimum bulanık uzaklığı elde ederek ulaşımlardır. Lacagnina ve Pecorella (2006) stokastik çok aşamalı tanzim modeline bulanık kısıtlar ekleyerek

portföy seçim probleminde çözüme ulaşmışlardır. Vercher, Bermúdez ve Segura (2007) portföy seçimi için aşağı yönlü riski minimize eden, getiri oranlarını bulanık sayılarla ifade eden, getiri ve riskin aralık değerle ifade edildiği bulanık sıralama yapılan ve getirinin yamuk formunda ifade edildiği yaklaşım önermişlerdir. Huang (2007) portföy seçiminde portföyün varyansını güvenilirlik ölçütü ile getiriye bulanık sayı ile ifade ederek hibrid akıllı algoritma ile çözüm elde edilmiştir. Gupta, Mehlawat ve Saxena (2008) yarı mutlak sapma model ve bulanık parametreler ile uzun-kısa dönem getiri, kar payı, risk, likidite oranı kriterlerine göre çok amaçlı bulanık modeller ile portföy seçim probleminde çözüm elde etmişlerdir. Belirsizlik içeren yatırımcıya özel portföy optimizasyonu için yarı mutlak sapma modeli ve çok kriterli karar verme ile yatırımcıya özel sonuçlar elde edilmiştir. Bozdağ ve Türe (2008) Borsa İstanbul 30 (BIST-30) endeksinin sosyo-ekonomik gerçeklerini yansıtabilmek ve yatırımcı tiplerini çeşitlendirebilmek için yamuk bulanık sayılar ile ifade edilen parametreler ile yarı mutlak sapma modelini kullanmışlardır. Vercher (2008) portföy seçiminde yarı sonsuz programlama ile farklı tipte bulanık üyelik kısıt ve parametreleri ile çözüme ulaşmıştır. Chen ve Chen (2009) farklı yükseklik ve yayılımlardaki bulanık sayıların sıralanmasını bulanık risk analizinde portföy seçim problem özelinde incelemiştir. Chen ve Wang (2009) bulanık sayıların sıralamasında  $\alpha$  kesim, inanç düzeyleri ve gürültüleri kullanarak portföy seçim modeli önermişlerdir. Hasuike, Katagiri ve Ishii (2009) şans kısıtları, bulanık hedefler ve olasılık ölçütleri kullanarak kuadratik programlama ile portföy seçim probleminde sayısal örnek çözmüşlerdir. Chen ve Huang (2009) tarafından bulanık portföy optimizasyonu için kümeleme analizi ile hisse senetlerini gruplandırıp her bir kümeden ne kadar seçileceğinin belirlenmesi adına kümeleme parametreleri olarak getiri serisi oranı, standart sapma, devir hızı, treynor indeksi kullanılmıştır. Tiryaki ve Ahlatcioglu (2009) portföy seçiminde iki kısıtlı bulanık Analitik Hiyerarşi Prosesi ile portföy seçim problemini ele almışlar ve klasik yöntemlerle karşılaştırmışlardır. Bhattacharyya, Kar ve Majumder (2011) portföy optimizasyonu ortalama varyans çarpıklık modelinde parametreleri bulanık aralık değerleri ile temsil edip, al sat maliyetlerini kullanarak, bulanık simülasyon ve genetik algoritma ile beraber portföy oluşturmuşlardır. Bhattacharyya (2011) OVÇM'de bulanıklığı gömme teoremi ile çok amaçlı optimizasyona ekleyerek, global kriter metodunu kullanmış ve optimum portföy elde etmişlerdir. Chen ve Sanguansat (2011) portföy optimizasyonunda bulanık sayıların sıralaması için yeni bir metot kullanarak bulanık risk analizinde bulunmuşlardır.. Zhang, Zhang ve Xu (2011) alış satış maliyetli portföy seçimi için sıralı minimum

optimizasyon ile getiriler bulanık parametrelerle daha iyi ifade edilmiştir. Liu (2011) bulanık verilerle portföy optimizasyonu için bulanık optimizasyon ile iki aşamalı model önermişlerdir. Ehsan, Sadati ve Nematian (2013) bulanık rassal portföy seçimi için gerçek ve olası değerleri kullanarak bulanık hedef ile yeni eklenen bilginin değeri ölçülmüştür. Kocadağlı ve Keskin (2015) portföy seçiminde farklı önem ve ağırlık değerlerine göre yeni bir bulanık hedef programlama modeli önermişlerdir. Li, Zhang ve Xu (2015) portföy seçimi için bulanık risk temelli bulanık portföy seçim modeli önermişlerdir. Rutkowska (2016) tarafından farklı üyelik fonksiyonları ile bulanık portföy seçiminde farklı klasik portföy modelleri ve simülasyon ile elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır.

#### **1.4.13. Portföyde Sezgisel Algoritmalar Üzerine Çalışmalar**

Sezgisel Algoritmalar ile portföy optimizasyonuna çözüm getiren bazı çalışmalar; Oh, Kim ve Min (2005) endeks modellerinde iyileştirmeyi hedeflemişlerdir. Genetik algoritma kullanmışlardır. Kore borsasında önerilen model ile daha iyi sonuç alındığı ifade edilmiştir. Armananzas ve Lozano (2005) çok amaçlı portföy optimizasyonu ile Pareto optimum kümenin elde edilmesi için aç gözlü arama, benzetilmiş tavlama, karınca kolonisi algoritması kullanmışlardır. Karınca kolonisi ile daha etkin çözümler elde edilmiştir. Subbu, Bonissone, Eklund, Bollapragada ve Chalermkraivuth (2005) yatırımcı stratejisini gözetten doğrusal ve doğrusal olmayan fonksiyonları barındıran, gerçek hayata uyarlanabilen bir model geliştirmişlerdir. Bunun için Pareto sıralayan evrimsel algoritma ve rassal doğrusal programlama ile sınırlar belirlenip kısıtlar dahilinde Pareto optimum küme belirlenmektedir. Sonrasında Pareto sıralayan evrimsel algoritma ile yatırımcı stratejisini gözetten doğrusal ve doğrusal olmayan fonksiyonları barındıran, gerçek hayata uyarlanabilen bir model geliştirmişlerdir. Wang, Chen, Wee ve Wang (2006) iki aşamalı stokastik algoritma ile portföy optimizasyonu için stokastik portföy genetik algoritma metodu önermişlerdir. Genetik algoritmayı ilk aşamada stokastik örneklemede kullanmışlardır. Yang (2006) dinamik portföy optimizasyonu için genetik algoritma ile gelecek belirsizliği de dikkate alan etkin sonuçlar elde edilmiştir. Chen ve Hou (2006) portföy optimizasyonunda kombinasyonel yaklaşım ile kombinasyonel genetik algoritma kullanarak genetik algoritmanın kodlanmasında ve çözümünde ileri bir teknik öne sürmüşlerdir. Gilli, Kellezi ve Hysi (2006) tarafından aşağı yönlü risk tipleriyle portföy optimizasyonu yerel aramanın bir varyantı olan

farksızlık kabulü yöntemi kullanmışlar ve farklı risk tiplerinde uygun çözümler elde edilmiştir. Lin ve Gen (2007) tarafından ortalama varyans modeline göre portföy optimizasyonu için karar verme tabanlı çok aşamalı genetik algoritma ile açıklayıcı örnek ile uygun çözüm elde edilmiştir. Lobo, Fazel ve Boyd (2007) alış satış maliyetli portföy optimizasyonu için sezgisel yöntem ile konveks olmayan tipte probleme en uygun çözüm getirmişlerdir. Konveks optimizasyonda kısıtları gevşeterek optimal sonuca ulaşmışlardır. Lin ve Liu (2008) alış satış maliyetli portföy optimizasyonu için genetik algoritma ile etkin sınıra yakın çözümler elde etmiştir. Drezewski ve Siwik (2008) çok amaçlı portföy optimizasyonu için evrimsel teknikler ile klasik çok amaçlı yöntemlerle karşılaştırma yapmışlardır. Cura (2009) nicelik kısıtlı portföy optimizasyonu için parçacık sürü optimizasyonu, karma tam sayılı model ile diğer sezgisel yöntemlerle karşılaştırılmış ve iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Aranha ve Iba (2009) memetik sistem ile portföy optimizasyonu için senaryo ağacı ile genetik algoritma ve yerel arama ile hibrid yöntem için çok ağırlıklı atama elde etmişlerdir. Chen, Ohkawa, Mabu, Shimada ve Hirasawa (2009) tarafından teknik analizli portföy optimizasyonu için genetik ağ programlama ile isabetli ve etkin sonuçlar elde edilmiştir. Branke, Scheckenbach, Stein, Deb ve Schmeck (2009) tarafından konveks olmayan portföy optimizasyonu için çok amaçlı evrimsel algoritma ve aktif küme algoritması ile klasik yöntemlere göre daha iyi sonuç elde edilmiştir. Soleimani, Golmakani ve Salimi (2009) tarafından alış satış maliyetli ve pazara bağlı kısıtlarla portföy seçimi için genetik algoritma ile karma tam sayılı doğrusal olmayan programlama modeli büyük çaplı modelde çalışılmıştır. Mansourfar, Mohamad ve Hassan (2010) alt kısmi momentler ile portföy optimizasyonu için çok amaçlı genetik algoritma yoluyla global portföy çeşitlendirme önermişlerdir. Anagnostopoulos ve Mamanis (2010) üç amaçlı portföy, risk getiri ve hisse senedi sayısı için çok amaçlı genetik algoritma ile karma tam sayılı model için çözüm elde etmişlerdir. Krink ve Paterlini (2011) tarafından portföy seçimi için önerdikleri sezgisel yöntemle iyi sonuçlar elde edilmiştir. Anagnostopoulos ve Mamanis (2011) tarafından kompleks portföy seçimi için sezgisel evrimsel yöntem ile güvenilir sonuçlar toplanmıştır. Chen, Mabu ve Hirasawa (2011) tarafından yapılan çalışmada büyük ölçekte portföy optimizasyonu için genetik ilişki algoritması ile güdümlü mutasyonlu model iyi sonuç vermiştir. Sun, Fang, Wu, Lai ve Xu (2011) tarafından yapılan çalışmada çok aşamalı portföy seçimi için kayan parçacık sürü optimizasyonu ile etkin sınır uyum değeri ve yaklaşım oranı ile hesaplama zamanı açısından daha iyi sonuçlar vermiştir. Zhu, Wang, Wang ve Chen (2011) tarafından yapılan çalışmada doğrusal

olmayan kısıtlı portföy seçimi için parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritma karşılaştırılmış ve iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Kremmel, Kubalík ve Biffi (2011) tarafından yapılan çalışmada yazılım proje portföy optimizasyonu için çok amaçlı evrimsel algoritma ile uygulanabilir sonuçlar elde edilmiştir. Gupta, Mehlatat ve Mittal (2012) tarafından yapılan çalışmada çok kriterli portföy seçimi için destek vektör makinesi ile hisseler sınıflanmış ve genetik algoritma ile sıralanmıştır. Yatırımcı tercihlerine göre sonuçlar elde edilmiştir. Wang, Liu ve Kong (2012) tarafından sayısal kısıtlı portföy seçimi için yapay arı kolonisi algoritması ile karma tam sayılı model çözülmüş ve tatmin edici sonuçlar toplanmıştır. Murray ve Shek (2012) tarafından yapılan çalışmada sayısal kısıtlı portföy seçimi için yerel esneklik algoritması ile büyük ölçekli problemde dal sınırı göre daha iyi sonuç vermiştir. Niu, Fan, Xiao ve Xue (2012) tarafından yapılan çalışmada likidite riski ile portföy seçiminde bakteriyel arama algoritması diğer sezgisellere göre daha iyi sonuç vermiştir. Deng, Lin ve Lo (2012) sayısal kısıtlı portföy seçiminde doğrusal olmayan karma tam sayılı programlama ve parçacık sürü optimizasyonu ile iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Sadjadi, Gharakhani ve Safari (2012) sayısal kısıt ile portföy optimizasyonu için robust programlama ve genetik algoritma ile elde edilen çözümler karşılaştırılmıştır. Bermúdez, Segura ve Vercher (2012) aşağı yönlü risk ve bulanık getiri ile genetik algoritmada bulanık sıralama stratejisini kullanarak portföy seçim probleminde çözüm elde etmişlerdir. Sayısal kısıtlı portföy optimizasyonu için bulanık sıralama ve çok amaçlı genetik algoritma ile etkin sınırı elde edip sıralamışlardır. Liu ve Zhang (2013) tarafından bulanık değişkenlerle portföy optimizasyonu için olasılıksal yarı varyans modeli için bulanık çok amaçlı optimizasyon ve genetik algoritma ile iyi sonuçlar elde edilmiştir. Ponsich, Jaimes ve Coello (2013) portföy optimizasyonu derleme çalışmasında çok amaçlı evrimsel algoritmalar incelenmiş ve ekonomi ve finansla dair kullanımı ve çıkarımlar elde edilmiştir. Andriosopoulos, Doumpos, Papapostolou ve Pouliasis (2013) tarafından alış satışı portföy optimizasyonu için evrimsel algoritma ile farklı periyotlarda takasa göre portföy seçimi yapılmıştır. Lu, Huang, Ching ve Siu (2013) kredi portföyü seçiminde iki aşamalı parçacık sürü optimizasyonu ile en büyük beklenen kaybı minimize etmişlerdir. Liagkouras ve Metaxiotis (2014) sayısal kısıtlı portföy seçiminde çok amaçlı evrimsel algoritma ile polinomsal mutasyonda revizyon önermişlerdir. Lwin, Qu ve Kendall (2014) dört gerçek piyasa kısıtı ile portföy seçiminde çok amaçlı evrimsel algoritmaları denemişler ve öğrenme güdümlü hibrid çok amaçlı evrimsel algoritmayı önermişlerdir. Tuba ve Bacanin (2014) tarafından

sayısal kısıtlı portföy seçiminde yapay arı kolonisi ile beş farklı sezgisel karşılaştırılmış ve önerilen model en iyi sonuçları vermiştir. Bacanin ve Tuba (2014) sayısal ve entropi kısıtlı portföy seçiminde ateşböceği algoritması ile diğer sezgisellere göre daha iyi sonuçlar elde etmişlerdir. Le, Thi ve Moeini (2014) açığa satışı portföy seçiminde sayısal kısıtlar ile konveks fonksiyon algoritması kullanarak karma 0-1 tam sayılı ile çözüm elde etmiştir. Filomena ve Lejeune (2014) alış satış maliyetli portföy seçiminde sıcak başlangıç algoritması ile karma tam sayılı doğrusal olmayan programlama ile seçim problemini etkin bir şekilde çözmüşlerdir. Vercher ve Bermúdez (2015) sayısal kısıtlı bulanık portföy seçiminde bulanık RMD ve mutlak yarı sapma ile çok amaçlı evrimsel algoritma önermişlerdir. Chen (2015) bulanık verilerle portföy optimizasyonunda, sayı ve miktar kısıtlı karma tam sayılı doğrusal olmayan programlama ile modifiye edilmiş yapay arı kolonisi yöntemi önermişlerdir. Bhattacharya, Islam ve Abawajy (2016) tarafından yapılan çalışmada büyük veri ile portföy seçiminde evrimsel algoritma kullanmışlar ve önerilen model ile iyi sonuçlar elde edilmiştir.

#### **1.4.14. Portföyde Çok Kriterli Karar Verme Üzerine Çalışmalar**

Çok kriterli karar verme (ÇKKV) yaklaşımı ile portföy seçim çalışmalarına bakıldığında; Saaty, Rogers ve Pell (1980) Analitik Hiyerarşi Prosesi metodunu kullanarak hisse senetlerinin hangi oranda portföyde bulunması gerektiğini araştırmışlardır. Martel, Khoury ve Bergeron (1988) ELECTRE metodu ile portföyleri yatırımcı kararlarına göre sıralamışlardır. Kriter olarak ortalama, varyans, fiyat kazanç oranı ve firma sermaye durumunu kullanmışlardır. Hababou ve Martel (1998) PROMETHEE ile geçmiş dönemdeki portföy performanslarına göre portföy yöneticilerini sıralamışlardır. Zopounidis, Doumpos ve Zanakis (1999) ÇKKV metodu ile doksan sekiz adet hisse senedini finansal, firma ve istatistiksel durumu içeren on beş adet kriter ile sınıflamışlar ve sonrasında doğrusal programlama ile portföy seçimini gerçekleştirmişlerdir. Ogryczak (2000) sıralandırılmış ağırlıklı ortalamalar ile ÇKKV bakış açısıyla stokastik baskınlık kriterlerine göre portföy optimizasyon probleminde doğrusal model geliştirmiştir. Bouri, Martel ve Chabchoub (2002) ÇKKV ile getiri, risk, likidite oranı, yüksek kazanç oranına göre portföy optimizasyonunda PROMETHEE'yi kullanmışlardır. Zopounidis ve Doumpos (2002) ÇKKV temelinde özellikle portföy ile ilgili çalışmaları geniş ve detaylı bir şekilde aktarmışlardır. Steuer ve Na (2003) çok amaçlı karar verme ve ÇKKV yaklaşımları ile finansal alanda



yapılan çalışmalara yer verdikleri incelemelerinde metot ve konu düzleminde literatürü kategorize ederek detaylı bir şekilde konuyu tartışmışlardır. Bana e Costa ve Soares (2004) bir ÇKKV yaklaşımı ile portföyde bulunacak hisse senetlerinin ağırlıklarını finansal ve istatistiksel kriterlere göre belirlemişlerdir. Emelichev, Korotkov ve Kuzmin (2010) çok kriterli portföy optimizasyonu için savage minimaks risk kriteri ile etkin sınırdan seçim ile üst ve alt sınırlara göre durağan portföyler elde edilmiştir. Vetschera ve De Almeida (2012) PROMETHEE metotunu kullanarak etkin sınır ve farklı tekniklerle elde ettikleri çok sayıda alternatif portföyü sıralamışlardır. Raei ve Jahromi (2012) çok kriterli portföy seçimi için bulanık Analitik Ağ Süreci, TOPSIS ve VIKOR ile hisselerin ağırlıkları elde edilmiştir. Markowitz modeli ile sonuçlar karşılaştırılmıştır. Zopounidis ve Doumpou (2013) portföy seçim problemi için farklı ÇKKV metotları ile elde edilen portföylerin karşılaştırılması yapılmıştır. Huang, Chiou, Wu ve Yang (2015) etkin sınırdan portföy seçiminde veri zarflama analizi ve ÇKKV tekniklerini kullanmışlardır. Sharpe oranı açısından yatırımcı kararları doğrultusunda önerilen modelin iyi çıktılar verdiği gözlemlenmiştir. Bjerring, Ross ve Weissensteiner (2017) tarafından yapılan birden çok kriterlere göre kümeleme tabanlı portföy seçiminde belirsiz parametreler ile tahminleme ile klasik yaklaşıma göre daha iyi sonuç elde edilmiştir.

#### **1.4.15. Portföy Seçimi Çalışmalarına Genel Bakış**

Şekil 1'de portföy ve hisse senedi seçim problemi alanında MPT'den sonra gelen çalışmalar kategorilere ayrılmış bir biçimde verilmiştir. Portföy ve hisse senedi seçiminde nihai amaç açısından çalışmalar üç sınıfa ayrılabilir. Birinci sınıf tek dönemlik portföy seçimi, çalışmalarda en sık rastlanan hedeftir. Çalışmalarda en yoğun problemi ele alış biçimi OVM'ye ek olarak amaç ve kısıt fonksiyonu kullanmaktır. En çok kullanılan amaç ve kısıt fonksiyonları Şekil 1'in A kısmında verilmiştir. Bir dönemlik portföy seçimi için bu fonksiyonlar farklı programlama yaklaşımları ile tek dönemlik portföy seçimi altında gruplanan programlama teknikleri vasıtası ile değerlendirilmekte ve optimum portföy seçimi elde edilmektedir. Bu tip çalışmalara örnek olarak; Saaty, Rogers ve Pell (1980), Lai (1991), Bouri, Martel ve Chabchoub (2002), Lin, Floudas ve Kallrath (2005), Yang ve Qui (2005), Lai, Yu ve Wang (2006), Joro ve Na (2006), Jacobs, Levy ve Markowitz (2006), Steuer, Qi ve Hirschberger (2006), Ryoo (2007), Lin ve Gen (2007), Cura (2009), Bertrand (2010), Kallsen ve Muhle-Karbe (2010),

Anagnostopoulos ve Mamanis (2010), Filomena ve Lejeune (2012), Gupta, Mehlatat ve Mittal (2012), Baumann ve Trautmann (2013), Cui, Zheng, Zhu ve Sun (2013), Utz, Wimmer, Hirschberger ve Steuer (2014), Bacanin ve Tuba (2014), Le, Thi ve Moeini (2014), Chen (2015), Bhattacharya, Islam ve Abawajy (2016) verilebilir.

Tek dönemlik portföy seçim problemini bir başka ele alış biçimi riski portföy varyansı dışında tanımlayan bakış açısıdır. Sık kullanılan risk fonksiyonları Şekil 1'in B kısmında verilmiştir. Bir dönemlik portföy seçimi için bu fonksiyonlar farklı programlama yaklaşımları ile tek dönemlik portföy seçimi altında gruplanan programlama teknikleri vasıtası ile değerlendirilmekte ve optimum portföy seçimi elde edilmektedir. Örnek olarak; Stone (1973), Price, Price ve Nantell (1982), Harlow ve Rao (1989), Artzner, Delbaen, Eber ve Heath (1999), Ogryczak ve Ruszczyński (1999), Uryasev (2000), Szegö (2002), Chekhlov, Uryasev ve Zabrankin (2005), Klos ve Weber (2006), Ahmed, Çakmak ve Shapiro (2007), Chen ve Wang (2008), Krzemienowski (2009), Chang, Yang ve Chang (2009), De Oliveira, De Paiva, Lima, Balestrassi ve Mendes (2011), Goh, Lim, Sim ve Zhang (2012), DiTraglia ve Gerlach (2013), Vercher ve Bermúdez (2015), Almahdi (2015) verilebilir.

Son olarak tek dönemlik portföy seçimi çalışmalarında problemi bir başka ele alış biçimi portföy ortalama ve varyanslarının parametre tahminlenmesi ile elde edilmiştir. Bu amaçla sık kullanılan yöntemler Şekil 1'in C kısmında verilmiştir. Bir dönemlik portföy seçimi için bu yöntemler farklı programlama yaklaşımları ile tek dönemlik portföy seçimi altında gruplanan programlama teknikleri vasıtası ile değerlendirilmekte ve optimum portföy seçimi elde edilmektedir. Bu tip çalışmalara örnek olarak; Byrne ve Lee (2004), Papp, Pafka, Nowak ve Kondor (2005), Di Nunno, Meyer-Brandis, Oksendal ve Proske (2006), Michaud ve Michaud (2008), Freitas, De Souza ve de Almeida (2009), Schafer, Nilsson ve Guhr (2010), Becker, Gürtler ve Hibbeln (2015) verilebilir.

İkinci sınıf çok dönemlik portföy seçimi çalışmalarında en sık ikinci rastlanan hedefdir. Bu yöndeki çalışmalarda en yoğun problemi ele alış biçimi portföy ortalama ve varyanslarının parametre tahminlenmesi ile elde edilmiştir. Bu amaçla en çok kullanılan yöntemler Şekil 1'in C kısmında verilmiştir. Çok dönemlik portföy seçimi için bu yöntemler dinamik programlama temelli çok dönemli yaklaşımlar ile kullanılarak, optimum portföy seçimi elde edilmektedir. Bu tip çalışmalara örnek olarak; Pang (2006), Muthuraman ve Zha (2008), Bäuerle ve Rieder (2009), Fu, Wei

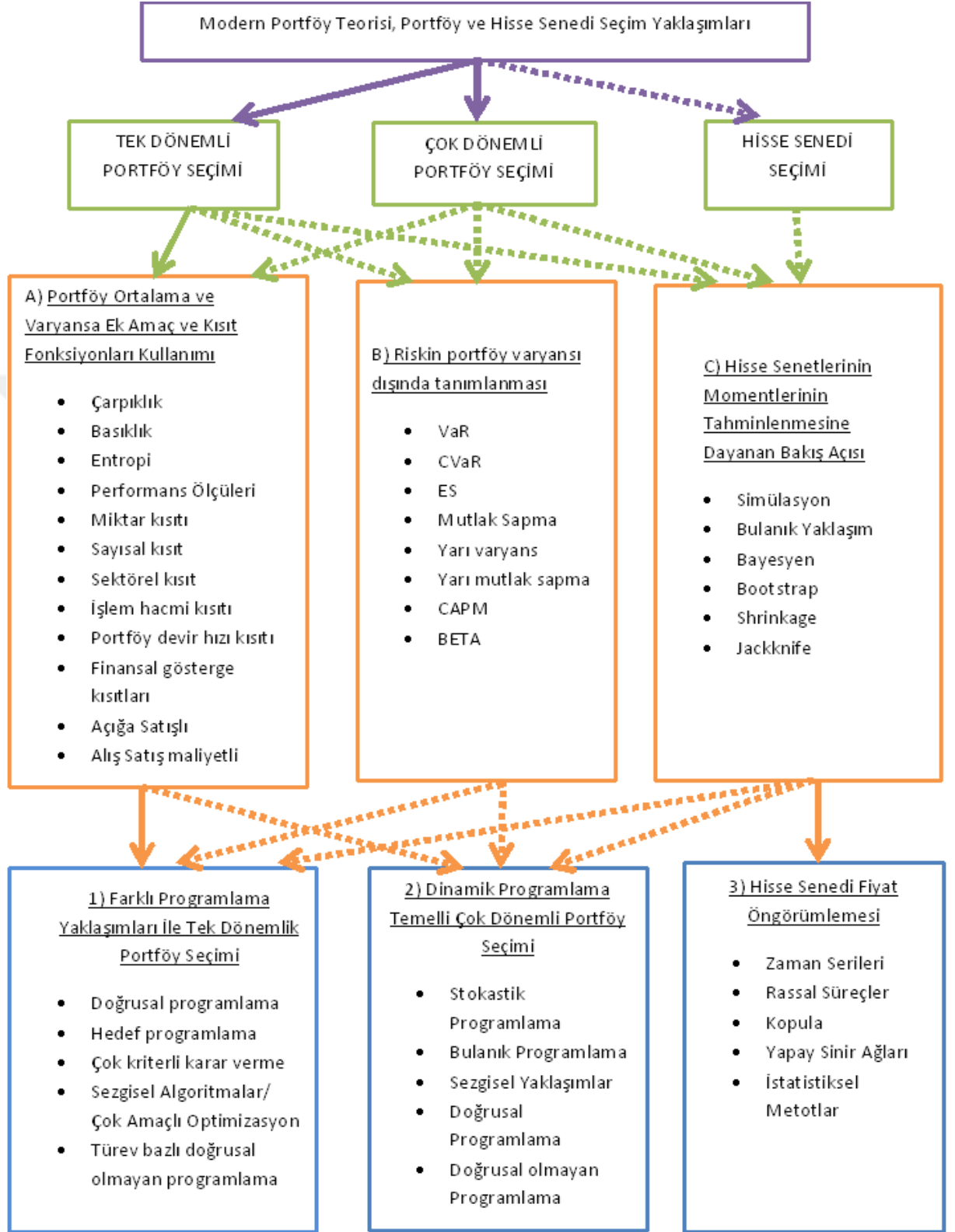
ve Yang (2014), akmak ve zekici (2006), Brown ve Smith (2011), Frey, Gabih ve Wunderlich (2012), Palczewski, Poulsen, Schenk-Hopp  ve Wang (2015), Cong ve Oosterlee (2016), Ascheberg, Branger, Kraft ve Seifried (2016) verilebilir.

ok d nemlik portf y elde edim amacı taşıyan alıřmalarda problemi bir bařka ele alıř biimi riski portf y varyansı dıřında tanımlayan bakıř aısıdır. En ok kullanılan risk fonksiyonları Őekil 1'in B kısmında verilmiřtir. ok d nemlik portf y seimi iin bu fonksiyonlar dinamik programlama temelli ok d nemli yaklařımlar ile kullanılarak, optimum portf y seimi elde edilmektedir. Bu tip alıřmalara  rnek olarak; Yiu (2004), El Karoui ve Meziou (2006), elikyurt ve zekici (2007), Őakar ve K ksalan (2013), Najafi ve Mushakhian (2015) verilebilir.

Son olarak ok d nemlik portf y elde edim amalı alıřmalarda problemi bir bařka ele alıř biimi OVM'ye ek olarak ama ve kısıt fonksiyonu kullanmaktır. En ok kullanılan ama ve kısıt fonksiyonları Őekil 1'in A kısmında verilmiřtir. ok d nemlik portf y seimi iin bu fonksiyonlar dinamik programlama temelli ok d nemli yaklařımlar ile kullanılarak, optimum portf y seimi elde edilmektedir. Bu tip alıřmalara  rnek olarak; Hakansson (1971), Dantzig ve Infanger (1993), stermark (1996), Barro ve Canestrelli (2005), Shen ve Wang (2015), He, Wang, Cheng, Chen ve Sun (2015), Liu ve Zhang (2015) verilebilir.

üncü ve son sınıf ise daha ok tekil hisse senedi fiyat  ng r mlmesine odaklanan yaklařımlardır. Hisse senetlerinin momentlerine dayanan bakıř aısıyla ele alınan problem hisse senedi fiyat  ng r mlmesi metotları ile öz lebilmektedir.  rneğın; Rieder ve B uerle (2005), B uerle ve Rieder (2007) verilebilir.

**Şekil 1:** Modern Portföy Teorisi Sonrası Portföy ve Hisse Senedi Seçimi Alanında Yapılan Çalışmalar



• Çalışmaların yoğun olduğu alanlar → ile, az olduğu alanlar ise ⋯→ ile gösterilmiştir.

Çalışmanın odak noktası olan yüksek dereceden momentler ve entropi fonksiyonlarını içeren çalışmaların özetlenmiş hali ise Tablo 1'deki gibidir.

**Tablo 1:** Portföy Optimizasyonunda Entropi ve Yüksek Momentlerin Birlikte Kullanımı

Çalışma	Amaç Fonksiyonu	Kısıtlar	Yöntemler	Değerlendirme
Bera ve Park (2008)	Çapraz Entropi, Ortalama, Varyans	Ortalama, Varyans	Kuadratik Programlama	Sharpe Oranı
Jana, Roy ve Mazumder (2007)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık, Entropi		Bulanık Doğrusal Olmayan Programlama	Risksiz Getiri
Chen ve diğerleri (2011)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık		Bulanık Sezgisel Programlama	
Bhattacharyya ve diğerleri (2011)	Ortalama Varyans Çarpıklık	Çok sayıda finansal kısıtlar	Bulanık Genetik Algoritma	Getiri ortalaması
Li ve diğerleri (2015)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık	Bulanık Ortalama, Varyans, Çarpıklık	Bulanık Genetik Algoritma	Etkinlik değerlendirmesi
Usta ve Kantar (2011)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık, Entropi		Ağırlıklı Toplamsal Yaklaşım	Sharpe Oranı benzeri çok sayıda ölçüt
Parpas ve diğerleri (2006)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık, Basıklık		Stokastik Programlama	Pareto Etkin sınır.
Bhattacharyya ve diğerleri (2016)	Ortalama, Entropi Çarpıklık	Alış satış maliyeti	Genetik Algoritma	Getiri Oranı
Yu ve diğerleri (2014)	Ortalama, Varyans Entropi		Bulanık Doğrusal Olmayan Programlama	Sharpe Oranı
Bhattacharyya ve diğerleri (2014)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık, Entropi		Bulanık üyelik, Genetik Algoritma	Ortalama Varyans Çarpıklık Değerleri
Ray ve Majumder (2018)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık, Entropi	Bulanık Ortalama Varyans Çarpıklık Entropi	Bulanık Doğrusal Olmayan Programlama	Portföy Dağılımı
Yue ve Wang (2017)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık, Basıklık, Entropi		Bulanık üyelik, Genetik Algoritma	Sharpe Oranı
Nguyen (2016)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık, Basıklık		Bulanık Çok Amaçlı Doğrusal Olmayan Programlama	Ortalama Varyans Çarpıklık Basıklık Değerleri
Gao ve Liu (2017)	Ortalama, Varyans Entropi		Bulanık Doğrusal Olmayan Programlama	Ortalama Varyans Değerleri
Aksaraylı ve Pala (2018)	Ortalama, Varyans, Çarpıklık, Basıklık, Entropi		Polinomsal Hedef Programlama	Sharpe Oranı

## 1.5. MODERN PORTFÖY TEORİSİ

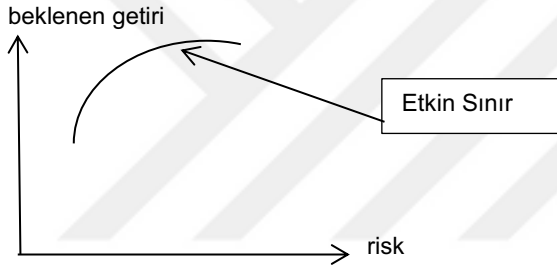
Portföy yönetimi ve seçimi konusunda Markowitz'in MPT ile ortaya attığı ortalama varyans modeli (OVM) en büyük gelişimi sağlayan ve karar vericinin sezgilerinden ziyade geçmiş verileri kullanarak kesin sonuç veren, devamında birçok çalışmaya esin kaynağı olan bir matematiksel modeldir. Markowitz'e göre teorisi,

hisse senetlerinin bir optimum portföyde hangi oranda yer alması gerektiğinin, getiri ve risk ölçüleri ışığı altında araştırılmasıdır (Fang ve diğerleri, 2008: 3).

MPT yaklaşımı getiri ve risk arasında yatırımcının karar verdiği takas noktasına dayanmakta ve yatırımcının ihtiyaçlarını en çok karşılayan hisse senedi bileşimini bulmaya odaklanmaktadır (He, Quo ve John, 2015: 161).

Markowitz'in MPT yaklaşımında yatırımcının karar verdiği belirli bir beklenen getiri düzeyine en düşük riskle ulaşmak ya da belirli bir risk düzeyinde en yüksek beklenen getiri seviyesine erişmek için etkin sınır olarak tanımlanan optimum portföy eğrisi üzerinde bulunan portföylerden seçim yapmak durumundadır. Etkin sınırdaki bulunan portföylerin birbirlerine karşı bir üstünlüğü bulunmazken, eğri altında kalanlar etkin olmayan ve tercih edilmemesi gereken portföyler olarak adlandırılır (Kabakçı, 2013: 18).

**Şekil 2:** Portföy Etkin Sınır



### 1.5.1. Modern Portföy Teorisi Beklenen Getiri Oranı

MPT yaklaşımında beklenen getiri oranı yatırım kararı maksimum getiri ve minimum risk içermelidir varsayımı altında getiriyi portföyü oluşturan hisselerin tarihsel getiri oranlarının aritmetik ortalamasının oranları doğrultusunda toplamı olarak tanımlanmıştır (Fang ve diğerleri, 2008: 3). Aritmetik ortalama ise tüm gözlemlerin toplanması ve toplamın gözlem sayısına bölünmesiyle gözlem birimi cinsinden elde edilen bir yer ölçüsüdür (İkiz ve diğerleri, 2006: 23). Portföyde bulunan hisselerin ağırlık vektörü  $W^T = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  ile gösterilmiş olsun. Portföyün getirisini  $R_{pe}$  ile gösterelim,  $M = (m_1, \dots, m_n)^T$  hisse senetlerinin ortalama getirisi olsun. Bu durumda MPT beklenen getiri oranı aşağıdaki şekilde hesaplanır (Pala ve Aksaraylı, 2016: 101).

$$R_{pe} = E(R_p) = W^T M = \sum_{i=1}^n w_i m_i \quad (1)$$

Eşitlik 1’de yer alan parametreler aşağıdaki Tablo 2’deki gibi listelenebilir.

**Tablo 2:** MPT Beklenen Getiri oranı Parametreleri

$\sum_{i=1}^n w_i = 1$	hisse senetleri ağırlık toplamları portföyde 1’e eşit olmalı
$n$	portföy seçiminde kullanılan hisse senedi sayısı
$w_i$	i. hisse senedinin portföydeki oranı
$m_i$	i. hisse senedinin getiri oranı
$R_p$	portföyün getiri oranı
$E(R_p)$	portföyün beklenen getiri oranı

### 1.5.2. Modern Portföy Teorisinde Risk

MPT’de risk kavramı portföyün varyansı olarak ifade edilmiştir. Portföyün varyansı kavramı Markowitz’in portföy teorisinde portföydeki hisselerin tarihsel fiyatlarının ikili eş değişimlerini ifade eden kovaryans değerleri ile belirlenmektedir (Fang ve diğerleri, 2008: 3).

Varyans, gözlem ortalamasından, gözlemlerin negatif ve pozitif sapmalarının kareleri toplamının ortalaması olarak tanımlanmaktadır (İkiz ve diğerleri, 2006: 35). Kovaryans iki değişken arasındaki birlikte değişebilirliğin bir ölçüsüdür. Kovaryans, değişkenler aynı yönde değişirlerse büyük ve pozitif, ters yönde değişirlerse büyük ve negatif olacaktır (Yamane, 2001: 31). Korelasyon ise iki değişkenin arasındaki ilişkiyi değişkenlerin ölçü birimlerindeki değişimlerden arındırılmış olarak ifade eder (Saraçoğlu ve Çevik, 1995: 292).

MPT’de portföyün varyansı aşağıdaki şekilde hesaplanabilir (Pala ve Aksaraylı, 2016: 101).

$$V_p = V(R_p) = W^T V(W) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} \quad (2)$$

Burada  $w_j$  ve  $w_i$  sırasıyla j. ve i. hisse senetlerinin portföydeki ağırlığı olmakta,  $\sigma_{ij}$  ise j. ve i. hisse senetlerinin arasındaki tarihsel getiri serilerine göre kovaryansdır. Varyans kovaryans matrisi  $V$  ile ifade edilmektedir. Kovaryanslar ise

hisse senetleri getiri serilerini  $R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{it})$  ile ve hisse senetlerinin ortalama getirisini  $M = (m_1, \dots, m_n)$  ile ifade edersek ařağıdaki řekilde hesaplanabilir.

$$\sigma_{ij} = E[(R_i - m_i)(R_j - m_j)]$$

Eřitlik 2'de yer alan parametreler ařağıdaki Tablo 3'deki gibi listelenebilir.

**Tablo 3:** MPT Risk Oranı Parametreleri

$\sigma_{ij}$	j. ve i. hisse senetlerinin arasındaki kovaryans
$n$	portföy seçiminde kullanılan hisse senedi sayısı
$w_i, w_j$	i. ve j. hisse senedinin portföydeki oranı
$m_i, m_j$	i. ve j. hisse senedinin ortalama getiri oranı
$r_{it}$	i. hisse senedinin t. periyottaki getiri oranı
$R_i, R_j$	i. ve j. hisse senedinin getiri oranı serileri
$V$	hisse senetleri varyans kovaryans matrisi
$V(R_p)$	portföyün varyansı

### 1.5.3. Modern Portföy Teorisinde Optimizasyon

MPT yaklaşımında sırasıyla, getiri ve risk kavramlarının ortalama ve varyans ile ifade edilmesi ve amacın kar maksimizasyonu veya risk minimizasyonu olması, olasılık teorisi ile optimizasyon teorisinin portföy seçim modelinde birlikte kullanılmasını gerektirmiřtir. Karar vericiler ortalama varyans modeli ile maksimum kar ve minimum risk amaçlarını, belirli bir getiri oranında minimum risk veya belirli bir risk oranında maksimum getiri hedefleyebilirler (Fang ve diđerleri, 2008: 3).



#### 1.5.4. Modern Portföy Teorisi Varsayımları

Modern portföy teorisi, yatırımcıların ve finansal piyasaların davranışları ile ilgili olarak çeşitli varsayımlara dayanmaktadır. Bu varsayımlar aşağıdaki gibi listelenebilir (Kemalbay, 2008: 107; Ercan ve Ban, 2005: 190; Usta, 2005: 309-310; Aydın, 2003: 324; Markowitz, 1991: 470);

- Belirli periyotta tanımlı getirilerin olasılık dağılımı yatırımcılar tarafından tahmin edilebilir. Getiri dağılımı, normal dağılım varsayımlarını sağlar. Yatırımcılar, kararlarını getiri dağılımının olasılık dağılımına göre alır.
- Yatırımcılar tek dönemde beklenen faydalarını maksimize etmeye çalışır. Fayda refahın bir fonksiyonudur. Refah arttıkça fayda da artar. Ancak artış hızı, diğer bir deyişle marjinal fayda azalır.
- Getiri değerlerinde meydana gelen değişkenlik yatırımcılar tarafından riskin ölçülmesinde kullanılır.
- Yatırımcılar yatırım kararı verirken yalnızca portföy getirilerinin ortalama ve varyansı ile ilgilenir. Dolayısıyla kayıtsızlık eğrileri beklenen getiri ve varyansın (veya standart sapmanın) bir fonksiyonudur.
- Getiri olasılık dağılımının orijine göre birinci momenti olan beklenen değer ve ikinci merkezi momenti olan varyans, portföyün getirisi ve riskini ölçmek için kullanılır.
- Yatırımcılar rasyoneldir ve gereksiz risk almayı sevmez. Aynı risk düzeyindeki iki farklı yatırım alternatifinden beklenen getirisi daha yüksek olanını tercih ederler; ya da, beklenen getirisi aynı düzeyde olan iki farklı yatırım alternatifinden riski daha düşük olanını tercih ederler.
- Finansal piyasalar etkindir. Piyasa etkinliği, fiyatları etkileyebilecek tüm bilgilerin, hızlı ve doğru bir biçimde, fiyatlara yansıtılacak olması, diğer bir ifadeyle herhangi bir anda piyasanın dengede bulunması anlamına gelir. Yatırımcılar için söz konusu bilgilere eş zamanlı olarak ulaşmak mümkündür.
- Yatırımcılar almak istedikleri hisse senedinin ait olduğu firma ve pazar hakkında herhangi bir maliyete katlanmadan bilgi alabilmektedirler.
- Tüm yatırımcılar hisse senetlerinin beklenen getirileri, standart sapmaları ve korelasyonuna ilişkin aynı bilgiye sahiptirler.
- Yatırımcılar portföyün riskini, getirilerin beklenen getirisinden sapmaları şeklinde ifade eder.

- Yatırımcıların portföy getirisinde odaklandıkları süre aynıdır.

### **1.5.5. Modern Portföy Teorisine Yapılan Eleştiriler**

Markowitz'in çalışmasında varlık getirilerinin çok değişkenli normal dağılım gösterdiği varsayılmaktadır. Bunun anlamı varlık getirilerinin dağılımı tamamen beklenen getiri ve varyans ile tanımlanabilir. Fakat deneysel finans günlük, haftalık ve aylık frekansta örneklendirilen bireysel varlık getirilerinin dağılımının negatif çarpıklık ve fazla basıklık sergilediğini göstermiştir. Bu nedenle normal bir dağılımla doğru olarak tanımlanamaz. Negatif çarpıklığın varlığında negatif getiri, pozitif getiriden daha yüksek bir olasılıktır. Ayrıca eğer bir portföy getirisinin dağılımı pozitif çarpık ise bu düşük getirilerin sıklıkla meydana geldiğini fakat kayıpların küçük olduğunu belirtir. Oysa ki çok yüksek getiriler daha az sıklıkla fakat daha çok uç noktada meydana gelir. Dahası basıklık uç sınır olaylarının olasılığını yansıtabilir. Fazla pozitif basıklık ya da leptokurtosis, getiri dağılımlarının normal dağılımdan daha şişkin kuyruklarının olduğunu belirtir. Normalden sapma getiri dağılımlarının daha yüksek momentlerinin portföy davranışını tanımlamak için gerekli olduğu anlamına gelmektedir. Çarpıklık ve basıklık önemli olduğu zaman eğer biz getiri dağılımları için normallik varsayımı altında yalnızca ortalama ve varyansa bakıyor isek o zaman riski gerçek değerinin altında belirleriz ve bu da verimsiz bir portföy elde etmemize neden olur. Ayrıca Markowitz tarafından önerilen Ortalama-Varyans modeli optimal portföy seçim problemi için yeterli değildir ve daha yüksek momentler ihmal edilemez (Kemalbay ve diğerleri, 2011: 42).

Modern portföy optimizasyonunda bir başka sorun ise portföyde belirli hisse senetlerine yoğunlaşmanın oluşabilmesidir. Bu durumu önlemek için portföyde çeşitliliğin bir ölçüsü olarak kabul edilen entropi fonksiyonu, portföy optimizasyonunda bir amaç fonksiyonu olarak maksimize edilerek portföyde çeşitliliğin yüksek olması sağlanabilmektedir (Usta ve Kantar, 2011: 118).

### **1.6. PORTFÖY SEÇİMİNDE YÜKSEK MOMENTLER**

Portföy seçiminde ortalama ve varyans olarak ifade edilen 1. ve 2. merkezi momentlere ilaveten kullanımının anlamlı olduğu durumlarda 3. ve 4. merkezi momentler olan çarpıklık ve basıklık portföy optimizasyon sürecine dahil edilmektedir.

MPT, Sharpe Oranı, RMD, SVFM, KRMD, Treynor Oranı, Jensen Alfa ve Beklenen Açık gibi portföy seçim modelleri sadece ilk iki momenti dikkate alan portföy değerlendirme ve optimizasyon süreçleridir (Ejara, 2016: 320).

Yüksek momentler bir fayda fonksiyonu ile Cvitanic ve diğerleri (2008) çalışmalarında tanımlandığı gibi ya da Nguyen (2016) tarafından yapıldığı gibi bulanık optimizasyon ile yüksek momentlere ait risklerin minimizasyonu ile portföy seçim sürecine dahil edilmektedirler. Buckle ve diğerleri (2016) çalışmalarında yüksek moment tahminleme metotlarına değinerek portföy seçim sürecinde geçmiş verileri kullanarak portföy oluşturma yoluna gitmişlerdir.

### 1.6.1. Portföy Çarpıklık

Gözlemlere ait frekans dağılışı bulunan her iki tarafa eşit dağılmayış çarpıklık olarak adlandırılmaktadır. Çarpıklık büyüklüğü, dağılım sağa çarpık ise pozitif, sola çarpık ise negatif olur. 3. Momentin değeri çarpıklık ölçüsü olarak kullanılabilir (Freund ve Wilson, 2003: 29; Saraçođlu ve Çevik, 1995: 326).

Olasılık teorisi ve istatistikte, ortak çarpıklık iki şans değışkeninin beraber değışimini ifade eden bir ölçüttür. Ortak çarpıklık ve kovaryans sırasıyla, çarpıklık ve varyans ile ilişkili ortak merkezi momentlerdir. Eğer iki şans değışkeninin ortak çarpıklığı pozitif ise, beraber çok büyük pozitif sapmalar göstermeleri olasıdır. Benzer şekilde, eğer iki şans değışkeninin ortak çarpıklığı negatif ise, beraber çok büyük negatif sapmalar göstermeleri olasıdır (Jondeau ve diğerleri, 2007: 31-32). Ortak çarpıklık matrisi  $S$ 'nin elemanlarını oluşturan  $s_{ijk}$ 'lerin hesaplanması aşağıdaki gibidir (Pala ve Aksaraylı, 2016: 101).

$$s_{ijk} = E[(R_i - m_i)(R_j - m_j)(R_k - m_k)]$$

Aynı getiri ortalaması ve varyans değerine sahip portföylerin getirilerinin dağılışı asimetrik olduğunda, çarpıklığı büyük olan portföy daha fazla kazanç imkanı sunacaktır. Ortalamadan getirinin en az sola en çok sağa çarpık olması istendiğı için portföy çarpıklığı, optimizasyonda maksimize edilir. Portföy çarpıklığı aşağıdaki gibi elde edilir (Pala ve Aksaraylı, 2016: 101).

$$S_p = S(R_p) = E(W^T (R - M))^3 = W^T S(W \otimes W) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n w_i w_j w_k s_{ijk} \quad (3)$$

Portföy çarpıklığını ifade eden  $S_p$ 'nin hesabında kullanılan Kronecker çarpımı  $\otimes$  sembolü ile ifade edilmektedir.

Portföyde negatif çarpıklık bulunduğunda, ihtimaller içinde negatif getirinin büyüklüğü pozitif getirinin büyüklüğünden fazla olacaktır. Pozitif çarpıklık olduğunda düşük getirilerin gerçekleşme olasılığı fazla olsa da yüksek getirilerin büyüklüğü ekstrem boyutta gerçekleşecektir (Kemalbay ve diğerleri, 2011: 42).

Eşitlik 3'te yer alan parametreler aşağıdaki Tablo 4'deki gibi listelenebilir.

**Tablo 4:** Portföy Çarpıklık Parametreleri

$S_{ijk}$	i, j. ve k. hisse senetlerinin arasındaki çarpıklık parametresi
$n$	portföy seçiminde kullanılan hisse senedi sayısı
$w_i, w_j, w_k$	i, j. ve k. hisse senedinin portföydeki oranı
$m_i, m_j, m_k$	i, j. ve k. hisse senedinin ortalama getiri oranı
$r_{it}$	i. hisse senedinin t. periyottaki getiri oranı
$R_i, R_j, R_k$	i, j. ve k. hisse senedinin getiri oranı serileri
$S$	hisse senetleri ortak çarpıklık matrisi
$S(R_p)$	portföyün çarpıklığı

### 1.6.2. Portföy Basıklık

Şans değişkenine ait olasılık dağılımının kuyruk tipini ifade eden, 4. Moment yardımı ile hesaplanabilen bir değişkenlik ölçütüdür. Daha alışlagelmiş bir şekilde basıklık, bir olasılık dağılımının "dördüncü kümülant değeri bölü varyans karesi" olarak tanımlanır. Farklı ölçüm teknikleri olan basıklığın fazla olması sonucunda şişman kuyruklar gözlenir. Dağılımda basıklık az ise kuyruklar zayıf olacaktır (Westfall, 2014: 191-195).

Ortak basıklık dördüncü standardize edilmiş ortak merkezi momenttir. Eğer iki şans değişkenine ait basıklık yüksek ise, beraber ekstrem pozitif ve negatif sapmalar göstermeleri olasıdır (Miller, 2014: 54). Ortak basıklık matrisi  $K$ 'nin elemanlarını oluşturan  $k_{ijkl}$ 'ların hesaplanması aşağıdaki gibidir (Pala ve Aksaraylı, 2016: 101).

$$k_{ijkl} = E[(R_i - m_i)(R_j - m_j)(R_k - m_k)(R_l - m_l)]$$

Portföy basıklığının fazla olması, ekstrem pozitif ve negatif getiri olasılıklarını arttırmaktadır. Ortalamadan getirinin maksimum sapmasının daha az olasılıkla gerçekleşebilmesi için, basıklığın minimum seviyede olması gerekmektedir (Kemalbay ve diğerleri, 2011: 42).

Portföyün basıklığı aşağıdaki gibi hesaplanabilir (Pala ve Aksaraylı, 2016: 101);

$$K_p = K(R_p) = E(W^T (R - M))^4 = W^T K(W \otimes W \otimes W) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n w_i w_j w_k w_l k_{ijkl} \quad (4)$$

Eşitlik 4'te yer alan parametreler aşağıdaki Tablo 5'teki gibi listelenebilir.

**Tablo 5:** Portföy Basıklık Parametreleri

$k_{ijkl}$	i., j., k. ve l. hisse senetlerinin arasındaki basıklık parametresi
$n$	portföy seçiminde kullanılan hisse senedi sayısı
$w_i, w_j, w_k, w_l$	i., j., k. ve l. hisse senedinin portföydeki oranı
$m_i, m_j, m_k, m_l$	i., j., k. ve l. hisse senedinin ortalama getiri oranı
$r_{it}$	i. hisse senedinin t. periyottaki getiri oranı
$R_i, R_j, R_k, R_l$	i., j., k. ve l. hisse senedinin getiri oranı serileri
$K$	hisse senetleri ortak basıklık matrisi
$K(R_p)$	portföyün basıklığı

### 1.6.3. Yüksek Dereceden Momentlerin Varsayımları

Arditti (1971), Samuelson (1970), Rubinstein (1973), Konno ve Suzuki (1995), Scott ve Horvath (1980) gibi bir çok akademisyen eğer yatırımcıların fayda fonksiyonlarının kuadratikten daha yüksek mertebede olduğu varsayılıyorsa portföy analizi ve risk yönetiminin yüksek moment çatısına genişletilmesini gerektirdiğini tartışmışlardır (Lai ve diğerleri, 2006: 293).

Samuelson (1970) yatırımın vadesinin belirli olduğunda ortalama varyans modelinin etkinliğinin yeterli olmadığını ve yüksek dereceden ortak momentlerin kullanımının gerekliliğini ortaya koymuştur. Kraus ve Litzenberger (1976) portföyün çarpıklık hesabı olmadan gerçek riskinin belirlenemeyeceğini ifade etmişler ve

yatırımcıların pozitif çarpıklık beklentisine sahip olduklarını ortaya koymuşlardır. Kon (1984), Peiro (1999), Jondeau ve Rockinger (2006) hisse getiri dağılımlarının asimetrik ve şişkin kuyruklu (ekstrem gözlemler fazla) olduğunu ortaya koymuşlardır. Yatırımcıların bu durumu dikkate aldığını varsaymaktadırlar. Bu nedenle sadece ortalama ve varyansa göre kurulan modellerin eksik kaldığını iddia etmektedirler.

Yüksek dereceden ortak momentler ile portföy seçiminde varsayımlar (Lai, 1991: 295);

1. Yatırımcılar riske duyarlı bireylerdir ve beklenen faydalarını maksimize etmek isterler.

2. N adet riskli ve 1 adet risksiz yatırım aracı vardır.

3. Tüm hisse senetleri pazarda alış satış görebilmekte ve mükemmel bir şekilde bölünebilmektedir.

4. Kiralama ve kiraya verme oranları risksiz yatırım oranı ile eşittir.

5. Hisse senedi piyasası mükemmeldir. Vergi alış satış maliyetleri yoktur.

6. Açığa satış işlemleri mümkündür.

7. Tüm hisse senetleri için yüksek dereceden momentler hesaplanabilir ve varyans kovaryans matrisi pozitif tanımlıdır. Yatırımcılar için fayda fonksiyonu ortalama varyans çarpıklık ve basıklığı içerir.

Özetle yüksek dereceden moment kullanımında, Markowitz'in serilerin normal dağıldığı ve yatırımcının kuadratik fayda fonksiyonuna sahip olduğu varsayımı hariç tüm MPT varsayımları geçerlidir.

## 1.7. PORTFÖY SEÇİMİNDE ENTROPİ FONKSİYONU

Portföy seçim sürecinde yer alan fonksiyonların çoğunluğu portföyün çeşitliliğini dikkate almamakta ve bu durum az sayıda hisse senedine yoğunlaşılmasına neden olabilmektedir (Yue ve Wang, 2017: 125).

Finansal kriz dönemlerinde iyi çeşitlendirilmiş portföyler daha az riske sahip olmaktadır. Portföyde sadece geçmiş verileri kullanarak yapılan çeşitlendirme gelecekteki belirsizliklere göre çeşitlendirmeye izin vermemekte fakat portföy optimizasyonunda entropi fonksiyonunun kullanımı gelecekteki belirsizliği modele ekleyebilmektedir (De Miguel, Garlappi ve Uppal, 2009: 1920).

Portföyde çeşitliliğin bir ölçüsü olarak kabul edilen entropi değeri, portföy optimizasyonunda maksimize edilerek portföyde çeşitliliğin yüksek olması garanti altına alınır (Usta ve Kantar, 2011: 118). Shannon (1948) kendi adını alan Shannon

entropi ölçütü ile, Kullback ve Leibler (1951) ise Kullback çapraz entropi ölçütüyle entropi ve çeşitlilik alanında önemli çalışmalara imza atmışlardır. Philippatos ve Wilson (1972) portföy optimizasyonunda entropiyi kullanarak ortalama entropi modeli ile ortalama varyans ve tek indeks modellerini kıyaslamıştır.

Bazı çalışmalarda ise, Bera ve Park (2008) ve ayrıca Usta ve Kantar (2011) tarafından yapılmış çalışmalarda yüksek moment ve entropi ölçütü birlikte optimizasyon sürecinde kullanılmıştır. Çeşitli entropi ölçütü kullanan çalışmalar incelendiğinde portföy seçiminde performans ölçütleri bakımından entropi fonksiyonlarının farklılık gösterdiği gözlenmiştir (Yu ve diğerleri, 2014: 49).

### 1.7.1. Shannon Entropi

Shannon (1948) Shannon entropi hesaplanmasını aşağıdaki gibi formüle etmiştir.

$$E_s = - \sum_{i=1}^n w_i \ln w_i = -W^T (\ln W) \quad (5)$$

### 1.7.2. Gini-Simpson Entropi

Gini-Simpson entropi ölçütü hesaplaması aşağıdaki gibidir (Carmichael ve diğerleri, 2015: 9).

$$E_{G-S} = 1 - \sum_{i=1}^n w_i^2 = 1 - W^T W \quad (6)$$

### 1.7.3. Yager Entropi

Yager (1995) kendi adını taşıyan ve mutlak değer hesaplanmasına dayanan entropi ölçütünün hesaplanmasını aşağıdaki gibi vermiştir.

$$E_Y = - \sum_{i=1}^n \left| w_i - \frac{1}{n} \right| \quad (7)$$

#### 1.7.4. Bulanık Yager Entropi

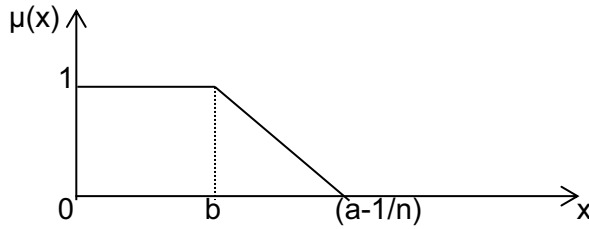
Önerilen bulanık Yager entropi, her bir hisse senedinden elde edilen, bulanık üyelik fonksiyonu ile tanımlı fonksiyon değerlerinin toplamı olarak aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$E_{BY} = \sum_{i=1}^n \mu_i \quad (8)$$

Şekil 3'teki gibi tanımlanmış olan sağa dayalı bulanık üyelik fonksiyonu ile ifade edilmiş  $x = \left| w_i - \frac{1}{n} \right|$  olarak değer alan ve bulanık üyeliği  $\mu(x) = \mu_i$  olan bulanık entropi fonksiyonunun bulanık küme merkezi b'ye kadar uzanmaktadır. Yayılmı ise b ile  $a-1/n$  aralığındadır. Parametreler  $b=(0,1)$  ve  $a=(0,1)$  aralığında karar verici tarafından tayin edilebilmektedir. Parametrelerin alabileceği değerler için aşağıdaki koşul sağlanmalıdır;

$$0 \leq b \leq a - \frac{1}{n} \leq 1 - \frac{1}{n} \quad (\forall a, b)$$

**Şekil 3:** Bulanık Yager Entropi Fonksiyonunun Bulanık Sağa Dayalı Üyelik Fonksiyonu



Zimmerman tip üyelik fonksiyonuna göre bulanık Yager entropi fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanabilir;

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & \text{eger } \left| w_i - \frac{1}{n} \right| \leq b \\ \frac{\left( a - \frac{1}{n} - \left| w_i - \frac{1}{n} \right| \right)}{a - \frac{1}{n} - b}, & \text{eger } a - \frac{1}{n} \geq \left| w_i - \frac{1}{n} \right| \geq b \\ 0, & \text{eger } \left| w_i - \frac{1}{n} \right| > a - \frac{1}{n} \end{cases}$$



Entropi fonksiyonlarında yer alan parametreler Tablo 6'daki gibi listelenebilir. Çalışmada  $E_{BY}$  parametreleri "b" ve "a", sırasıyla  $1/n$  ve 1 olarak modellerde kullanılmıştır. Gereksiz hisse senedinin portföye katılmamasının cezalandırılmasının önüne geçmek adına "b" ilgili değeri almıştır. Hisse senedi oranlarında kısıtlamalara gidilmemesi için ise "a" ilgili değeri almıştır.

**Tablo 6:** Portföy Entropi Fonksiyon Parametreleri

$\mu_{ij}$	j. ve i. hisse senetlerinin birlikte bulanık entropi üyelik değeri
$n$	portföy seçiminde kullanılan hisse senedi sayısı
$w_i, w_j$	i. ve j. hisse senedinin portföydeki oranı

## 1.8. PORTFÖY OPTİMİZASYON MODELLERİ

Ortalama varyans modeli ortaya çıktığında bilgisayarların yeterli ve yaygın olmaması varyans kovaryans katsayılarının hesabına gerek duymayan modellerin araştırılmasına yol açmıştır. Tek indeksli model Sharpe (1963) tarafından ortaya atılmıştır. Sharpe hisse senetlerinin çoğunun borsa indeksiyle beraber artıp beraber azaldığını gözlemlemiştir. Buna göre Beta katsayısı ilgili hisselerin borsa indeks değerinden ne kadar etkilendiğini belirtmektedir. Basit regresyon modelleri ile tüm hisselerin beta katsayıları bulunabilmekte ve bu katsayı sistematik risk olarak adlandırılmaktadır. Regresyon modelindeki sabit ve hata terimi ise sistematik olmayan riskleri ifade etmektedir.

Yatırımcıların sadece ortalamadan aşağıda kalan risk ile ilgilendikleri gözlemlendikten sonra aşağı yönlü risk ile ilgilenen ortalama yarı varyans modelleri Markowitz (1959) tarafından ortaya atılmıştır. Hisselerin varyansı hesaplanırken sadece ortalamadan aşağıda kalan değerlerden elde edilen yarı varyans modeline olasılık hesabı yapılırken varyansın tamamından yararlanan test ve olasılık dağılım değerleri kullanıldığı için çok rağbet görmemiştir.

Büyük boyutlu portföy optimizasyonu problemini doğrusal programlama ile çözebilmek için riski ortalamadan mutlak sapma ile ifade eden ortalama mutlak sapma modelini 1991 yılında Konno ve Yamazaki ortaya atmıştır. Buna göre kovaryans matrisinin hesabına gerek olmadan Tokyo hisse senedi piyasasında tarihsel verileri kullanarak çözüme ulaşılmış ve ortalama varyans modeline benzer sonuç değerleri bulunmuştur. Feinstein ve Thapa (1993) ortalama mutlak sapma

modelini yeniden formüle ederek sıfırdan farklı değer alan hisse senedi sayı kısıdını yarı yarıya azaltarak Konno ve Yamazaki (1991) tarafından ulaşılan sonuçlara benzer sonuçlara ulaşılmıştır. Simaan ise (1997) bu modelin risk tahminin büyük olması nedeniyle diğer hesaplama avantajlarının faydasız hale geldiğini bulmuştur.

Portföy optimizasyon modellerinde kullanılan ek fonksiyonlar ya da kısıtlar; alış satış maliyeti, açığa satış, sektörel, likitide, işlem hacmi, RMD, KRMD, alt kısmi momentlere odaklanan modeller, belirli performans ölçütlerini dikkate alan, sayısal veya miktar kısıtları olarak ifade edilebilmektedir. Yüksek moment ve entropiyi içeren modeller ise sıklıkla kullanılmaya başlanmış ve aşağıda detaylı biçimde verilmiştir. Çalışmada bulunan tüm modellerde yer alan değişkenlerin isimleri Tablo 7'deki gibidir.

**Tablo 7:** Portföy Optimizasyon Modellerinde Kullanılan Notasyonlar

$r_{it}$	i. hissenin t. dönem getiri oranı
$m_i$	i. hissenin getiri ortalaması
$T$	toplam periyot uzunluğu
$\sigma_i^2$	i. hissenin varyansı
$\sigma_{ij}$	i. ve j. hisse senetleri arası kovaryans
$n$	toplam hisse senedi sayısı
$w_i$	i. hisse senedinin portföydeki ağırlığı
$W$	hisse senetlerinin portföydeki ağırlık vektörü
$M$	hisse senetlerinin beklenen getiri vektörü
$V$	hisse senetlerine ait varyans kovaryans matrisi
$I$	hisse senedi sayısı kadar 1'lerden oluşan satır vektörü
$OO$	ortalama oranı kısıt değeri
$VO$	varyans oranı kısıt değeri
$\lambda$	Fonksiyon ağırlık parametresi
$s_i^3$	i. hisse senedinin çarpıklık değeri
$s_{ij}, s_{ijj}$	i. ve j. hisse senetleri arası 3. merkezi bileşik moment elemanı
$s_{ijk}$	i., j. ve k. hisse senetleri arası 3. merkezi bileşik moment elemanı
$S$	hisse senetlerine ait çarpıklık ortak çarpıklık matrisi

$\otimes$	Kronecker çarpımı
$\mathcal{CO}$	çarpıklık oranı kısıt değeri
$R$	hisse senetleri getiri matrisi
$K$	hisse senetlerine ait basıklık ortak basıklık matrisi
$BO$	basıklık oranı kısıt değeri
$k_i^4$	i. hisse senedinin basıklık değeri
$k_{iij}, k_{ijj}, k_{ijj}$	i. ve j. hisse senetleri arası 4. merkezi bileşik moment elemanı
$k_{ijkl}$	i., j., k. ve l. hisse seneleri arası 4. merkezi bileşik moment elemanı
$ED$	entropi değeri kısıt miktarı
$Entropy(w)$	entropi fonksiyonu
$1_N$	hisse sayısı adeti kadar birlerden oluşan satır vektörü

### 1.8.1. Ortalama Varyans Modeli

Markowitz'in (1959) tanımladığı OVM'de portföyün getirisi olan beklenen getiri oranı maksimize edilirken, portföyün riski olarak ifade edilen portföyün varyansı minimize edilir. Portföy beklenen getiri oranı ve portföy varyansında hesaplanması gereken hisse senetlerine ait ortalama beklenen getiri, varyans ve kovaryans hesaplamaları aşağıdaki gibidir;

$$m_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r_{it}$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i) (r_{jt} - m_j)$$

Buna göre OVM optimizasyonunun temel gösterimi aşağıdaki gibidir (Aksaraylı ve Pala, 2016: 94);

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks} \sum_{i=1}^n w_i m_i = W^T M \\ \text{Min} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} = W^T V(W) \\ \text{kst}; W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

Eşitlik çözümünde çok amaçlı optimizasyondan yararlanarak etkin sınır ve Pareto çözümler elde edilebileceği gibi, yatırımcının spesifik hedef ve kararları doğrultusunda model değiştirilebilir. OVM'de belirli bir beklenen getiri oranı ya da ortalama oranı (OO) için risk minimizasyonu şeklinde aşağıdaki gibi ifade edilebilir. Bu modelden çözüm elde edilmesi karesel optimizasyon yöntemleri ile nispeten daha kolaydır (Wang ve Xia, 2002: 4).

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min} W^T V(W) \\ \text{kst}; W^T M \geq OO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVM ayrıca belirli bir risk oranı ya da varyans oranı (VO) için getiri maksimizasyonu şeklinde aşağıdaki gibi ifade edilebilir. Doğrusal olmayan kısıtlama nedeniyle çözüm elde etmek daha zordur (Ehrgott ve diğerleri, 2009: 33).

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks} W^T M \\ \text{kst}; W^T V(W) \leq VO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

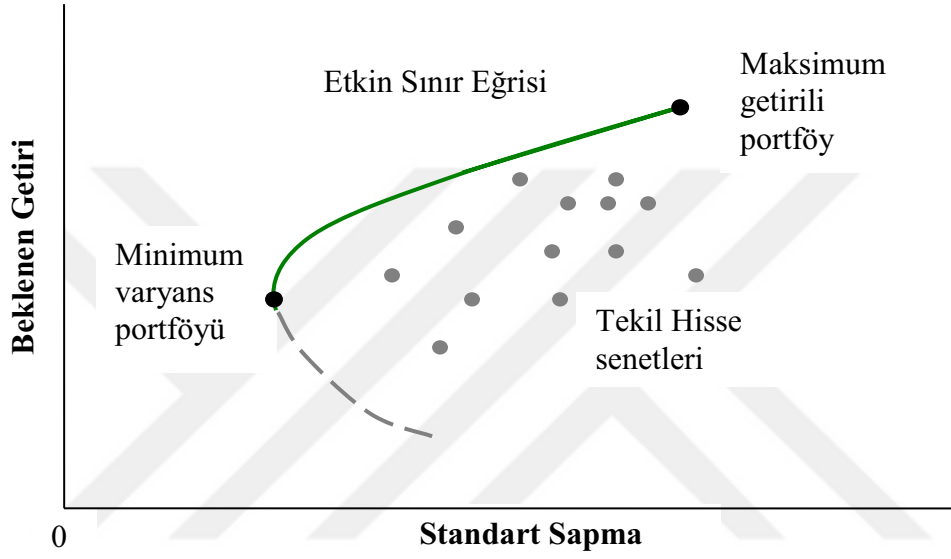
Ayrıca farklı  $\lambda$  değerleri için çözülen eşitlik ile portföy etkin sınırı elde edilebilmektedir. Buna göre  $0 \leq \lambda \leq 1$  aralığındaki çözümler ile Pareto optimal çözümler elde edilir. Maksimum getiri modeli  $\lambda = 0$  için problem çözüldüğünde, minimum varyans modeli  $\lambda = 1$  için çözüm yapıldığında elde edilir (Demirtaş ve Güngör, 2004: 105).

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min} \lambda [W^T V(W)] - (1 - \lambda) [W^T M] \\ \text{kst}; \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

(9)

Yatırımcının farklı ağırlık parametrelerine göre eşitlik çözüldüğünde OVM için etkin sınır elde edilir. Bu sınır üzerindeki tüm portföyler yatırımcı açısından ortalama ve varyans değerleri için ön değerlendirme ve tercih bulunmadığı takdirde Pareto optimaldir. Etkin sınır portföyleri yatırımcıya belirli risk değeri için maksimum getiri veya diğer bir tanımlama ile belirli getiri değeri için minimum risk sağlar (Markowitz, 1959: 141);

**Şekil 4:** Ortalama Varyans Etkin Sınır



Kaynak: (Chen, Chung, Ho ve Hsu, 2010: 174).

Şekil 4'teki gibi elde edilen Pareto optimal çözümlerden herhangi birini karar verici kendi fayda fonksiyonu ve tercihlerine göre seçebilir.

### 1.8.2. Ortalama Varyans Çarpıklık Modeli

Lai (1991) çalışmasında portföy optimizasyonu modeline portföy çarpıklığını matematiksel olarak eklemiştir. OVÇM'de portföyün getirisi ve çarpıklığı birlikte maksimize edilirken varyansı eş zamanlı minimize edilmektedir. Portföyün çarpıklığını hesaplamak için gerekli eşitlikler aşağıdaki gibidir (Kemalbay, 2008: 109).

$$s_i^3 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i)^3$$

$$s_{ij} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i)^2 (r_{jt} - m_j)$$

$$s_{ijj} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i) (r_{jt} - m_j)^2$$

$$s_{ijk} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i) (r_{jt} - m_j) (r_{kt} - m_k)$$

Eşitlik göre portföyün ortalaması, varyansı ve çarpıklığına odaklanan optimizasyon probleminin matematiksel modeli aşağıdaki gibi kurulabilir (Pala ve Aksaraylı, 2016: 101).

$$\begin{cases} \text{Maks} & \sum_{i=1}^n w_i m_i = W^T M \\ \text{Min} & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} = W^T V(W) \\ \text{Maks} & E(W^T (R - M))^3 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n w_i w_j w_k s_{ijk} = W^T S(W \otimes W) \\ \text{kst;} & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

OVÇM ile modellenen portföy seçim problemi ÇKKV teknikleri ile ya da hedef programlama ile çözülebilmektedir. Lai (1991) çalışmasında tekil amaç fonksiyonlarının çözümünden elde edilen ideal değerlerden minimum polinomsal sapmayı sağlamaya çalışan Polinomsal Hedef Programlama (PHP) yöntemini tercih etmiştir. OVÇM belirli bir OO ve VO için çarpıklık maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\begin{cases} \text{Maks} & W^T S(W \otimes W) \\ \text{kst;} & \\ & W^T M \geq OO \\ & W^T V(W) \leq VO \\ & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

OVÇM belirli bir OO ve çarpıklık oranı (ÇO) için varyans minimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min } W^T V(W) \\ \text{kst;} \\ W^T M \geq OO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \text{ÇO} \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇM belirli bir VO ve ÇO için ortalama maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T M \\ \text{kst;} \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \text{ÇO} \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

Tüm saydığımız modeller ve PHP modelinin ortak noktası optimize edilmek istenen momentlere dair limit ya da ideal referans noktalarına ihtiyaç duymalarıdır.

### 1.8.3. Ortalama Varyans Çarpıklık Basıklık Modeli

OVÇM ile portföy seçimine dördüncü merkezi moment olan basıklığın eklenmesi ile elde edilen OVÇBM ile portföy seçimi son dönemde popüler hale gelmeye başlamıştır. OVÇBM'de portföyün ortalama ve çarpıklık değerleri maksimize edilirken varyans ve basıklık değerleri minimize edilmeye çalışılır. Portföyün basıklığını hesaplamada kullanılan bazı eşitlikler aşağıdaki gibidir (Kemalbay ve diğerleri, 2011: 47).

$$k_i^4 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i)^4$$

$$k_{iii} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i)^3 (r_{jt} - m_j)$$

$$k_{ijj} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i)^2 (r_{jt} - m_j)^2$$

$$k_{ijj} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i) (r_{jt} - m_j)^3$$

$$k_{ijkl} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{it} - m_i) (r_{jt} - m_j) (r_{kt} - m_k) (r_{lt} - m_l)$$

Eşitlik göre portföyün ortalaması, varyansı, çarpıklığı ve basıklığına odaklanan çok amaçlı optimizasyon probleminin matematiksel modeli aşağıdaki gibi kurulabilir (Pala ve Aksaraylı, 2016: 101).

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks} \quad \sum_{i=1}^n w_i m_i = W^T M \\ \text{Min} \quad \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i w_j \sigma_{ij} = W^T V(W) \\ \text{Maks} \quad E(W^T (R - M))^3 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n w_i w_j w_k S_{ijk} = W^T S(W \otimes W) \\ \text{Min} \quad E(W^T (R - M))^4 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n w_i w_j w_k w_l k_{ijkl} = W^T K(W \otimes W \otimes W) \\ \text{kst;} \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

Lai ve diğerleri (2006) çalışmasında OVÇBM optimizasyon problemini PHP ile çözmüşlerdir.

OVÇBM belirli bir OO, VO ve ÇO için basıklık oranı (BO) minimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min} \quad W^T K(W \otimes W \otimes W) \\ \text{kst;} \\ W^T M \geq OO \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \text{ÇO} \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇBM belirli bir OO, VO ve BO için ÇO maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks} \quad W^T S(W \otimes W) \\ \text{kst;} \\ W^T M \geq OO \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) \leq BO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇBM belirli bir OO, ÇO ve BO için VO minimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.



$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min } W^T V(W) \\ \text{kst;} \\ W^T M \geq OO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \zeta O \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) \leq BO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇBM belirli bir VO, ÇO ve BO için OO maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T M \\ \text{kst;} \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \zeta O \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) \leq BO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇBM için elde edilen tüm farklı modellerde OVÇM varyantlarında olduğu gibi limit ya da referans noktası gereklidir. Bu noktalara yatırımcının ön bilgisi ya da hedefleri doğrultusunda karar verilebilir.

#### 1.8.4. Ortalama Entropi Modeli

Huang (2008) Ortalama Entropi Modelini (OEM) portföy seçiminde önermiştir. Entropi fonksiyonunu  $Entropy(w)$  olarak ele alırsak, portföy optimizasyon problemi için iki amaçlı OEM gösterimi aşağıdaki gibi olabilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T M \\ \text{Maks } Entropy(w) \\ \text{kst;} \quad W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ \quad \quad \quad W \geq 0 \end{array} \right.$$

Eşitlik problem ortalama ve entropi maksimizasyonu halini almıştır. Entropi değerinin (ED) yüksek olması çeşitlilik açısından arzu edilen bir durumdur. Belirli bir ortalama oranı için entropiyi maksimize eden model aşağıdaki gibidir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } Entropy(w) \\ \text{kst;} \quad W^T M \geq OO \\ \quad \quad \quad W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ \quad \quad \quad W \geq 0 \end{array} \right.$$

Arzu edilen bir entropi hedef değeri için ortalama maksimizasyonu halini alan OEM alttaki gösterime benzemektedir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T M \\ \text{kst; } Entropy(w) \geq ED \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

Farklı entropi fonksiyonları ile çalışmalar yapılmakta olup piyasaların gelecekteki belirsizliğini portföy optimizasyon problemine daha iyi yansıtan bulanık entropi de yaygın şekilde OEM'de kullanılmaktadır.

### 1.8.5. Ortalama Varyans Entropi Modeli

Bera ve Park (2008) yaptıkları çalışmada ortalama varyans entropi modelini (OVEM) kullanmışlardır. Ortalama varyans ve entropiyi portföy seçiminde amaç fonksiyonu olarak ele alan OVEM'in genel gösterimi aşağıdaki gibidir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T M \\ \text{Min } W^T V(W) \\ \text{Maks } Entropy(w) \\ \text{kst;} \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVEM belirli bir OO ve VO için entropi maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenenir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } Entropy(w) \\ \text{kst;} \\ W^T M \geq OO \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVEM belirli bir OO ve ED için varyans minimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenenir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min } W^T V(W) \\ \text{kst;} \\ W^T M \geq OO \\ \text{Entropy}(w) \geq ED \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVEM modeli belirli bir ED ve VO için ortalama maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenenir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T M \\ \text{kst;} \\ W^T V(W) \leq VO \\ \text{Entropy}(w) \geq ED \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

Tüm OVEM'ler için yatırımcı tarafından karar verilmesi gereken eşik değerler mevcuttur.

### 1.8.6. Ortalama Varyans Çarpıklık Entropi Modeli

Jana ve diğerleri (2007) çalışmalarında ortalama varyans çarpıklık entropi modelini (OVÇEM) portföy optimizasyonu için önermişlerdir. Ortalama, çarpıklık ve entropi maksimizasyonu ve varyans minimizasyonuna dayanan OVÇEM'in genel gösterimi aşağıdaki gibidir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T M \\ \text{Min } W^T V(W) \\ \text{Maks } W^T S(W \otimes W) \\ \text{Maks } \text{Entropy}(w) \\ \text{kst;} \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇEM modeli belirli bir OO, VO ve ÇO için entropi maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenenir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks Entropy}(w) \\ \text{kst;} \\ W^T M \geq OO \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \text{ÇO} \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇEM modeli belirli bir OO, ED ve VO için çarpıklık maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T S(W \otimes W) \\ \text{kst} \\ W^T M \geq OO \\ W^T V(W) \leq VO \\ \text{Entropy}(w) \geq ED \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇEM modeli belirli bir OO, ED ve ÇO için varyans minimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min } W^T V(W) \\ \text{kst;} \\ W^T M \geq OO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \text{ÇO} \\ \text{Entropy}(w) \geq ED \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇEM modeli belirli bir ED, ÇO ve VO için ortalama maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T M \\ \text{kst;} \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \text{ÇO} \\ \text{Entropy}(w) \geq ED \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

Tüm OVÇEM'ler portföy optimizasyonu sürecinde önceden yatırımcı tarafından belirlenmiş kısıt değerlerine ihtiyaç duyar.

### 1.8.7. Ortalama Varyans Çarpıklık Basıklık Entropi Modeli

Yue ve Wang (2017) çalışmalarında ortalama varyans çarpıklık basıklık ve entropi modelini (OVÇBEM) portföy seçimi için önermişlerdir. Eşitlik göre portföyün ortalaması, varyansı, çarpıklığı, basıklığı ve entropiye odaklanan çok amaçlı optimizasyon probleminin matematiksel modeli aşağıdaki gibi kurulabilir.

$$\begin{cases} \text{Maks } W^T M \\ \text{Min } W^T V(W) \\ \text{Maks } W^T S(W \otimes W) \\ \text{Min } W^T K(W \otimes W \otimes W) \\ \text{Maks } Entropy(w) \\ \text{kısıtlar; } W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

OVÇBEM modeli belirli bir OO, VO, ED ve ÇO için basıklık minimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\begin{cases} \text{Min } W^T K(W \otimes W \otimes W) \\ \text{kst; } Entropy(w) \geq ED \\ W^T M \geq OO \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T S(W \otimes W) \geq ÇO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

OVÇBEM modeli belirli bir OO, VO, ED ve BO için çarpıklık maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\begin{cases} \text{Maks } W^T S(W \otimes W) \\ \text{kst; } Entropy(w) \geq ED \\ W^T M \geq OO \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) \leq BO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

OVÇBEM belirli bir OO, ÇO, ED ve BO için varyans minimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenebilir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min } W^T V(W) \\ \text{kst; } Entropy(w) \geq ED \\ W^T M \geq OO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \zeta O \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) \leq BO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇBEM belirli bir VO, ÇO, ED ve BO için ortalama maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenenir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } W^T M \\ \text{kst; } Entropy(w) \geq ED \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \zeta O \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) \leq BO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇBEM belirli bir OO, VO, ÇO, BO için entropi maksimizasyonu olarak aşağıdaki gibi modellenenir.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } Entropy(w) \\ \text{kst; } W^T M \geq OO \\ W^T V(W) \leq VO \\ W^T S(W \otimes W) \geq \zeta O \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) \leq BO \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

OVÇBEM için elde edilen tüm farklı modellerde kısıt fonksiyonları için limit ya da referans noktası gereklidir. Bu noktalara yatırımcının ön bilgisi ya da hedefleri doğrultusunda karar verilebilir.

## 1.9. PORTFÖY PERFORMANS DEĞERLENDİRME

Portföylerin performanslarını test periyodunda değerlendirmek için hem karar verici tarafından uygun görülen bir ölçüte hem de ölçme ve değerlendirme yöntemine ihtiyaç vardır.

Çalışmada farklı tipte performans ölçütleri ve ölçme yöntemi olarak kabul görmüş kayan pencereler yöntemi kullanılmıştır.

### 1.9.1. Portföy Performans Ölçütleri

Toplam riski dikkate alan, sistematik riski değerlendiren ve yüksek dereceden momentleri de ölçüme dahil eden çok çeşitli portföy performans ölçütleri bulunmaktadır. Literatürde kabul görmüş ve amaç fonksiyonlarımıza göre seçtiğimiz yedi adet portföy performans ölçütü aşağıdaki gibi olmuştur.

#### Sharpe Oranı

Portföyleri karşılaştırmada en çok kabul görmüş ve portföy getirisinin portföyün standart sapmasına bölümü ile ifade edilen Sharpe Oranı (SR) alttaki şekilde gösterilmektedir (Caporin ve diğerleri, 2014: 3);

$$SR = \frac{E(R_p)}{\sqrt{\sigma^2(R_p)}}$$

#### Ortalama Mutlak Sapma Oranı

Ortalama Mutlak Sapma Oranı (MADR) ortalama getirinin mutlak sapmaya oranı olarak aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır (Ardia ve Boudt, 2015: 97),

$$MADR = \frac{E(R_p)}{E[|R_p - E(R_p)|]}$$

#### Çarpıklık İçin Düzeltilmiş Sharpe Oranı

Çarpıklığa Göre Düzeltilmiş Sharpe Oranı (ASR), SR'nin portföy çarpıklığı entegre edilmiş versiyonu olarak alttaki gibi ifade edilmektedir (Zakamouline ve Koekebakker, 2009: 1245).

$$ASR = SR \sqrt{1 + \frac{Sk(R_p)}{3} SR}$$

## Çarpıklık ve Basıklık İçin Düzeltilmiş Sharpe Oranı

Pezier ve White (2006) tarafından portföy çarpıklık ve basıklığı performans ölçümüne alttaki gibi Çarpıklık ve Basıklık İçin Düzeltilmiş Sharpe Oranı (ASKR) vasıtasıyla eklemiştir.

$$ASKR = SR \left( 1 + \frac{Sk(R_p)}{6} SR - \left( \frac{Ku(R_p) - 3}{24} \right) SR^2 \right)$$

## Sortino Satchell Oranı

Sortino Satchell Oranı (SSR) alt kısmi momentlere odaklanan bir portföy performans ölçütü olup aşağıdaki gibi tanımlanmakta ve paydası v. dereceden alt kısmi moment olarak ifade edilmektedir (Farinelli ve diğerleri, 2009: 210),

$$SSR(v) = \frac{E(R_p)}{\sqrt[v]{E[\max(-R_p, 0)^v]}}$$

## Farinelli-Tibiletti Oranı

Farinelli-Tibiletti Oranı (FTR) paydasında v. dereceden alt ve payında u. dereceden üst kısmi moment bulunduran bir portföy performans ölçütüdür (Farinelli ve diğerleri, 2009: 210),

$$FTR(v, u) = \frac{\sqrt[u]{E[\max(R_p, 0)^u]}}{\sqrt[v]{E[\max(-R_p, 0)^v]}}$$

Çalışmada Farinelli ve diğerleri (2009) tarafından normal tipte ölçüm için kullanılan kısmi momentler,  $u = 1$  ve  $v = 2.5$  değerleri kullanılmıştır.

## Modifiye Edilmiş Sharpe Oranı

Modifiye Edilmiş Sharpe Oranı (MSR) aşağıdaki gibi tanımlanmıştır (Ardia ve Boudt, 2015: 98),

$$MSR_p(\alpha) = \frac{E(R_p)}{mVaR_p(\alpha)}$$



Modifiye edilmiş RMD,  $\alpha$  düzeyinde Z standart değeri ile aşağıdaki gibi elde edilmektedir.

$$mVaR_p(\alpha) = -E(R_p) + \sigma(R_p) \times \left( -Z_\alpha - \frac{(Z_\alpha^2 - 1)s_p}{6} - \frac{(Z_\alpha^3 - 3Z_\alpha)k_p}{24} - \frac{(2Z_\alpha^3 - 5Z_\alpha)s_p^2}{6} \right)$$

### 1.9.2. Kayan Pencere Yöntemi

Portföy performans değerlendirmede özellikle örneklem dışı yapılacak performans analizlerinde başlıca kullanılan yöntemlerden birisi kayan pencerelerdir. Kayan pencerede, pencere uzunluğu  $W$  ve toplam örneklem uzunluğu  $T$  olmak üzere iki parametre mevcuttur.

Çalışmada kayan pencere yöntemi hedef değerler ekseninde öncelikle  $T$  örneklemeden pencere uzunluğu  $W$  kadar veri kullanılarak hisse senetleri için örnek ortalama, kovaryans, koçarpıklık ve kobasıklık değerleri tahmin edilmektedir. İkinci olarak, bu örneklem tahminlerini kullanarak her bir amaç fonksiyonunun hedef değerleri hesaplanmaktadır. Üçüncü olarak, bu hedef değerleri ve örneklem tahminlerini kullanarak portföy ağırlıklarını her bir portföy modeline göre elde edilmektedir. Daha sonra, ilk dönem verilerini çıkartarak ve bir sonraki döneme ait yeni verileri de dahil ederek bir sonraki dönem için bu işlem tekrarlanmaktadır. Bu akış, veri kümesinin sonuna kadar uygulanmaktadır ve her model için  $T-W$  adet portföy ağırlık vektörleri elde edilmektedir.

Portföy değerlendirmede kayan pencereler prosedürünü kullanan başlıca çalışmalar Bera ve Park (2008), De Miguel, Garlappi ve Uppal (2009), Usta ve Kantar (2011) tarafından yapılmıştır. Bu çalışmaların ortak noktası olan portföy örneklem dışı performansı değerlendirmede pencere uzunluğu,  $W=120$  olarak çalışmaya dahil edilmiştir.

Ayrıca De Miguel, Garlappi ve Uppal (2009) tarafından portföy modellerinin alım satım maliyetlerinin bir büyüklüğü olarak ifade edilen Portföy Değişim Oranı (PT) çalışmada kullanılmış ve aşağıdaki gibi tanımlanmıştır,

$$PT = \frac{1}{T - W - 1} \sum_{t=W}^{T-1} \sum_{i=1}^n |w_{i,t+1} - w_{i,t}|$$

## İKİNCİ BÖLÜM

### BULANIK MANTIK

#### 2.1. MANTIK KAVRAMI

İnsanlık tarihi boyunca var olan toplumlar ve kurdukları medeniyetler doğadaki tüm olaylardan büyük ölçüde etkilenmiştir ve yaşam düzenini değiştiren bu durum insan topluluklarında ilgi uyandırmıştır. İnsanlar, basit gözlemlerle dünyayı şekillendiren doğa yasaları hakkında bilgi toplamaya başlamışlardır. Bununla birlikte, elde edilen bilgilerin yorumlanması ve yararlılığı için temel kurallara ihtiyaç duyulmaktadır. Sistematik kural yapısına sahip mantık yapısına gerek duymadan doğru çıkarımların yapılması, şansın ötesine geçemez.

Mantık kavramının ilk defa Aristoteles'le (M.Ö. 384-322), literatüre geçtiği ve herhangi bir varsayımda yer alan bilgilerin bir dizi kurallara bağlı olması gerektiği fikrini ortaya attığı bilinmektedir. Mantık bu açıdan yeni bir düşünce biçimi olarak ortaya çıkmıştır. Bilgiyi bir araya getirip sentezleyerek, ilk bilimsel yaklaşım gerçekleştirilmiştir (Uğur, 2006: 5). Sistematik düşünceyi temel alan Aristo mantığı, bazı varsayımların yardımıyla doğal fenomenlerin incelenmesine ve kesinlik kontrolüne dayanmaktadır. Belirli desenlere sahip bu mantık yaklaşımı ile bilimsel araştırmaların geliştirilmesinde ve mekanik bilimsel yöntemlere ulaşılmasında ve olayların davranış kalıplarını ve sonuçlarının matematik denklemlerine aktarılmasında başarılar sağlanmıştır. Belli ve ideal durumlara, incelenen olayların belirsizliklerini gidermek için ön kabuller yaparak ulaşılır. Gerçek hayattaki tüm belirsizlikler göz ardı edildi. Bu fikre ilk muhalefet, Viyana Felsefe Çerçevesine eğitim alan filozoflardan gelmiş ve bilimsel yaklaşımın "doğrulama" yerine "yanlışlık" ilkesini kullanması gerektiğini savunmuşlardır. Bilimsel teklifler, çıkarımlar ve bulgular, tam değil, eksik, şüpheli, yaklaşık olarak ifade edilmeye başlandı. Bu nedenle, o zamana kadar yapılan kabullerle mekanize hale getirilen birçok olgunun davranışı şimdi kısmen doğru ya da çok doğruysa da, yaklaşıklık varlığı yanlışlanabilirlik ilkesi ile sıkı sıkıya kurulmuştur (Şen, 2009: 11-13).

#### 2.2. BELİRSİZLİK KAVRAMI

Eğitim hayatı boyunca doğru ya da yanlış önermelerden ibaret klasik mantığı özümseyen insan klasik bir rasyonalist haline gelmekte iken yaşadığı dünya

belirsizliklerle doludur. Örneğin, havanın sıcak ve soğuk olması, ekinlerin donup veya donmaması ifadeleri klasik mantığa uygun basit önermelerdir. Kesin olan bu ifadelerde, verilen bilginin değeri, geleceğe ilişkin belirsizlikleri dikkate almadan kaybolur. Gelecekteki olayları incelerken geçmiş tecrübelerle dayanan bazı oranlar bir beklenti faktörü olarak kullanılabilir kabul edilmektedir. Örneğin, hava büyük olasılıkla soğuk olacaktır ve ekinler hava çok soğuk olursa donacaktır. Bu sayede belirsizlik daha iyi ifade edilmiş olur. Tarihsel verilere dayanan istatistiksel yöntemlere, çok karmaşık olmayan ve genellikle basit tahmin görevleri gibi belirsizliklerle uygulanan çalışmalarda rastlanmaktadır (Harris, 2006: 1).

Belirsizlik özelliğine sahip olaylardan olasılık teorisi ile çıkarımlar yapmak ve anlamlı bilgiler elde etmek mümkündür. Bununla birlikte, belirsizlik içeren olayların rastgele nitelikte olduğu varsayıldığında, bu mümkündür. Peki, bütün hayatımızdaki belirsizlikler rassal mı? Bu sorunun cevabı, hayatımız boyunca yaptığımız tüm kararlar rassal olursa, tüm doğal olaylar rassal olsaydı ancak evet olurdu. İnsanlar akıllıdır, karar verebilirler ve kararlarının sonuçları bazen belirsizdir, ancak bir dereceye kadar karar sonuçlarını öngörebilir şekilde evrimleşmişlerdir. Bu bağlamda, günlük hayatımızda karşılaştığımız sorunlar karşısında sezgisel kararlar almakta ve kararları alırken aklımızda yarattığımız belirli aralıklarla bazı durumları ifade etmekteyiz (Pala, 2013: 4).

Problem tanımlamadaki belirsizlik ve kesinlik arasında ters orantılı bir ilişki mevcuttur. Bir problem ne kadar kesin olursa o denli az belirsizlik vardır. Bununla birlikte, klasik mantık belirsizlikleri kabul etmez, sadece doğru ya da yanlış kabul etmekte olan ikili mantıktır. Asla hakikatin sınıflarıyla veya dereceleri ile ilgili bilgi barındırmaz. Ne var ki, belirsizliklerin olduğu durumlarda, bazı kararlar klasik mantık ve sadece kesinlikle alınamaz. Bu nedenle, belirsizlik ve kesinlik arasında bir denge kurulmalıdır. Pek çok mühendislik çalışmasında, belirsizlik, bilgi ve modellerde problemten kaynaklanmaktadır. Belirsizlik, sistem modelleme ve mühendislik problemlerinde değişkenlerin önemli değerlerini tanımlayarak kaldırılrsa da, bu önemli değerler gerçek hayatta belirsizlik ve karmaşıklık nedeniyle toplanamaz. Belirli seviyelerde tutarsızlıklara izin verdiğimizde, sahip olduğumuz bilgiler daha yararlıdır ve sorunu çözmek için ortaya daha iyi bir iş konulmaktadır (Çelikyılmaz ve Türkşen, 2009: 2; Ross, 2004: 1-2).

### 2.3. BULANIK MANTIK KURAMI

İnsanlar öğrendikleri bilgi ve tecrübeleri sistematik olarak kullanarak gelişim sağlamaktadır. Fakat karmaşık yapıya sahip, belirsizlikler içeren olguları anlamamız ve çıkarımlar yapmamız zordur. Bir başka zorluk ise, bilgiyi iletirken kullandığımız sözel dil ve bu dildeki bir kelimenin farklı hassasiyet derecelerine sahip kişilerce farklı şekilde anlaşılmasıdır. Dilin bu yapısı bulanıklık içermektedir (Sivanandam ve diğerleri, 2007: 1).

Bulanıklık, topluluklara ve bireylere göre değişen algılamadaki farklılıklardan kaynaklanabilir. Örneğin, elma “ekşi” olarak adlandırıldığında, elma herkes için gerçekten ekşi değildir ve herkes için ekşilik farklı derecelerde algılanan bir durum olduğu için bilginin aktarılması ve kullanımında bulanıklık mevcuttur. Klasik mantık, sadece iyi-kötü, çirkin-güzel gibi ifadeleri içeren ve bu ifadeler arasında kesin çizgiler çizen iki değerli düşünce sistemidir. İki değerli mantık olarak da adlandırılan bu düşünce sistemi, üçüncünün olmazlığı ilkesine dayanır. Gerçek hayat, gri tonlar ve ara değerlerle doludur. Günümüzün gelişen dünyasında, bu iki değerli mantık karmaşıklığı ve belirsizliği ifade etmek için yeterli değildir.

Bulanık mantık düşüncesinin temelini atan Lotfi A. Zadeh (1921-2017), öznel ve bulanık insan düşüncesinin oluşturduğu verinin işlenmesinde iki değerli klasik rasyonelin yetersizliğini gözlemlemiştir. Bunun üzerine, Zadeh (1965) bulanık küme teorisi ve bulanık mantık kavramlarını ortaya attığı çalışmasında ifadelerin üyelik fonksiyonunu  $[0,1]$  gerçek sayı aralığında tanımlamıştır. Klasik mantığın aksine, önermelerin alabildiği değerler sadece iki değerle sınırlı kalmamış, çoklu değer alabilir hale gelmiştir. Bu açıdan bulanık mantık, iki değerli düşünce sisteminin genelleştirilmiş bir versiyonu olarak ifade edilmektedir (Baykal ve Beyan, 2004a: 18-39).

Bulanık mantık, insan aklıyla benzerlikler içerir. Klasik mantık gibi, noktadan noktaya kesikli değildir. Belirli aralıkta süreklidir. Gerçekte bulanık düşünce yapısı ve bulanık mantık günlük yaşamlarımızda sıklıkla kullanılır. Örneğin, izlediğimiz bir basketbol maçından aldığımız zevk sorulduğunda yalnızca evet ve hayır değil, çok az, biraz, idare eder, çok gibi ifadeler kullanılırız. Hatta maçta skor dengesi ve rekabet olduğu bölümlerde aldığımız zevk daha artarken rekabetin azaldığı bölümlerde alınan zevk düşüşe geçer. Klasik mantıkla çalışan bilgisayarlardan bu tür cevapları almak mümkün değildir (Bai ve Wang, 2006: 1).

Bulanık mantık için insan düşünme biçiminin bir kopyası olduğunu söyleyebiliriz. Bulanık sistemlerin yardımı ile insan düşünce yapısını kullanan daha akıllı, yapay zekaya sahip, makine ve uzman sistemler üretilmiş ve tüm sistemler “bulanık akıllı” hale dönüşmeye başlamıştır. Metro fren sistemleri, kameralar, kameralar, televizyonlar, motor kontrolü, asansörler, trafik ışıkları, mikro devre ve üretim süreçleri gibi pek çok üründe kullanılan bulanık mantık, onları daha verimli ve kullanışlı hale getirmiştir (Duru ve diğerleri, 2008: 62).

## 2.4. BULANIK KÜMELER

Bulanık mantığın sistemlere veya yapılara uygulanmasında temel unsur bulanık kümedir. Ancak bulanık küme kullanımı ile bulanık mantık fonksiyonel hale gelir ve bulanık çıkarım sistemleri kurulabilir. Gündelik hayatta bulanık küme kavramları ile insanlar sıklıkla karşılaşmaktadır. Örneğin, insanlar için yaşları klasik bir küme oluştururken, bir insanın genç olduğu yaşlarının bulanık küme oluşturması muhtemeldir. Aynı şekilde, bir iş yerindeki çalışanlar klasik küme ile ifade edilebilirken çalışkan çalışanların bulanık küme ile daha iyi ifade edilebileceği muhakkaktır. Örneklerde gördüğümüz gibi, bir topluluğun özelliklerine göre bir kümeyi değerlendirdiğimizde, ayrıntılar ne kadar çok olursa, belirsizlik ve aralık kavramları o kadar çok ortaya çıkar ve durumu açıklamak için klasik küme kavramı yetersiz hale gelir. Bulanık küme üyelik işlevini, üyelik kavramı yerine kısmi üyelik kavramını kullanarak ve klasik kümeye kıyasla ikili değer kavramından farklı üyelik seviyelerine sahip nesnelere bulanık kümeye dahil ederek genelleştirmektedir. Klasik kümeye ait olmayan bu özellik ile değerlendirmeler daha anlamlı ve kullanışlı hale gelmektedir (Baykal ve Beyan, 2004a: 74-76). Şekil 5’te klasik ve bulanık küme karakteristik fonksiyonları bulunmaktadır.

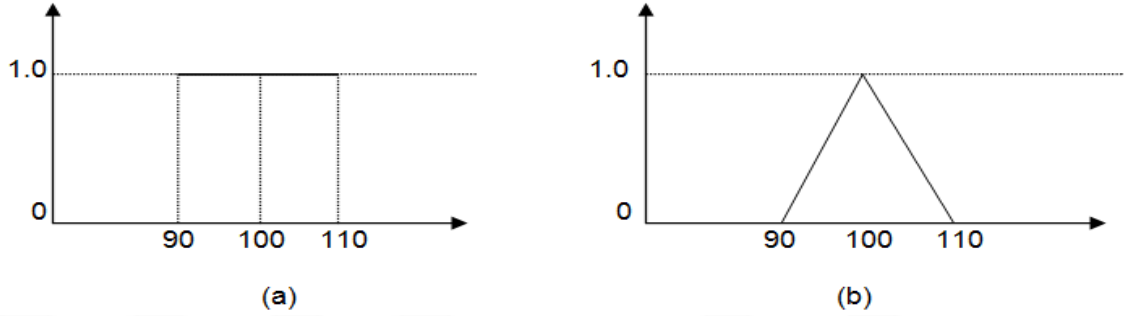
**Şekil 5:** Küme Karakteristik Fonksiyonları (a) Klasik ve (b) Bulanık Gösterimi

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1; & x \in A \\ 0; & x \notin A \end{cases} \quad \mu_A(x) = E \rightarrow [0,1]$$

(a) Klasik küme karakteristik fonksiyonu    (b) Bulanık küme üyelik fonksiyonu

Lotfi Zadeh (1965) tarafından, sözel ifadelerin yaklaşık ve bulanıklık içerdiği belirsizlik durumlarında, belirsizliğin en uygun ifadesinin küme üyelerine farklı üyelik dereceleri vermek yöntemiyle bulanık kümelerle ifade edilmesi gerektiği iddia edilmiştir. Örneğin, arabaların hız seviyelerine bakıldığında, bir araba klasik mantığa göre normal hızlı veya normal hızlı değildir. Zadeh'in yaklaşımına göre ise, normal hızın farklı seviyeleri olabilir ve normal hızlı arabalardan biri gerçek hızlı araba olarak kabul edilirse, biraz daha az veya fazla hızlı olan da birinci araba kadar olmasa da hızlı araba kümesine dahil edilebilir (Şen, 2009: 22). Normal hız 90-110 arasında kabul edildiği varsayımı ile üyelik derecelerinin bu aralıktaki işlevleri klasik ve bulanık küme kavramlarına göre Şekil 6'daki gibi olmaktadır.

**Şekil 6:** Normal Hız İçin Üyelik Dereceleri (a) Klasik ve (b) Bulanık Gösterimi



#### 2.4.1. Bulanık Küme Gösterimi

Bulanık kümeler için  $\underline{A}$  şeklinde gösterim kullanılır.  $\underline{A}$  bulanık kümesi:

$\underline{A} = \{(\mu_A(x)/x)\}$  şeklinde ifade edilebilir.

Klasik bir A kümesinin elemanları

$$A = \{a_1, a_2, a_3\}$$

Şeklinde gösterilirken bu kümenin bulanık hali ise

$$\underline{A} = \{ \mu_A(x_1)/x_1 + \mu_A(x_2)/x_2 + \mu_A(x_3)/x_3 \}$$

Şeklinde gösterilir. Daha genel bir ifade ile

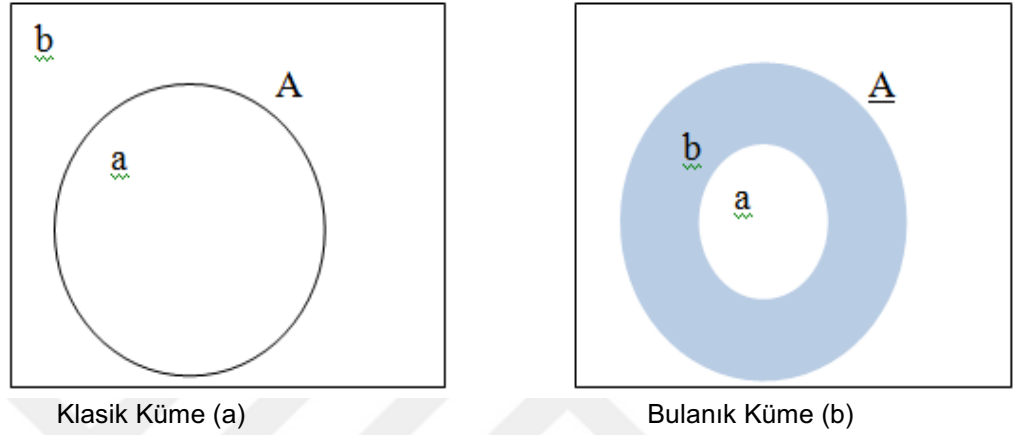
$$\underline{A} = \{ \sum \mu_A(x_i)/x_i \}$$
 gösterilebilir.

Bulanık küme sürekli ise

$$\underline{A} = \{ \int \mu_A(x_i)/x_i \}$$
 şeklinde olacaktır.

Bulanık küme gösterimlerindeki bölme işareti ile ayrılan payda gerçek sayı pay ise gerçek sayının bulanık üyelik derecesini ifade etmektedir. Ayrıca, toplam işareti bulanık üyeleri ayıran bir işaret olarak kullanılmakta bu yüzden topluluğun bir işareti olarak algılanmalıdır. Sürekli bulanık küme içindeki integral işareti de, topluluğu sadece temsil etmek için kullanılan bir işarettir (Şen, 2009: 74).

**Şekil 7:** Venn Diyagram Gösterimi ile Klasik(a) ve Bulanık(b) Kümeler



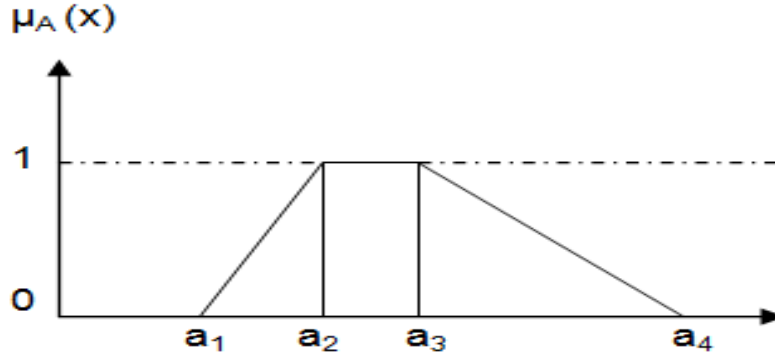
Şekil 7'de "a" klasik kümenin elemanı iken "b" değildir. Bulanık kümede ise "b" belirli dereceden eleman iken "a" en üst dereceden üyeliğe sahiptir. Normal hızlı arabaların bulanık küme olarak gösterimi ise aşağıdaki gibidir:

$$\text{'Normal Hız'} = \{0.1/91+0.5/95+0.8/98+1/100+0.7/103+0.5/105+0.1/109\}$$

#### 2.4.2. Üyelik Fonksiyon Kısımları

Bulanık küme değerlerinin 0 ile 1 arasında her eleman için değerlerine üyelik derecesi, bu elemanların üyelik dereceleri ile farklılık gösteren eğriye de üyelik fonksiyonu denmektedir (Şen, 2009: 40).

**Şekil 8:** Bulanık Küme Üyelik Fonksiyon Kısım Gösterimi



Şekil 8'de üyelik dereceleri 1'e eşit olan elemanların toplandığı alt küme:

$a_2 \leq x \leq a_3 \longrightarrow \mu_A(x) = 1 \longrightarrow$  bulanık kümenin özünü oluşturur.

Üyelik dereceleri 0 ile 1 arasında ve 1 e eşit olan tüm elemanların toplandığı alt küme:

$a_1 \leq x \leq a_4 \longrightarrow 1 \geq \mu_A(x) > 0 \longrightarrow$  bulanık kümenin dayanağını oluşturur.

Üyelik dereceleri 0 a veya 1 e eşit olmayıp ara değerler alan elemanların toplandığı alt küme ise:

$a_1 \leq x \leq a_2$  ile  $a_3 \leq x \leq a_4 \longrightarrow 0 < \mu_A(x) < 1 \longrightarrow$  bulanık kümenin sınırlarını oluşturur.

Çeşitli tiplerde bulanık üyelik fonksiyonları vardır. Ortak özellikleri normal olmalarıdır. Normal olmadan kasit en az 1 adet üyelik derecesi 1'e eşit olan eleman barındırırlar ve bu sayede yükseklikleri bir başka deyişle en büyük üyelik dereceleri 1'e eşit olmuş olur. Eğer ki yükseklik 1'den az ise normal hale dönüştürmek için kümenin üyelik derecelerinin tamamı, en büyük üyelik derecesine bölünür. Bir başka önemli ortak özellik ise fonksiyonların dış bükey olmasıdır. Fonksiyon kısmının kendisi tek parça halinde olduğu için asla bulanık küme iç bükey olamaz (Şen, 2009: 41-42).

### 2.4.3. Üyelik Fonksiyon Tipleri

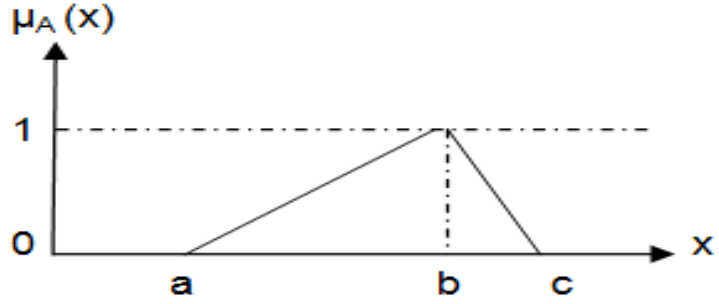
Bulanık mantıkta üyelik fonksiyonu değerleri tanımlanırken bulanık üyelik derece durumlarına göre değişik tiplerdeki fonksiyonlar kullanılmaktadır.



### 2.4.3.1. Üçgen

Üçgen üyelik fonksiyonu bulanık kümenin elemanı olan  $x$  için  $a$ ,  $b$  ve  $c$  gibi üç parametre ile tanımlanır. Bulanık uygulamalarda basit yapısı ve hesaplama yapısı gereği sıklıkla tercih edilen bir bulanık üyelik fonksiyon tipidir.

Şekil 9: Bulanık Küme Üçgen Üyelik Fonksiyonu



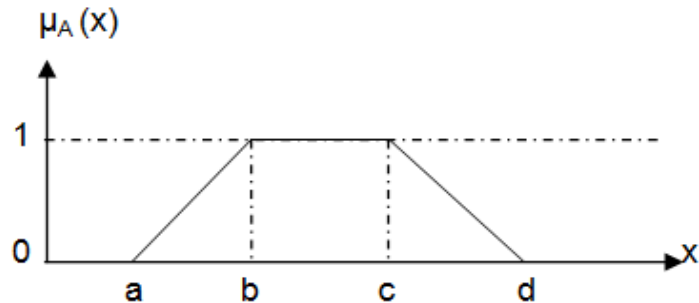
Bulanık üyelik değerleri ise aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\mu_A(x; a, b, c) = \begin{cases} a \leq x \leq b & \longrightarrow (x-a) / (b-a) \\ b \leq x \leq c & \longrightarrow (c-x) / (c-b) \\ x < a \text{ veya } x > c & \longrightarrow x=0 \end{cases}$$

### 2.4.3.2. Yamuk

Yamuk üyelik fonksiyonu bulanık kümenin elemanı olan  $x$  için  $a$ ,  $b$ ,  $c$  ve  $d$  gibi dört parametre ile tanımlanır. Üçgen bulanık üyelik fonksiyonundan sonra en sık tercih edilen fonksiyon tipidir.

Şekil 10: Bulanık Küme Yamuk Üyelik Fonksiyonu



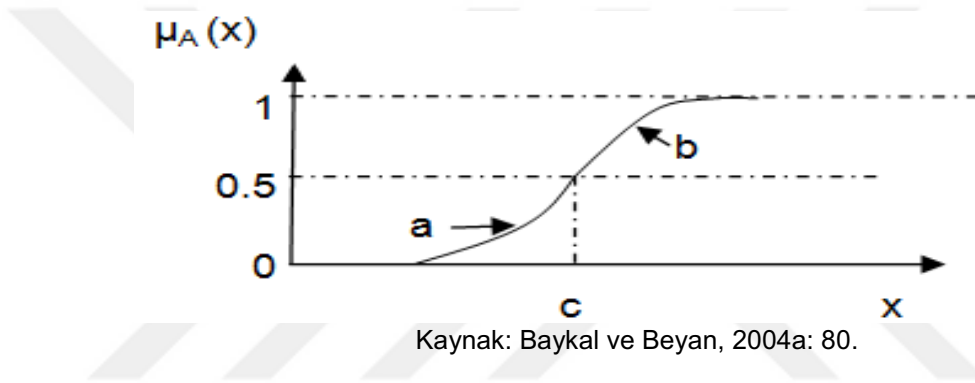
Yamuk bulanık üyelik değerleri aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\mu_A(x;a,b,c,d) = \begin{cases} a \leq x \leq b & \longrightarrow (x-a) / (b-a) \\ b \leq x \leq c & \longrightarrow 1 \\ c \leq x \leq d & \longrightarrow (d-x) / (d-c) \\ x > d \text{ veya } x < a & \longrightarrow 0 \end{cases}$$

### 2.4.3.3. Sigmodial

Sigmodial üyelik fonksiyonu a ve b gibi iki parametreye sahiptir.

**Şekil 11:** Bulanık Küme Sigmodial Üyelik Fonksiyonu



Sigmodial bulanık üyelik değerleri aşağıdaki gibi hesaplanır:

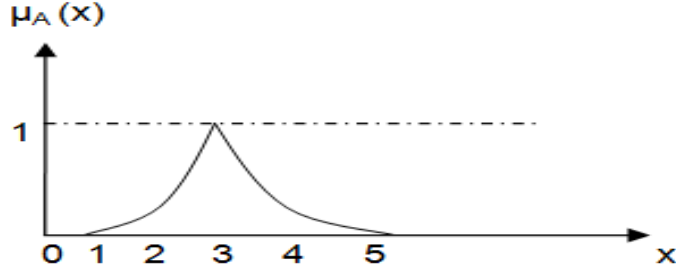
$$\mu_A(x;a,b) = \left\{ \frac{1}{1+e^{-a(x-b)}} \right\}$$

Sigmodial tipi üyelik fonksiyonuna sahip bulanık kümelerde c noktasındaki değer üye olma ve olmama arasında bir büküm noktası olup her zaman  $\mu_A(c) = 0,5$  olmaktadır.

#### 2.4.3.4. Gaussian

Gaussian üyelik fonksiyonu  $m$  ve  $s$  parametreleri ile ifade edilir.

**Şekil 12:** Bulanık Küme Gaussian Üyelik Fonksiyonu



Gaussian bulanık üyelik değerleri aşağıdaki gibi hesaplanır:

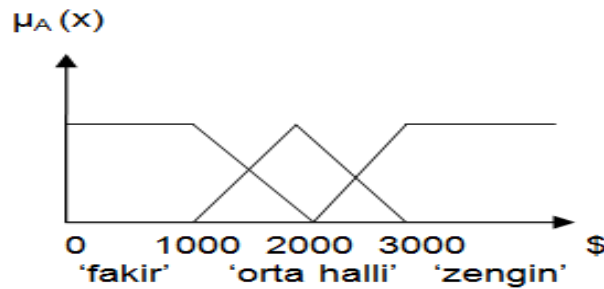
$$\mu_A(x) = \left\{ e^{-\frac{(x-m)^2}{2s^2}} \right\}$$

Gaussian fonksiyonunda  $m$  parametresi fonksiyonun merkezini,  $s$  parametresi ise bu merkezin etrafındaki ortalamadan sapmaları gösterir. Fonksiyonun  $s$  simgesi ile gösterilen standart sapması büyüdükçe fonksiyon genişler ve bulanık küme aralığı büyür. Aynı şekilde  $s$  standart sapma küçüldükçe fonksiyon daralır ve bulanık küme aralığı küçülür.

#### 2.4.4. Üyelik Derecelerinin Atanması

Bulanık kümelerde üyelik dereceleri atanırken eğer ki değişken konusunda belirsizlikler ve farklı görüşler varsa genellikle ilgili bulanık kümenin iç içe geçmiş alt kümeleri bulunur. Örneğin herhangi bir ülkenin genel ekonomik durumunu ifade ederken 'fakir', 'orta halli' ve 'zengin' gibi üç adet alt küme kullanılabilir. Bu kümelerin gösterimi:

**Şekil 13:** Ülkelerin Ekonomik Durumu Bulanık Alt Kümeler



Ayrıca ardışık kümelerin iç içe ve birbirini örten şekilde olması arada çok küçük farkların olduğunda tanımlamaların katı ve tutarsız olmasını engeller. Örneğin “fakir” kümesinin bitişi 1500 \$ olsun ve bu noktadan başlayan bir “orta halli” kümesi düşünelim. Bu küme 1501\$ ile başlar ve ne kadar küçük üyelik dereceleri olsa da 1500\$ gelir için “fakir” ve 1501\$ için “orta halli” demiş olup klasik mantıktan ayrışamamış oluruz. Fakat örnekte 1500\$ değeri “fakir” ülkeler kümesi ve “orta halli” ülkeler kümesinin kesiştiği nokta ise 1500\$ ortalama gelire sahip ülke bu iki bulanık kümeye eşit derecede üye olur.

#### 2.4.5. Bulanık Küme Özellikleri

1) Değişme Özelliği:

$$\underline{A} \cup \underline{B} = \underline{B} \cup \underline{A}; \underline{A} \cap \underline{B} = \underline{B} \cap \underline{A}$$

2) Birleşme Özelliği:

$$\underline{A} \cup (\underline{B} \cap \underline{C}) = (\underline{A} \cup \underline{B}) \cap \underline{C}; \underline{A} \cap (\underline{B} \cup \underline{C}) = (\underline{A} \cap \underline{B}) \cup \underline{C}$$

3) Dağılma Özelliği:

$$\underline{A} \cup (\underline{B} \cap \underline{C}) = (\underline{A} \cup \underline{B}) \cap (\underline{A} \cup \underline{C}); \underline{A} \cap (\underline{B} \cup \underline{C}) = (\underline{A} \cap \underline{B}) \cup (\underline{A} \cap \underline{C})$$

4) Tek Kuvvet Özelliği:

$$\underline{A} \cup \underline{A} = \underline{A}; \underline{A} \cap \underline{A} = \underline{A}$$

5) Evrensel Küme ve Boş Küme Özellikleri:

$$\underline{A} \cup E = E; \underline{A} \cap E = \underline{A}; \underline{A} \cup \emptyset = \underline{A}; \underline{A} \cap \emptyset = \emptyset$$

6) Geçişme Özelliği:

$$\underline{A} \subseteq \underline{B} \text{ ve } \underline{B} \subseteq \underline{C} \Rightarrow \underline{A} \subseteq \underline{C}$$

7) Tümlenme Özelliği:

$$\overline{\overline{\underline{A}}} = \underline{A}$$

8) Çelişmezlik ve Üçüncünün olmazlığı İlkesi:

$$\underline{A} \cap \overline{\underline{A}} = \emptyset; \underline{A} \cup \overline{\underline{A}} = E$$

9) De Morgan Kuralı:

$$\overline{\underline{A} \cap \underline{B}} = \overline{\underline{A}} \cup \overline{\underline{B}}; \overline{\underline{A} \cup \underline{B}} = \overline{\underline{A}} \cap \overline{\underline{B}}$$

### 2.4.6. Bulanık Küme İşlemleri

1) Bulanık Kümenin Tümlenisi:

$\underline{A}$  bulanık kümesinin standart deęilleme işleminin üyelik fonksiyonu,

$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$  şeklinde tanımlanır ve  $\bar{A}$  şeklinde gösterilir.

2) İki Bulanık Kümenin Birleşimi:

$\underline{A}$  ve  $\underline{B}$  gibi iki bulanık alt kümenin standart birleşim işleminin üyelik fonksiyonu,

$\underline{U} = \underline{A} \cup \underline{B} \Rightarrow \mu_U(x) = \max \{ \mu_A(x), \mu_B(x) \}$  şeklinde olacaktır.

3) İki Bulanık Kümenin Kesişimi

$\underline{A}$  ve  $\underline{B}$  gibi iki bulanık alt kümenin standart kesişim işleminin üyelik fonksiyonu,

$\underline{I} = \underline{A} \cap \underline{B} \Rightarrow \mu_I(x) = \min \{ \mu_A(x), \mu_B(x) \}$  şeklinde olacaktır.

Örnek:

$X = \{ 1, 2, 3, 4, a, b, c, d \}$  ve

$\underline{A} = \{ 0.2/a + 0.3/b + 0.6/2 + 1.0/c + 0.7/d \}$

$\underline{B} = \{ 0.3/a + 0.7/1 + 1.0/2 \}$  olsun.

$\bar{A} = \{ 1/1 + 1/3 + 1/4 + 0.8/a + 0.7/b + 0.4/2 + 0/c + 0.3/d \}$

$\bar{B} = \{ 1/3 + 1/4 + 1/b + 1/c + 1/d + 0.7/a + 0.3/1 + 0/2 \}$

$\underline{A} \cup \underline{B} = \{ 0.3/a + 0.7/1 + 1.0/2 + 0.3/b + 1.0/c + 0.7/d \}$

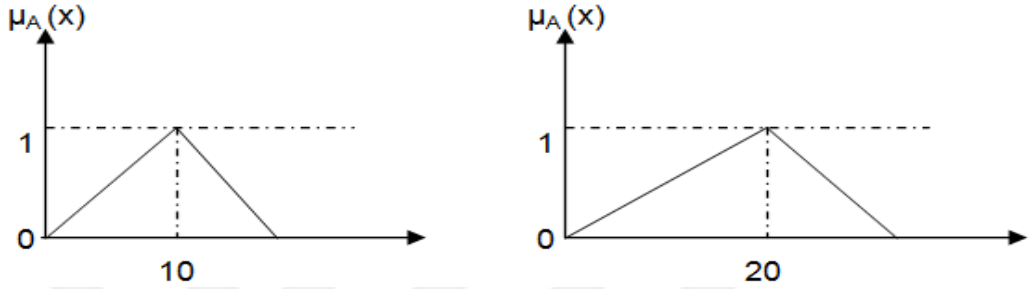
$\underline{A} \cap \underline{B} = \{ 0.2/a + 0.6/2 \}$  şeklinde olur.

### 2.5. BULANIK SAYILAR

Gerçek sayılar doğrusal olarak  $\geq$  veya  $\leq$  şeklinde sıralanabilir. Fakat bu tip eşitsizlikler bulanık üyelik dereceleri ile ifade edilen bulanık sayılarda görülmez. Çünkü birbirleriyle bulanık kümeler vasıtasıyla örtüşen bu tip sayıların hangisinin daha büyük ya da küçük olduğuna kesin olarak karar veremeyiz (Kumar ve diğerleri, 2010: 1).

Bulanık kümelerde olduğu gibi dış bükey olan ve normallik içeren bulanık sayılar belirsizlik içeren hesaplamalarda kullanılabilir. Örneğin yaklaşık 10 saat süren bir işlem için, yaklaşık olarak 20 saatlik süren bir işleme göre 'daha kısa işlem süresine sahiptir' sonucuna varabiliriz. Bu sonuca varırken yapılan gözlemler ve deneyimlerden yararlansak ta sonuç bulanıklık içerir. Bu durumun bulanık üyelik fonksiyonu gösterimi ise;

**Şekil 14:** İşlem Sürelerinin Bulanık Üyelik Gösterimi



Şekil 14'te görüldüğü gibi iki işlemin yaklaşık süreleri bulanık sayılar cinsinden ifade edilmiş; birinci işlem için 10 sayısının üyelik derecesi 1 ve ikinci işlem için ise 20 sayısının üyelik derecesi 1 tanımlanmıştır.

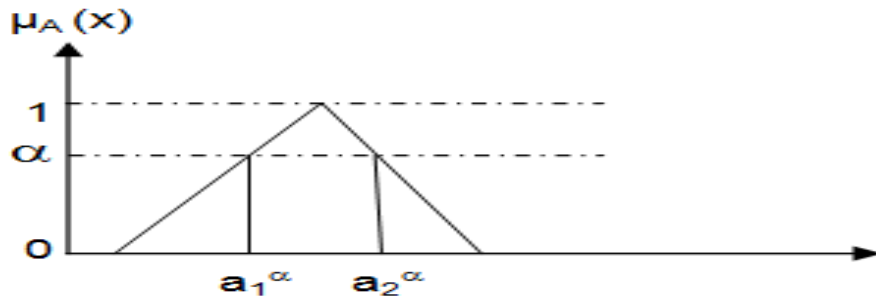
### 2.5.1. Bulanık Sayının $\alpha$ Kesimi

Üyelik derecelerini  $\mu_A(x) = [0,1]$  tanımladığımız bulanık kümenin belirli üyelik değerlerinin altını ya da üstünü kullanmak istemediğimiz durumlarda  $\alpha$  kesimlerinden yararlanırız. Gösterimi aşağıdaki gibidir;

$$\underline{A}_\alpha = [a_1^\alpha, a_2^\alpha], \alpha \in [0,1]$$

$\underline{A}_\alpha$  bulanık kümesine,  $\underline{A}$  bulanık kümesinin  $\alpha$  seviyesindeki güven aralığı denir.

**Şekil 15:** Bulanık Sayı İçin  $\alpha$  Kesimi



Örnek:

$\underline{A} = \{0.2/1+0.4/2+0.6/3+0.8/4+1/5\}$  şeklinde verilen bulanık sayının

$\alpha$ , 0.4, 0.6 ve 1.0 seviyelerine karşılık gelen aralık sayıları:

$$\underline{A}_{0.4} = \{2,3,4,5\}$$

$$\underline{A}_{0.6} = \{3,4,5\}$$

$$\underline{A}_{1.0} = \{5\} \text{ şeklinde olacaktır.}$$

### 2.5.2. Bulanık Sayı Toplama İşlemi

$\underline{A}$  ve  $\underline{B}$  bulanık kümelerinin  $\underline{A}_\alpha$  ve  $\underline{B}_\alpha$  alt kümeleri;

$$\underline{A}_\alpha = [a_1^\alpha, a_2^\alpha] \text{ ve } \underline{B}_\alpha = [b_1^\alpha, b_2^\alpha] \text{ olsun,}$$

$$(\underline{A} + \underline{B})_\alpha = [a_1^\alpha + b_1^\alpha, a_2^\alpha + b_2^\alpha] \text{ olur.}$$

Örnek:

$\underline{A} = \{-2, 0, 2\}$  ve  $\underline{B} = \{-2, 2, 6\}$  olarak verilmiş olsun. Öncelikle  $\alpha$  kesim seviyelerini bulalım.

$$\underline{A}_\alpha = \{\alpha - 2, 2 - \alpha\} \text{ ve } \underline{B}_\alpha = \{2\alpha - 2, 6 - 2\alpha\} \text{ olur, toplamları ise:}$$

$$(\underline{A} + \underline{B})_\alpha = \{3\alpha - 4, 8 - 3\alpha\} \text{ şeklinde olacaktır.}$$

### 2.5.3. Bulanık Sayı Çıkarma İşlemi

$\underline{A}$  ve  $\underline{B}$  bulanık kümelerinin  $\underline{A}_\alpha$  ve  $\underline{B}_\alpha$  alt kümeleri;

$$\underline{A}_\alpha = [a_1^\alpha, a_2^\alpha] \text{ ve } \underline{B}_\alpha = [b_1^\alpha, b_2^\alpha] \text{ olsun,}$$

$$(\underline{A} - \underline{B})_\alpha = [a_1^\alpha - b_2^\alpha, a_2^\alpha - b_1^\alpha] \text{ olur.}$$

Örnek:

$\underline{A} = \{-3, 0, 3\}$  ve  $\underline{B} = \{-2, 2, 6\}$  olarak verilmiş olsun. Öncelikle  $\alpha$  kesim seviyelerini bulalım.

$$\underline{A}_\alpha = \{\alpha - 3, 3 - \alpha\} \text{ ve } \underline{B}_\alpha = \{2\alpha - 2, 6 - 2\alpha\} \text{ olur, çıkarma işlemi sonucu ise:}$$

$$(\underline{A} - \underline{B})_\alpha = \{-9 + 3\alpha, 5 - 3\alpha\} \text{ şeklinde olacaktır}$$

#### 2.5.4. Bulanık Sayı Çarpma İşlemi

$\underline{A}$  ve  $\underline{B}$  bulanık kümelerinin  $\underline{A}_\alpha$  ve  $\underline{B}_\alpha$  alt kümeleri;

$\underline{A}_\alpha = [a_1^\alpha, a_2^\alpha]$  ve  $\underline{B}_\alpha = [b_1^\alpha, b_2^\alpha]$  olsun,

$(\underline{A} \times \underline{B})_\alpha = [\text{EK}(a_1^\alpha \cdot b_1^\alpha, a_1^\alpha \cdot b_2^\alpha, a_2^\alpha \cdot b_1^\alpha, a_2^\alpha \cdot b_2^\alpha),$

$\text{EB}(a_1^\alpha \cdot b_1^\alpha, a_1^\alpha \cdot b_2^\alpha, a_2^\alpha \cdot b_1^\alpha, a_2^\alpha \cdot b_2^\alpha)]$  olur.

Örnek:

$\underline{A} = \{-2, 0, 2\}$  ve  $\underline{B} = \{-3, 3, 9\}$  olarak verilmiş olsun. Öncelikle  $\alpha$  kesim seviyelerini bulalım.

$\underline{A}_\alpha = \{\alpha - 2, 2 - \alpha\}$  ve  $\underline{B}_\alpha = \{2\alpha - 3, 9 - 2\alpha\}$  olur, çarpımları ise:

$(\underline{A} \times \underline{B})_\alpha = \{-3\alpha^2 + 13\alpha - 18, 3\alpha^2 + 13\alpha + 18\}$  şeklinde olacaktır.

#### 2.5.5. Bulanık Sayı Bölme İşlemi

$\underline{A}$  ve  $\underline{B}$  bulanık kümelerinin  $\underline{A}_\alpha$  ve  $\underline{B}_\alpha$  alt kümeleri;

$\underline{A}_\alpha = [a_1^\alpha, a_2^\alpha]$  ve  $\underline{B}_\alpha = [b_1^\alpha, b_2^\alpha]$  olsun,

$(\underline{A} / \underline{B})_\alpha = [\text{EK}(a_1^\alpha / b_1^\alpha, a_1^\alpha / b_2^\alpha, a_2^\alpha / b_1^\alpha, a_2^\alpha / b_2^\alpha),$

$\text{EB}(a_1^\alpha / b_1^\alpha, a_1^\alpha / b_2^\alpha, a_2^\alpha / b_1^\alpha, a_2^\alpha / b_2^\alpha)]$  olur.

Örnek:

$\underline{A} = \{-3, 0, 3\}$  ve  $\underline{B} = \{-3, 3, 9\}$  olarak verilmiş olsun. Öncelikle  $\alpha$  kesim seviyelerini bulalım.

$\underline{A}_\alpha = \{\alpha - 3, 3 - \alpha\}$  ve  $\underline{B}_\alpha = \{2\alpha - 3, 9 - 2\alpha\}$  olur, bölümleri ise:

$(\underline{A} / \underline{B})_\alpha = \{\alpha - 3 / 9 - 2\alpha, 9 - 2\alpha / 3 - \alpha\}$  şeklinde olacaktır.

## 2.6. BULANIK BAĞINTILAR

$A \times B = \{(x, y) \mid x \in A \text{ ve } y \in B\}$  kartezyen çarpım uzayı üzerinde tanımlı bir  $\underline{R}$  bulanık bağıntısı  $\mu_{\underline{R}}$  üyelik fonksiyonu ile ifade edilir.  $\underline{R}$  ayrıca bir bulanık kümedir.

$\mu_{\underline{R}}(x, y): A \times B \rightarrow [0, 1]$  üyelik fonksiyonu ve  $\underline{R} = \{(\mu_{\underline{R}}(x, y) / (x, y) \mid \mu_{\underline{R}}(x, y) \geq 0, x \in A, y \in B)$



$\underline{R}$  bulanık kümesi,  $A \times B$  üzerinde bir ikili bulanık bağıntı olarak adlandırılır ve  $\mu_{\underline{R}}(x,y)$   $x$  ve  $y$  arasındaki bağıntının gücünü ifade eder (Baykal ve Beyan, 2004a: 135).

$A \times B \{(x,y) \mid x \in A \text{ ve } y \in B\}$  kartezyen uzayında tanımlı  $\underline{R}$  ve  $\underline{S}$  gibi iki farklı bulanık bağıntı olsun. Üyelik değerleri ve küme işlemleri için:

$$\text{Birleşim: } \mu_{\underline{R} \cup \underline{S}}(x,y) = \max(\mu_{\underline{R}}(x,y), \mu_{\underline{S}}(x,y))$$

$$\text{Kesişim: } \mu_{\underline{R} \cap \underline{S}}(x,y) = \min(\mu_{\underline{R}}(x,y), \mu_{\underline{S}}(x,y))$$

$$\text{Tümleme: } \mu_{\underline{R}}(x,y) = 1 - \mu_{\underline{R}}(x,y)$$

$$\text{Kapsama: } \underline{R} \subset \underline{S} \Rightarrow \mu_{\underline{R}}(x,y) \leq \mu_{\underline{S}}(x,y) \text{ işlemleri geçerlidir.}$$

## 2.7. BULANIKLAŞTIRMA

Bulanıklaştırma işlemi klasik küme olarak elimizde bulunan değişkenlere ait verilerin belirli aralıklar yardımıyla bulanık küme haline dönüştürülmesi ve bu değişkenlere ait dilsel özelliklerin bulanık karşılıklarının elde edilmesidir (İbrahim, 2004: 46). Bulanıklaştırma sayesinde bir aralıkta veya kümede bulunan elemanların hepsinin sadece 1 değeri alması yerine onlara 0 ile 1 arasında değerler vererek daha gerçekçi ve bulanık mantık prensibiyle çalışan uzman sistemler tasarlanabilmektedir. Bu değişkenlerin doğasında bulunan belirsizlikleri de hesaba katan bulanık uzman sistemlerin çalışma süreci sırasıyla bulanıklaştırma, bulanık kural taban işlemleri ve durulaştırma işlemlerini içermektedir. İlk süreç olan bulanıklaştırma, bulanık kümenin üyelik fonksiyon ve derecelerinin tanımlanmasına dayanır. Bir sürecin veya değişkenin üyelik fonksiyonlarını doğru ve gerçekçi bir şekilde tanımlamak için çoğu zaman geçmiş tecrübeler, güçlü sezgilere ve kuvvetli bir mantığa ihtiyaç vardır.

## 2.8. DURULAŞTIRMA

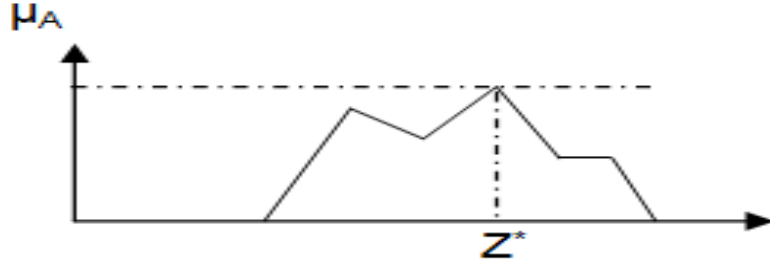
Bulanık mantık işlemlerine tabi tutulan veriler bulanık bilgiye dönüşmektedir. Kesin bilgiyi elde etmek için bir takım durulama işlemleri yapılması gerekmektedir. Durulaştırma işlemi bulanıklaştırmanın tam tersi olarak bulanık kümenin tek bir sayıya dönüştürülmesi olarak ifade edilmektedir (Elmas, 2010: 276). Durulaştırma işleminin çok çeşitli yöntemleri bulunmaktadır. Kullanılacak yöntem uygulayıcının tercihinin ve bulanık sistemin özelliklerine göre seçilmektedir.

### 2.8.1. En Büyük Üyelik İlkesi

Diğer adı yükseklik olan en büyük üyelik ilkesinin kullanılabilmesi için çıkarımı yapılacak bulanık kümede tepe noktasına ihtiyaç vardır. Gösterimi:

$$\mu_A(z^*) \geq \mu_A(z) \quad \forall z \in Z \text{ şeklinde olur.}$$

Şekil 16: En Büyük Üyelik İlkesi Gösterimi

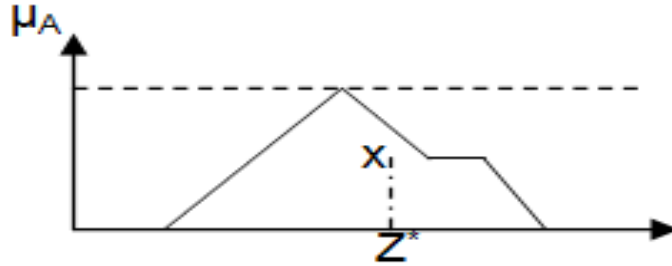


### 2.8.2. Sentroid Yöntemi

Diğer adı ağırlık merkezi yöntemi olan sentroid yöntemi durulaştırma işlemlerinde kullanılan başlıca yöntemdir. Matematiksel gösterimi ise:

$$Z^* = \frac{\int \mu_A(z) \cdot z dz}{\int \mu_A(z) dz} \text{ şeklinde olur.}$$

Şekil 17: Sentroid Yöntemi Gösterimi

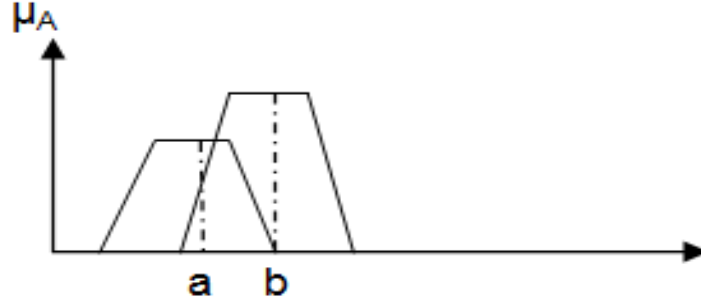


### 2.8.3. Ağırlıklı Ortalama Yöntemi

Bu yöntemin kullanılabilmesi için bulanık kümenin üyelik fonksiyonunun simetrik olması gereklidir. Matematiksel eşitliği ise:

$$Z^* = \frac{\sum \mu_A(\check{z}) \cdot \check{z}}{\sum \mu_A(\check{z})}$$

**Şekil 18:** Ağırlıklı Ortalama Yöntemi Gösterimi

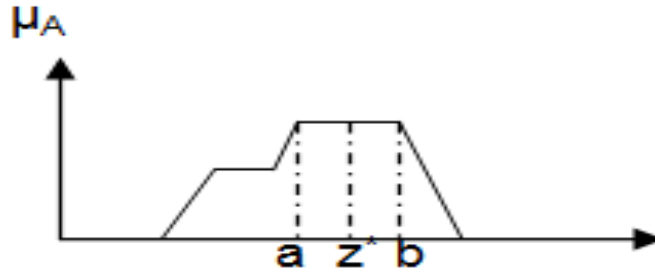


#### 2.8.4. Ortalama En Büyük Üyelik

En büyüklerin ortası olarak bilinen ortalama en büyük üyelik yöntemi en büyük üyelik yöntemine benzemekle birlikte bulanık üyelik fonksiyonunun en büyük üyelik derecesi tekil durumda değilken kullanılmaktadır. Bu gibi durumlarda tepe noktası yerine tepe düzlüğü gibi bir düzlük en yüksek seviyedir. Durulaştırma işleminde bu en yüksek seviyenin başlangıcı ile bitişinin bulunduğu noktaların aritmetik ortalaması alınır. Matematiksel eşitlik ise:

$$Z^* = \frac{a+b}{2} \text{ şeklindedir.}$$

**Şekil 19:** Ortalama En Büyük Üyelik Gösterimi

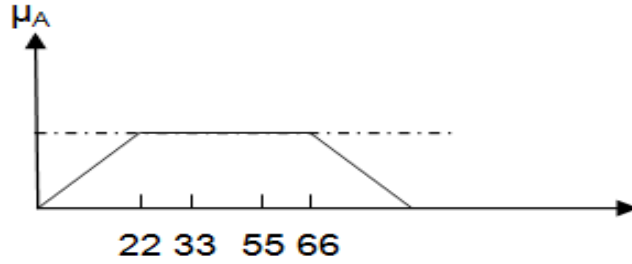


#### 2.8.5. Toplamların Merkezi

En çabuk uygulanan durulaştırma yöntemi olan toplamların merkezi metodunda iki bulanık kümenin birleşimi değil de cebirsel toplamları kullanılır. Bu yöntemde gelen en büyük eleştiri örtüşen kısımların iki defa toplama girmesidir. Hesaplama bakımından ağırlıklı ortalamalara benzese de yöntemde ağırlıklar ilgili üyelik fonksiyonlarının alanlarıdır. Ortalama ağırlıklar yönteminde ise ağırlıklar üyelik dereceleridir. Matematiksel gösterimi:

$$Z^* = \frac{\int_Z z \sum_{k=1}^n \mu_A(z) dz}{\int_Z \sum_{k=1}^n \mu_A(z) dz} \text{ şeklinde olur.}$$

**Şekil 20:** Toplamların Merkezi Gösterimi

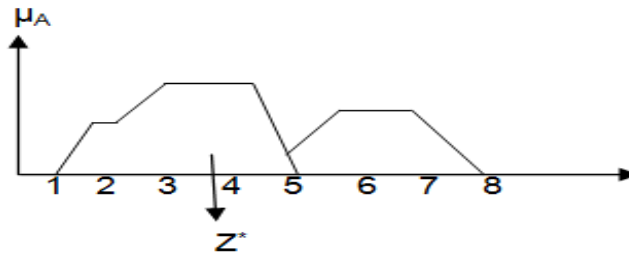


### 2.8.6. En Büyük Alanın Merkezi

Bu yöntemde bulanık kümenin en azından iki adet dış bükey alt bulanık kümeye sahip olduğunda ve tüm çıkarımın dış bükey olmadığı durumlarda, bu alt kümelerin en büyük alanlısının ağırlık merkezi durulaştırma işleminde kullanılır. Matematiksel gösterimi:

$$Z^* = \frac{\int \mu_{Amax}(z) \cdot z dz}{\int \mu_{Amax}(z) dz} \text{ şeklindedir.}$$

**Şekil 21:** En Büyük Alanın Merkezi Gösterimi

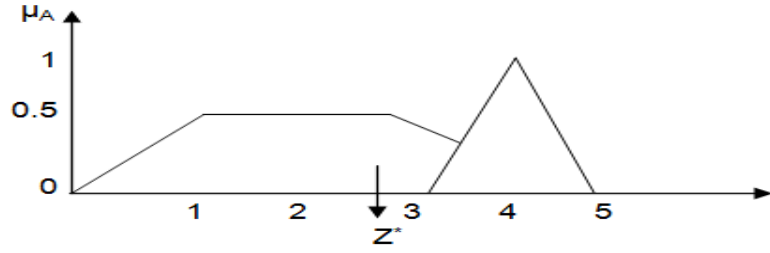


### 2.8.7. En Büyük İlk veya Son Üyelik Derecesi

Tüm bulanık küme çıktılarının birleşiminin kullanıldığı bu yöntemde iki kümenin kesiştiği bölgedeki en büyük üyelik derecesine sahip olan kümenin o bölgedeki en küçük bulanık küme değeri seçilir. Matematiksel gösterimi:

$$Y_{maks}(b) = \max [\mu_A(z)] \text{ birleşimin en büyük noktasıdır.}$$

**Şekil 22:** En Büyük İlk veyahut Son Üyelik Derecesi Gösterimi



## 2.9. SÖZEL EŞİKLER

İnsan düşünce sistemi en başta kavramsal şekiller ve akılda şekillerin oluşturduğu iz düşünüm görüntülerinin yerleşmesiyle başlamaktadır. Fakat bu düşünceler ve düşünceler sonucu meydana gelen çıktılar sayısal değil sözel veya dilsel ifadelerdir.

Günlük yaşantıda kullandığımız “kısa, sıcak, yaşlı” gibi kelimelerin başlarına “çok, az, çok çok” gibi sıfatlar getiririz. Bu şekilde kullanılan sıfatlar vasıtasıyla daha da bulanıklaşmış ya da durulaşmış ifadeler elde edilmektedir. Bu nedenden dolayı “kısa, soğuk, genç” kelimelerinin bulanık üyelik fonksiyonları değişikliklere uğramaktadır. Eğer “kısa” kelimesine  $\alpha$  dersek ve  $\alpha = \{ \mu_A(x)/x \}$  şeklinde ise, sözel eşikleri şu şekilde olur:

$$\text{“çok çok” kısa} = \alpha^4 = \{ \mu_A^4(x)/x \}$$

$$\text{“çok” kısa} = \alpha^2 = \{ \mu_A^2(x)/x \}$$

$$\text{“fazla” kısa} = \alpha^{1.5}$$

$$\text{“biraz” kısa} = \alpha^{0.75}$$

$$\text{“az” kısa} = \alpha^{0.5}$$

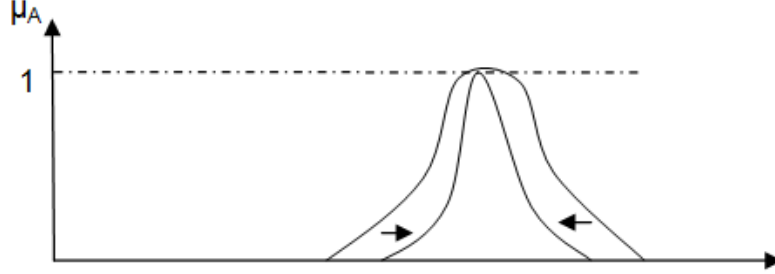
### 2.9.1. Daraltma

Önceki kısımdaki “çok çok” uzun, “çok” uzun ve “fazla” uzun ifadelerinde üyelik fonksiyonunun 1’den büyük kuvvetlerinin olması ve üyelik derecelerinin bulunduğu aralığın 0 ile 1 arasında olmasından dolayı, üyelik fonksiyonunda daralma olur.

Bulanık kümedeki elemanların üyelik dereceleri değerlerinin tamamında yapılan daraltma işlemi sonucu azalma meydana gelir. Özellikle yaşanan bu değer kaybı küçük üyelik değerlerine sahip elemanlarda gözlenmektedir. Örneğin “çok çok”

kısa işlemi ile üyelik derecesi 0.8'den 0.4096'ya düşerken 0.1 üyelik derecesine sahip elemanın yeni üyelik derecesi 0.0001 olur (Şen, 2009: 95).

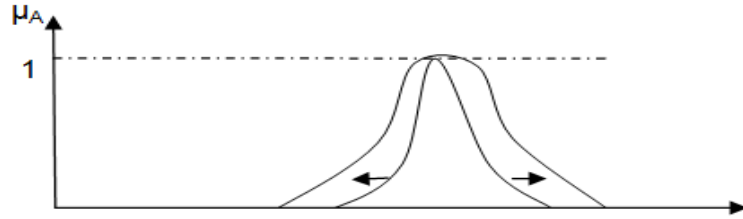
**Şekil 23:** Bulanık Üyelik Fonksiyonunun Daraltılması



### 2.9.2. Genişletme

Sözel eşiklerin üyelik fonksiyonunun kuvvetinin 1'den küçük olması durumunda yeni üyelik derecelerinde bir genişlemeye sebep olacaktır. Yapılan genişletme işlemi sonunda bulanık küme öğelerinin üyelik derecelerinin tamamında artış meydana gelir. Özellikle yaşanan bu değer artışı küçük üyelik değerlerine sahip elemanlarda gözlemlenir. Örneğin "az" kısa işlemi ile 0.01 üyelik değeri 0.1 üyelik değerine dönüşmekte, 0.81 ise 0.9 üyelik derecesine kavuşmaktadır.

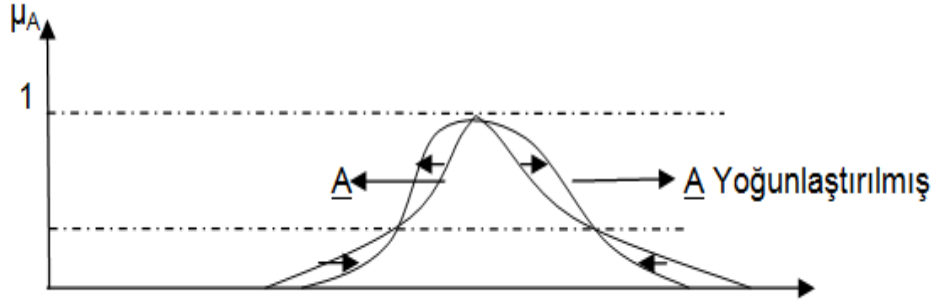
**Şekil 24:** Bulanık Üyelik Fonksiyonunun Genişletilmesi



### 2.9.3. Yoğunlaştırma

Bir başka üyelik fonksiyonu değişim durumu da bazı üyelik dereceleri azalırken bazılarının artış göstermesidir. Bu durum özellikle bulanık kümedeki öğelerin üyelik dereceleri 0.5'ten büyük olanların üyelik dereceleri genişleyerek artarken, diğer yandan 0.5'ten küçük olanların ise daralarak azalması şeklinde olur (Şen, 2009: 96).

**Şekil 25:** Bulanık Üyelik Fonksiyonun Yoğunlaştırılması



## 2.10. BULANIK ÇIKARIM KURALLARI

Bulanık mantığın temeli olan dilsel değişkenler bulanık kontrol ve bulanık uzman sistemler gibi uygulamalarda sıklıkla kullanılmaktadır. Dilsel değişkenler sözcükler ya da cümleler halinde olup düşündüklerimizi, yorumlarımızı ifade etmektedir. Bu tip değişkenlerden yapılan çıkarımlara usavurma denmektedir (Zadeh, 1988: 84).

Bulanık çıkarımda kullanılan ifade, kelime kalıpları EĞER-İSE (IF-THEN) ile ikiye ayrılmaktadır. İlk kısım EĞER ile İSE kelimeleri arasında bulunan öncül ve ön şartlardan oluşmakta ve girdi değişkenlerinin arasında bulunan mantık ilişkisini içermektedir. İkinci kısım İSE kelimesinden sonra gelen ardıl veya çıkarım kısmıdır. Bu yapıya kısaca “EĞER-İSE” kuralları denmektedir. Örneğin, “EĞER kar yağışı ‘yoğun’ olur İSE trafik ‘çok’ artar”. Hem öncül hem de ardıl kısma sahip kural tabanlı bilginin bulanıklaştırma işlemleri sırasında kısımlara birbirinden bağımsız şekilde uygulanır. Kural tabanlı çıkarımların öncülleri ve ardıllarına ek şartlar ve çıkarımlar ilave etmek için bağlaçlar kullanılmaktadır. Kuralların bağlanmasında kullanılan bu bağlaçlardan ilki “VE” bağlacıdır.

Örneğin, “EĞER kar yağışı ‘yoğun’ olur VE belediye ‘çok’ çalışır İSE trafik ‘az’ artar”. “VE” bağlacı:

$\underline{A}^S = \underline{A}^1 \cap \underline{A}^2 \cap \dots \cap \underline{A}^L$  şeklinde bağlanır ve üyelik fonksiyonu:

$\mu_{\underline{A}^S}(x) = \min [\mu_{\underline{A}^1}(x), \mu_{\underline{A}^2}(x), \dots, \mu_{\underline{A}^L}(x)]$  şeklinde olur.

Diğer kullanılan bağlaç “VEYA” bağlacı olup, kural tabanlı tekil çıkarımların birleşimini sağlar.

Örneğin, “EĞER kar yağışı ‘yoğun’ olur İSE trafik ‘çok’ artar VEYA kazalar ‘biraz’ artar”. “VEYA” bağlacı:

$\underline{A}^S = \underline{A}^1 \cup \underline{A}^2 \cup \dots \cup \underline{A}^L$  şeklinde bağlanır ve üyelik fonksiyonu:

$\mu_{\underline{A}}^s(x) = \max [\mu_{\underline{A}}^1(x), \mu_{\underline{A}}^2(x), \dots, \mu_{\underline{A}}^L(x)]$  şeklinde olur.

## 2.11. GRAFİK ÇIKARIM TEKNİKLERİ

İki tane öncül ve bir tane ardılı olan “EĞER... İSE...” kelime grubundan oluşan kural tabanlı bilgiler için yapılan bazı sistem modellemeleri (Şen, 2009: 251-255):

1) Öncül değişkenlerinin sayı olması durumunda maks-min çıkarım yöntemi;

$$\mu_{\underline{B}}^s(x) = \max_k [ \min[\mu_{\underline{A}_1}^k(\text{öncül}(i)), \mu_{\underline{A}_2}^k(\text{öncül}(j))] ] \quad k = 1, 2, \dots, r$$

2) Öncül değişkenlerinin sayı olması durumunda maks-çarpım çıkarım yöntemi;

$$\mu_{\underline{B}}^s(x) = \max_k [ \mu_{\underline{A}_1}^k(\text{öncül}(i)) \cdot \mu_{\underline{A}_2}^k(\text{öncül}(j)) ] \quad k = 1, 2, \dots, r$$

3) Öncül değişkenlerinin bulanık küme olarak verildiği durumda maks-min çıkarım yöntemi;

$$\mu_{\underline{B}}^s(x) = \max_k [ \min\{\max[\mu_{\underline{A}_1}^k(x) \wedge \mu(x_1)], \max[\mu_{\underline{A}_2}^k(x) \wedge \mu(x_2)]\} ] \quad k = 1, 2, \dots, r$$

4) Öncül değişkenlerinin bulanık küme olarak verildiğinde maks-çarpım çıkarım yöntemi;

$$\mu_{\underline{B}}^s(x) = \max_k [ \max[\mu_{\underline{A}_1}^k(x) \wedge \mu(x_1)], \max[\mu_{\underline{A}_2}^k(x) \wedge \mu(x_2)] ] \quad k = 1, 2, \dots, r$$



## ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

### ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYON

#### 3.1 ÇOK AMAÇLI OPTİMİZASYON ÇÖZÜM METOTLARI

Çok amaçlı optimizasyon problemlerini çözmeye yarayan çok sayıda metot vardır. Bu metotlar karar vericinin ön bilgi sağlayıp sağlamamasına ve çözümün hangi aşamasında bu bilginin kullanılacağına göre farklılık göstermektedir. Çalışmada ise sadece uygulamada kullanılacak olan çok amaçlı optimizasyon metotlarına yer verilmiştir.

#### 3.2. AĞIRLIKLI TOPLAM YAKLAŞIMI

Çok amaçlı optimizasyon problemlerinin en basit ve sıklıkla kullanılan çözüm şekli ATY'dir (Triantaphyllou, 2000: 30).

ATY'ye göre çok amaçlı optimizasyon modelinin minimizasyon yönlü en basit hali ile aşağıdaki gibi formüle edilebilir;

$$\text{Min } F_T(x) = \sum_{i=1}^n \lambda_i F_i(x)$$

Burada n adet F fonksiyonunun  $\lambda$  ile ağırlıklandırılmış toplamlarını minimize etmek esastır. ATY'yi Usta ve Kantar (2011) ortalama varyans çarpıklık ve entropiden oluşan fonksiyonlara sahip portföy optimizasyonu problemi için kullanmışlardır. ATY, ortalama varyans çarpıklık basıklık ve entropi fonksiyonlarının bulunduğu portföy optimizasyonu için aşağıdaki şekilde formüle edilir;

$$\begin{cases} \text{Maks } \lambda_1 W^T M - \lambda_2 W^T V(W) + \lambda_3 W^T S(W \otimes W) - \lambda_4 W^T K(W \otimes W \otimes W) + \lambda_5 \text{Entropy}(w) \\ \text{kst; } W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

Yatırımcı ön bilgisi ve tercihlerine göre modeldeki fonksiyonların  $\lambda$  ağırlıkları değişebilir ve hatta fonksiyonlar belirli limit değerleri ile kısıt fonksiyonu olarak modelde yer alabilir. ATY'nin önemli problemi farklı boyut ve cinsten değişkenlere sahip fonksiyonların toplam içinde yer almasıdır. Bu şekilde olduğunda elmalar ve armutlar birlikte toplanmış gibi olur (Triantaphyllou, 2000: 30-31).

ATY ile portföy optimizasyonu modeli oluşturmada amaç fonksiyonlarının farklı büyüklük ve aralıkta değer alabilmesinden dolayı aralık veya büyüklük değeri daha yüksek olan amaç fonksiyonları sonucu daha çok etkilemektedir. Bu problemi gidermek için her bir amaç fonksiyonunu ideal amaç değerleri olan,  $R_{pe}^*, V_p^*, S_p^*, K_p^*, E_S^*, E_{G-S}^*, E_Y^*$  ve  $E_{BY}^*$  ile bölersek daha gerçekçi sonuçlar elde etmiş oluruz. Bu nedenle uygulamada kullanım için aşağıdaki sekiz alt problem birbirinden bağımsız çözümlenerek optimum değerler elde edilmiş olur,

$$SP(1) \begin{cases} Maks & R_{pe}^* = W^T M \\ kst & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(2) \begin{cases} Min & V_p^* = W^T V(W) \\ kst & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(3) \begin{cases} Maks & S_p^* = W^T S(W \otimes W) \\ kst & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(4) \begin{cases} Min & K_p^* = W^T K(W \otimes W \otimes W) \\ kst & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(5) \begin{cases} Maks & E_S^* = -W^T (\ln W) \\ kst & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(6) \begin{cases} Maks & E_{G-S}^* = 1 - W^T W \\ kst & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(7) \begin{cases} Maks & E_Y^* = -\sum_{i=1}^n \left| w_i - \frac{1}{n} \right| \\ kst & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(8) \left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } E_{BY}^* = \sum_{i=1}^n \mu_i \\ \text{kst } W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ \left| w_i - \frac{1}{n} \right| + \mu_i \left( a - \frac{1}{n} - b \right) \leq a - \frac{1}{n} \\ \mu_i \leq 1 \\ W, \mu_i \geq 0 \end{array} \right.$$

SP(8)'de daha önce tanımlanan ve Bulanık Yager Entropi'nin bulanık üyelik fonksiyonu gereği n adet doğrusal olmayan kısıt bulunmaktadır. Model büyük ve karmaşık olduğunda çok sayıda doğrusal olmayan kısıtla çözüm elde etmek verimsiz olacağı için, mutlak değer fonksiyonundan yararlanılarak doğrusal olmayan kısıtlar doğrusal hale NSP(8)'de olduğu gibi dönüştürülmüştür,

$$NSP(8) \left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } E_{BY}^* = \sum_{i=1}^n \mu_i \\ \text{kst}; W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ w_i - \frac{1}{n} + \mu_i \left( a - \frac{1}{n} - b \right) \leq a - \frac{1}{n} \\ -w_i + \frac{1}{n} + \mu_i \left( a - \frac{1}{n} - b \right) \leq a - \frac{1}{n} \\ \mu_i \leq 1 \\ W, \mu_i \geq 0 \end{array} \right.$$

Alt problemler ayrı ayrı hesaplanarak fonksiyonların ideal ölçüleri belirlenmekte ve ATY ile portföy seçim modelinin genel hali aşağıdaki şekilde gerçekleşmektedir. Modelde sadece bir adet entropi fonksiyonu bulunmakta ve modelin bulundurduğu entropi fonksiyonuna ve momentlere bağlı olarak kısıtlar değişebilmektedir.

$$P1 \left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } \lambda_1 \left( \frac{W^T M}{R_{pe}^*} \right) - \lambda_2 \left( \frac{W^T V(W)}{V_p^*} \right) + \lambda_3 \left( \frac{W^T S(W \otimes W)}{S_p^*} \right) - \lambda_4 \left( \frac{W^T K(W \otimes W \otimes W)}{K_p^*} \right) - \lambda_5 \left( \frac{Entropy(w)}{E_p^*} \right) \\ \text{kst}; \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{array} \right.$$

### 3.3. HEDEF PROGRAMLAMA

Charnes ve Cooper (1961) tarafından temeli atılan HP, amaç fonksiyonunda yer alan birden çok sayıda amaca ait belirli hedeflere en az sapma ile yaklaşan uygun çözümleri belirlemek için ortaya atılmıştır. Ijiri (1965) HP için özel olarak ortaya attığı modeliyle daha kolay çözüm yolu elde etmiştir. Contini (1968) HP'yi belirsiz ve stokastik yapıya sahip hedef ve parametreler içeren problemlere modelleyerek uyarlamıştır. Lee (1972), Ignizio (1978), Lee ve diğerleri (1978) yaptıkları ile HP'nin yaygınlığını artırmıştır. HP'nin yaygın kullanımı basit anlaşılabilir ve uygulanabilir yapıya sahip olmasından kaynaklanmaktadır. Charnes ve Cooper (1977) HP'nin büyük çaplı kullanım sahasında kendine yer bulmuş çok sayıda çalışmayı incelemişlerdir. Tamiz ve diğerleri (1998) en çok kullanılan çok amaçlı optimizasyon yöntemini HP olarak adlandırmışlardır. Çalışmalarında HP'nin önemli sorunlara yol açabilecek durumlarından bahsetmişlerdir.

HP yaklaşımı formülasyonu aşağıdaki gibidir (Charnes ve Cooper, 1977: 8).

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min } Z = \sum_{i=1}^m w_i P_i (d_i^+ + d_i^-) \\ \sum_{j=1}^n a_{ij} x_{ij} - d_i^+ + d_i^- = b_i \\ \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} = C \\ x_{ij}, d_i^-, d_i^+ \geq 0 \end{array} \right.$$

Modeldeki ilgili değişken ve parametreler;

$x_{ij}$  : karar değişkenleri,

$b_i$  : i' inci hedef düzeyi,

$d_i^-$  : hedeften negatif sapma değeri,

$d_i^+$  : hedeften pozitif sapma değeri,

$w_i$  : i. hedefin sapma değişkenlerine verilmiş olan matematiksel ağırlıklar

C: eldeki kaynak, sağ taraf sabiti

$c_{ij}$ : sistem kısıtı ile ilgili matris katsayısı, sistem kısıtı teknolojik katsayılar

$P_i$  : i hedefine verilen öncelik, ( $P_i \geq P_{i+1}$ ),

$a_{ij}$  : karar değişkeninin hedef kısıtındaki katsayısını gösterir.

Burada  $b_i$  değerleri, karar vericiler tarafından önceden belirlenen hedef değerleridir. Hedef kısıtındaki  $a_{ij}$  değeri de karar vericinin değer fonksiyonuna

bağlıdır. Diğer değişkenler  $d_i^+$  ve  $d_i^-$  değerleri ise hedeften pozitif ve negatif sapmaları göstermekte ve  $x_{ij}$  karar değişkenleri ile birlikte çözüm sonucunda değerleri elde edilmektedir.

Çalışmada HP'nin üç farklı varyantına yer verilmiştir. Bunlar sırasıyla aşağıdaki gibidir.

### 3.3.1. Polinomsal Hedef Programlama

Tayi ve Leonard (1988) PHP metotunu bilanço problemi için ortaya atmıştır. Ardından PHP özellikle yüksek momentlerle portföy seçim süreçlerinde boy göstermeye başlamıştır. Chunchachinda ve diğerleri (1997), Lai (1991), Prakash ve diğerleri (2003), Leung ve diğerleri (2001), Lai ve diğerleri (2006), Kemalbay ve diğerleri (2011) ve Aracıoğlu ve diğerleri (2011) bu alanda eser vermişlerdir.

PHP'de sonuca iki adımda ulaşılmaktadır. Öncelikle her bir fonksiyon için ayrı ayrı en iyi sonuçlar üretilmeli ve sonuç değerleri hedef olarak kullanan ikinci adımda bu değerlere karşılık gelen hedef değişkenlerinin toplam sapmaları minimize edilmelidir. HP'deki benzer parametreler kullanılarak PHP matematiksel modeli aşağıdaki gibi iki aşamada ifade edilebilir;

Birinci aşamada her bir amaç fonksiyonu tekil olarak optimize edilir;

$$SP(i) \left\{ \begin{array}{l} \text{Min } F_i = f_i(x) \\ \sum_{j=1}^n c_{ij}x_{ij} = C \\ x_{ij}, d_i^-, d_i^+ \geq 0 \end{array} \right.$$

İkinci aşamada ise ilk aşamadan elde edilen çözüm değerleri hedefler olarak belirlenir ve bu hedeflerden sapma polinomsal olarak minimize edilir;

$$MP \left\{ \begin{array}{l} \text{Min } Z = \sum_{i=1}^n \left| \frac{d_i}{F_i} \right|^{\lambda_i} \\ \sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} - d_i^+ + d_i^- = F_i \\ \sum_{j=1}^n c_{ij}x_{ij} = C \\ x_{ij}, d_i^-, d_i^+ \geq 0 \end{array} \right.$$

Elde edilen  $d_i$  değerlerine göre karar değişkenleri  $x_{ij}$  değerleri ortaya çıkar.

Modeldeki ilgili değişken ve parametreler;

$x_{ij}$  : karar değişkenleri,

$F_i$  : i' inci hedef optimum değeri,

$d_i^-$  : hedeften negatif sapma değeri,

$d_i^+$  : hedeften pozitif sapma değeri,

$\lambda_i$  : i. hedefin sapma değişkenlerine verilmiş olan matematiksel ağırlıklar

C: eldeki kaynak, sağ taraf sabiti

$c_{ij}$ : sistem kısıtı ile ilgili matris katsayısı, sistem kısıtı teknolojik katsayılar

$a_{ij}$  : karar değişkeninin hedef kısıtındaki katsayısını gösterir.

Portföy optimizasyonunda ortalama varyans çarpıklık basıklık entropi modelini tanımlarsak;

$$\begin{cases} \text{Maks } W^T M \\ \text{Min } W^T V(W) \\ \text{Maks } W^T S(W \otimes W) \\ \text{Min } W^T K(W \otimes W \otimes W) \\ \text{Maks } Entropy(w) \\ \text{kst; } W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

PHP yaklaşımını portföy optimizasyonu modeli olan ortalama varyans çarpıklık basıklık entropi modeli için kullanırsak her bir fonksiyonun sırasıyla en iyi sonuçları  $R_{pe}^*$ ,  $V_p^*$ ,  $S_p^*$ ,  $K_p^*$ ,  $E_p^*$  elde edilmelidir ve ortaya çıkan bu değerlerden, ikinci aşamada karşılık gelen hedef değişkenleri  $d_1$ ,  $d_2$ ,  $d_3$ ,  $d_4$  ve  $d_5$  sapmalar minimize edilmelidir. Her bir amaç fonksiyonu için tekil optimum değer beş farklı problem çözülerek aşağıdaki gibi elde edilir;

$$SP(1) \begin{cases} \text{Max } R_{pe}^* = W^T M \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(2) \begin{cases} \text{Min } V_p^* = W^T V(W) \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(3) \begin{cases} \text{Max } S_p^* = W^T S(W \otimes W) \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(4) \begin{cases} \text{Min } K_p^* = W^T K(W \otimes W \otimes W) \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(5) \begin{cases} \text{Max } E_p^* = \text{Entropy}(w) \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \end{cases}$$

SP(1) - SP(5) modelleri çözümünde ortaya çıkan beş hedef değeri PHP modeline Minkowski uzaklığı ile dahil edilebilmektedir. Minkowski uzaklığı PHP portföy modelinde aşağıdaki gibi ifade edilmektedir (Lai ve diğerleri, 2006: 295),

$$Z = \left( \sum_{k=1}^m \left| \frac{d_k}{Z_k} \right|^p \right)^{1/p} \quad (10)$$

Eşitlik 10'da  $Z_k$  k. hedefin sapmasını ölçeklendirmek için var olan bir ölçüdür. PHP modelinde karar verici ağırlıkları üstel  $\lambda_i$  ile ifade edilmektedir. Lai ve diğerleri (2006) çalışmalarında ağırlık için  $\lambda_i = \{0,1,2,3\}$  değerlerini kullanmıştır. Kemalbay ve diğerleri (2011) ve Aracıoğlu ve diğerleri (2011) benzer şekilde pozitif tam sayı ile fonksiyonları ağırlıklandırmışlardır. Fakat çalışmalarda bazı istenmeyen sonuçlarla karşılaşmıştır. Örneğin, varyans ve basıklık fonksiyonlarının daha büyük olduğu OVÇBM, eşit önemli OVÇBM'ye kıyasla daha düşük varyans ve basıklığa sahip portföy seçimi yapması beklenirken PHP bu durumun tam tersi çıktılar üretebilmektedir. Tercih ağırlığında dikkat edilmesi gereken önemli husus, herhangi bir fonksiyonun önemi 0'a eşit ise o fonksiyona ait tüm yapıların modelden çıktığıdır. PHP ağırlıklar ve hedefler tanımlanarak model P2'de ikinci aşamaya uygun hale gelmektedir.

$$P2 \begin{cases} \text{Min } Z = \left| \frac{d_1}{R_{pe}^*} \right|^{\lambda_1} + \left| \frac{d_2}{V_p^*} \right|^{\lambda_2} + \left| \frac{d_3}{S_p^*} \right|^{\lambda_3} + \left| \frac{d_4}{K_p^*} \right|^{\lambda_4} + \left| \frac{d_5}{E_p^*} \right|^{\lambda_5} \\ \text{kst;} \\ W^T M + d_1 = R_{pe}^* \\ W^T V(W) - d_2 = V_p^* \\ W^T S(W \otimes W) + d_3 = S_p^* \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) - d_4 = K_p^* \\ \text{Entropy}(w) + d_5 = E_p^* \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \\ d_i \geq 0 \end{cases}$$

### 3.3.2. Değiştirilmiş Polinomsal Hedef Programlama

Çalışmada önerilen DPHP ile PHP'nin ağırlıklandırma problemini gidermek için klasik PHP çözümünün ikinci aşamasında P2 yerine P3'deki modelin kullanılmasıdır. PHP yaklaşımının polinomsal yapısını korumakla birlikte üssü alınacak mutlak değer içindeki ifadenin 1'den büyük olması garanti altına alınarak PHP'de yaşanan olumsuzluk bertaraf edilmektedir. Bu sayede üssün büyüdükçe ilgili hedefe dair sapmayı cezalandırmanın artışı garanti altına alınmaktadır.

$$\begin{cases} \text{Min } Z = \left| 1 + \frac{d_1}{R_{pe}^*} \right|^{\lambda_1} + \left| 1 + \frac{d_2}{V_p^*} \right|^{\lambda_2} + \left| 1 + \frac{d_3}{S_p^*} \right|^{\lambda_3} + \left| 1 + \frac{d_4}{K_p^*} \right|^{\lambda_4} + \left| 1 + \frac{d_5}{E_p^*} \right|^{\lambda_5} \\ \text{kst;} \\ W^T M + d_1 = R_{pe}^* \\ W^T V(W) - d_2 = V_p^* \\ P3 \left\{ \begin{array}{l} W^T S(W \otimes W) + d_3 = S_p^* \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) - d_4 = K_p^* \\ Entropy(w) + d_5 = E_p^* \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ W \geq 0 \\ d_i \geq 0 \end{array} \right. \end{cases}$$

### 3.3.3. Bulanık Hedef Programlama

Tiwari ve diğerleri (1987) bulanık hedeflerin seviyelerde sağlanmasına izin tanıyan BHP metodunu ortaya atmışlardır. Modele dair değişkenler ve fonksiyonlar aşağıdaki gibidir (Ozkan, 2003: 210).

$x_{ij}$  : karar değişkenleri,

$\mu_i$  : i' inci bulanık hedefi gerçekleştirme oranı,

$b_i$  : i hedef değeri

$d_i$  : i hedefine ait tolerans aralık değeri

$w_i$  : i. hedefin sapma değişkenlerine verilmiş olan matematiksel ağırlıklar

C: eldeki kaynak, sağ taraf sabiti

$c_{ij}$ : sistem kısıtı ile ilgili matris katsayısı, sistem kısıtı teknolojik katsayılar

$a_{ij}$  : karar değişkeninin hedef kısıtındaki katsayısını gösterir.



$$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} \leq \approx b_i \Rightarrow \mu_i = \begin{cases} 0 & ; \text{eger } \sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} \geq b_i + d_i \text{ ise} \\ 1 - \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} - b_i}{d_i} & ; \text{eger } b_i \leq \sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} \leq b_i + d_i \text{ ise} \\ 1 & ; \text{eger } \sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} \leq b_i \text{ ise} \end{cases}$$

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} \geq \approx b_i \Rightarrow \mu_i = \begin{cases} 0 & ; \text{eger } \sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} \leq b_i - d_i \text{ ise} \\ 1 - \frac{b_i - \sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij}}{d_i} & ; \text{eger } b_i - d_i \leq \sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} \leq b_i \text{ ise} \\ 1 & ; \text{eger } \sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} \geq b_i \text{ ise} \end{cases}$$

Üstteki modelde verilmiş olan bulanık hedeflere ilişkin BHP toplamsal model, bulanık hedeflere ait üyelik değerlerinin toplamı şeklinde aşağıda gösterilmiştir (Özkan, 2003: 211).

$$MP \left\{ \begin{array}{l} \text{Maks } V(\mu) = \sum_{i=1}^n w_i \mu_i \\ \text{kst} \\ \mu_i = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij} - b_i}{d_i} \\ \mu_i = 1 - \frac{b_i - \sum_{j=1}^n a_{ij}x_{ij}}{d_i} \\ \sum_{j=1}^n c_{ij}x_{ij} = C \\ x_{ij}, \mu_i \geq 0 \end{array} \right.$$

Kısıt  $(Ax)_i \leq b_i$  şeklinde olduğunda tolerans limiti  $b_i + d_i$ , kısıt  $(Ax)_i \geq b_i$  şeklinde ise tolerans limiti  $b_i - d_i$  ile hesaplanır.

BHP toplamsal model yaklaşımı portföy optimizasyonu için bazı ek bilgilerle modellenebilmektedir. Bunun için portföy optimizasyon modeli olan ortalama varyans çarpıklık basıklık entropi modelinde tolerans limitleri ve hedef değerler önceden belirlenmelidir. BHP ile OVÇBEM'nin ilk adımının matematiksel gösterimi aşağıdaki gibidir;

$$SP(1) \begin{cases} Max & R_{pe}^* = W^T M \\ & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(2) \begin{cases} Min & V_p^* = W^T V(W) \\ & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(3) \begin{cases} Max & S_p^* = W^T S(W \otimes W) \\ & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(4) \begin{cases} Min & K_p^* = W^T K(W \otimes W \otimes W) \\ & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

$$SP(5) \begin{cases} Max & E_p^* = Entropy(w) \\ & W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ & W \geq 0 \end{cases}$$

PHP'ye benzer olarak alt problemlerin çözümünden ideal değerler bulunmaktadır. BHP modelinde tekil çözümlerden elde edilen her bir portföyün ortalama, varyans, çarpıklık basıklık ve entropi fonksiyonları hesaplanır ve onların arasından en istenmeyen fonksiyon değerleri alttaki şekilde olduğu gibi bulunur (Pala ve Aksaraylı, 2016: 106),

$$R_{pe}^- = Min\{R_{pe}^{sp1}, R_{pe}^{sp2}, R_{pe}^{sp3}, R_{pe}^{sp4}, R_{pe}^{sp5}\}$$

$$V_p^- = Max\{V_p^{sp1}, V_p^{sp2}, V_p^{sp3}, V_p^{sp4}, V_p^{sp5}\}$$

$$S_p^- = Min\{S_p^{sp1}, S_p^{sp2}, S_p^{sp3}, S_p^{sp4}, S_p^{sp5}\}$$

$$K_p^- = Max\{K_p^{sp1}, K_p^{sp2}, K_p^{sp3}, K_p^{sp4}, K_p^{sp5}\}$$

$$E_p^- = \text{Min}\{E_p^{sp1}, E_p^{sp2}, E_p^{sp3}, E_p^{sp4}, E_p^{sp5}\}$$

Bu sayede her bir amaç fonksiyonu için tolerans limit değerleri modele eklenir ve P4 modeliyle BHP ikinci adımda portföy optimizasyonunu gerçekleştirilir. Karar vericinin tercihleri  $a_i$  değişkeninin modele eklenmesiyle portföy seçim sürecine dahil olmaktadır.

$$P4 \left\{ \begin{array}{l} \text{Max } Z = a_1\mu_1 + a_2\mu_2 + a_3\mu_3 + a_4\mu_4 + a_5\mu_5 \\ \text{s.t} \\ W^T M - (R_{pe}^* - R_{pe}^-)\mu_1 = R_{pe}^- \\ W^T V(W) - (V_p^* - V_p^-)\mu_2 = V_p^- \\ W^T S(W \otimes W) - (S_p^* - S_p^-)\mu_3 = S_p^- \\ W^T K(W \otimes W \otimes W) - (K_p^* - K_p^-)\mu_4 = K_p^- \\ Entropy(w) - (E_p^* - E_p^-)\mu_5 = E_p^- \\ \mu_i \leq 1 \\ W^T \mathbf{1}_N = 1 \\ \mu_i \geq 0 \\ W \geq 0 \\ d_i \geq 0 \end{array} \right.$$

P4 farklı  $a_i$  değerleri kullanılarak çözülebilmekte ve buna göre farklı portföy modellerinin hisse senedi ağırlıkları bulunabilmektedir.

## DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

### AMPİRİK ANALİZ

#### 4.1. KULLANILAN VERİ SETLERİ

Çalışmada önerilen portföy optimizasyon modellerinin etkinliğini test etmek ve farklı piyasalarda ne gibi sonuç farklılıkları ürettiğini gözlemleyebilmek için iki farklı ülke, Türkiye ve Amerika'nın hisse senedi piyasasından alınmış olan toplam dört adet veri seti kullanılmıştır. Amerikan hisse senedi piyasasından veriler, portföy optimizasyonu alanında yapılan çalışmalarda sıklıkla kullanıldıkları için alınmıştır.

Birinci veri seti, BIST-30 endeksinde Ocak 2005 - Kasım 2016 tarihleri arasında devamlı bulunmuş olan yirmi bir adet hisse senedinden oluşmaktadır. Verilere erişim Borsa İstanbul'un internet sitesi üzerinden gerçekleşmiştir.

İkinci veri seti ise Amerikan hisse senedi piyasalarında işlem gören ve Kenneth-French'in internet sitesinde bulunan; dayanaksız tüketim malzemeleri, dayanıklı tüketim malzemeleri, imalat sanayi, enerji, kimya, iş ekipmanları, Telekom, yardımcı hizmetler, perakendecilik, sağlık, finans ve diğerleri şeklinde adlandırılan on iki adet sektörel portföyün Ocak 2005 - Kasım 2016 aralığındaki getiri serileri olarak ele alınmıştır. Tüm verilere kar payları ve sermaye bölünmeleri eklenmiştir. Ayrıca karışıklık yaratmaması açısından bundan sonra sektörel portföyler sektör olarak adlandırılacaktır.

Üçüncü veri seti ise Amerikan hisse senedi piyasalarında işlem gören ve Kenneth-French'in internet sitesinde bulunan; Gıda, madencilik, petrol, tekstil, dayanıklı tüketim malzemeleri, kimya, dayanaksız tüketim malzemeleri, inşaat, çelik, imalat sanayi, iş ekipmanları, otomobil, ulaşım, yardımcı hizmetler, perakendecilik, finans ve diğerleri şeklinde adlandırılan on yedi adet sektörel portföyün Ocak 2005 - Kasım 2016 aralığındaki getiri serileri olarak ele alınmıştır. Tüm verilere kar payları ve sermaye bölünmeleri eklenmiştir. Ayrıca karışıklık yaratmaması açısından bundan sonra sektörel portföyler sektör olarak adlandırılacaktır.

Dördüncü veri seti ise Amerikan hisse senedi piyasalarında işlem gören ve Kenneth-French'in internet sitesinde bulunan; Gıda, içecek, tütün, hobi, yayıncılık, ev ürünleri, giysi, sağlık, kimya, yapı malzemeleri, çelik, makine üretimi, elektrik ürünleri, otomobil, taşıt yedek parça, değerli maden, kömür, petrol, yardımcı hizmetler, Telekom, iş hizmetleri, iş ekipmanları, kağıt ve konteyner, ulaşım, toptancılık, mağazacılık, otelcilik ve restoran, finans ve diğerleri şeklinde adlandırılan otuz adet sektörel portföyün Ocak 2005 - Kasım 2016 aralığındaki getiri

serileri olarak ele alınmıştır. Tüm verilere kar payları ve sermaye bölünmeleri eklenmiştir. Ayrıca karışıklık yaratmaması açısından bundan sonra sektörel portföyler sektör olarak adlandırılacaktır. Hisse senedi aylık getirileri kapanış fiyatları üzerinden aşağıdaki gibi elde edilmektedir;

$$\text{Getiri Oranı} = (\text{Dönem Sonu Fiyat} - \text{Dönem Başı Fiyat}) / \text{Dönem Başı Fiyat}$$

#### 4.1.1. Veri Seti 1

Birinci veri setinde bulunan hisse senetlerine ait getiri serilerinin istatistik değerleri ve Jarque-Bera (JB) normallik testi sonuçları Tablo 8'deki gibidir. JB test sonuçlarından elde edilen ve serilerin normal dağılışa uyup uymadığını gösteren olasılık (P) değerleri 15 hisse senedi için %5'i geçememiştir. Bu durumdaki serilerin %5 anlamlılık seviyesinde normal dağılmadığı söylenebilmektedir.

**Tablo 8:** Veri Seti 1 için Özet İstatistikler

HISSE	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	JB	P
X1	0.0055	0.0134	0.7083	5.2946	43.0258	0.0010
X2	0.0124	0.0149	0.4114	5.0364	28.5402	0.0011
X3	0.0162	0.0228	-0.2321	3.1867	1.4815	0.4085
X4	-0.0002	0.0190	-0.0969	5.8267	47.4965	0.0010
X5	-0.0014	0.0152	-0.8943	4.5054	32.3352	0.0010
X6	0.0053	0.0170	-0.5359	3.7635	10.2449	0.0149
X7	0.0104	0.0088	-0.1185	3.5847	2.3547	0.2375
X8	0.0101	0.0157	-0.1573	5.2362	30.1718	0.0010
X9	0.0027	0.0125	-0.0278	3.9796	5.6957	0.0480
X10	0.0090	0.0141	-0.0116	3.7875	3.6727	0.1105
X11	0.0065	0.0192	-0.4784	4.6770	22.0545	0.0023
X12	0.0294	0.0161	0.3882	4.7678	22.0554	0.0023
X13	0.0052	0.0150	-2.0376	15.0254	953.8639	0.0010
X14	0.0060	0.0171	-0.4579	7.7669	139.4101	0.0010
X15	0.0098	0.0156	-0.4803	5.5919	45.2083	0.0010
X16	0.0020	0.0068	-0.0024	3.7506	3.3337	0.1324
X17	0.0078	0.0180	-1.0040	8.5968	209.1905	0.0010
X18	0.0215	0.0154	-0.1359	4.8430	20.5350	0.0028
X19	0.0141	0.0081	-0.1677	2.8461	0.8059	0.5000
X20	0.0138	0.0116	0.0453	3.8247	4.0729	0.0910
X21	0.0037	0.0143	-0.3999	6.1392	62.0905	0.0010

#### 4.1.2. Veri Seti 2

İkinci veri setinde bulunan sektörlere ait getiri serilerinin istatistik değerleri ve JB normallik testi sonuçları Tablo 9'daki gibidir. JB test sonuçlarından elde edilen P değerlerine bakıldığında 10 sektör için bu değerlerin %5'in üzerine çıkamadığı

görülmüştür. Bu durumdaki serilerin %5 anlamlılık seviyesinde normal dağılmadığı söylenebilmektedir.

**Tablo 9:** Veri Seti 2 İçin Özet İstatistikler

SEKTÖR	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	JB	P
X1	0.0093	0.0030	0.1176	8.5480	182.4423	0.0010
X2	0.0074	0.0060	0.2478	7.9128	144.2552	0.0010
X3	0.0098	0.0046	-0.3098	5.8160	49.1907	0.0010
X4	0.0042	0.0108	-0.1361	3.3982	1.3768	0.4365
X5	0.0097	0.0048	-0.1840	4.4674	13.5415	0.0079
X6	0.0085	0.0035	-0.4115	4.5119	17.5318	0.0042
X7	0.0081	0.0043	-0.2004	5.5266	38.7219	0.0010
X8	0.011	0.001	0.070	5.856	23.4064	0.0020
X9	0.010	0.004	0.086	7.369	286.4826	0.0010
X10	0.015	0.006	0.233	5.719	4.4138	0.0785
X11	0.011	0.002	-0.252	6.614	25.2168	0.0016
X12	0.010	0.004	-0.168	5.785	26.5076	0.0014

#### 4.1.3. Veri Seti 3

Üçüncü veri setinde bulunan sektörlere ait getiri serilerinin istatistik değerleri ve JB normallik testi sonuçları Tablo 10'daki gibidir. JB test sonuçlarından elde edilen P değerleri 14 sektör için %5'i geçememiştir. Bu durumdaki serilerin %5 anlamlılık seviyesinde normal dağılmadığı söylenebilmektedir.

**Tablo 10:** Veri Seti 3 İçin Özet İstatistikler

SEKTÖR	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	JB	P
X1	0.010368	0.002115	0.663987	10.48117	341.5774	0.001
X2	0.007693	0.010781	-0.09288	3.437874	1.338594	0.447812
X3	0.005043	0.010766	-0.12728	3.396073	1.311562	0.456403
X4	0.008899	0.004942	0.697668	10.47522	342.1368	0.001
X5	0.006156	0.004856	0.413017	7.464993	121.9928	0.001
X6	0.009112	0.005599	-0.25268	4.189096	9.876914	0.016193
X7	0.010894	0.003842	-0.26085	2.92022	1.647952	0.370034
X8	0.00612	0.005578	0.137224	4.874359	21.23223	0.00256
X9	0.007623	0.007997	-0.05503	4.750409	18.19993	0.003828
X10	0.012516	0.003816	-0.36502	4.226088	12.04775	0.01036
X11	0.008861	0.004235	-0.38631	4.782828	22.33783	0.002237
X12	0.008968	0.006936	0.026325	6.212004	61.05849	0.001
X13	0.009821	0.004033	0.013251	4.194756	8.449852	0.022212
X14	0.00942	0.001306	-0.76691	4.268166	23.43491	0.001968
X15	0.007518	0.004422	0.613216	10.40392	333.2391	0.001
X16	0.005733	0.002384	-0.52723	4.78883	25.51149	0.001555
X17	0.008262	0.003406	-0.45716	4.720113	22.45246	0.002207

#### 4.1.4. Veri Seti 4

Dördüncü veri setinde bulunan sektörlere ait getiri serilerinin istatistik değerleri ve JB normallik testi sonuçları Tablo 11'deki gibidir. JB test sonuçlarından

elde edilen P değerleri 27 sektör için %5'i geçememiştir. Bu durumdaki serilerin %5 anlamlılık seviyesinde normal dağılmadığı söylenebilmektedir.

**Tablo 11:** Veri Seti 4 İçin Özet İstatistikler

SEKTÖR	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	JB	P
x1	0.008942	0.001875	-0.23395	5.902403	51.13702	0.001
x2	0.015337	0.002443	0.384421	4.614995	18.92937	0.003467
x3	0.020268	0.005015	1.507173	9.843198	330.8342	0.001
x4	0.004504	0.004489	0.413251	9.520046	255.5651	0.001
x5	0.00797	0.007542	0.932968	10.06054	315.5534	0.001
x6	0.008477	0.004845	0.776055	9.987888	303.1678	0.001
x7	0.008435	0.005086	0.659233	9.793509	283.3499	0.001
x8	0.009523	0.00439	-0.42243	3.259484	4.621571	0.071999
x9	0.009515	0.005633	-0.24781	4.080233	8.35756	0.0227
x10	0.01172	0.007613	0.928231	10.85729	385.6684	0.001
x11	0.006126	0.005377	0.052278	4.960066	22.79568	0.00212
x12	0.007623	0.007997	-0.05503	4.750409	18.19993	0.003828
x13	0.011496	0.005033	-0.58483	5.508592	45.32844	0.001
x14	0.004927	0.00453	-0.30004	4.448025	14.5365	0.0067
x15	0.008295	0.007812	0.086318	6.650847	79.03773	0.001
x16	0.013287	0.004481	-0.18809	4.431646	12.96413	0.008739
x17	0.00966	0.011175	0.060402	3.637603	2.491694	0.218025
x18	-0.00282	0.026951	0.797691	6.496583	87.39707	0.001
x19	0.004583	0.010818	-0.13892	3.398476	1.396213	0.430941
x20	0.00942	0.001306	-0.76691	4.268166	23.43491	0.001968
x21	0.00806	0.004257	-0.20044	5.526769	38.72617	0.001
x22	0.008915	0.003134	-0.57863	5.149641	35.26467	0.001
x23	0.008189	0.003862	-0.29888	4.35004	12.89795	0.008844
x24	0.009681	0.005186	0.029444	6.640272	78.42571	0.001
x25	0.008163	0.004136	0.111667	3.993667	6.137076	0.041717
x26	0.009606	0.003993	0.423717	7.440475	120.9128	0.001
x27	0.007741	0.00466	0.64884	9.234059	239.9059	0.001
x28	0.008886	0.00431	0.25938	10.99927	380.19	0.001
x29	0.005739	0.00237	-0.52489	4.760148	24.85089	0.001672
x30	0.007662	0.002235	-0.26797	4.514928	15.27827	0.005944

## 4.2. PORTFÖY OPTİMİZASYON SÜRECİ

Çalışmada, dört farklı metot ve dört farklı veri seti için amaç fonksiyonlarının belirli ağırlıklarına göre modeller oluşturulmuş ve kayan pencereler prosedürüne göre çözülmüştür. Sonuçlar portföy performans ölçülerine göre karşılaştırılmıştır.

### 4.2.1. Portföy Modellerinin Oluşturulması

Çalışmada PHP ile yapılan çalışmaların incelenmesi sonucu amaç fonksiyonları ağırlıklarına göre portföy modelleri Tablo 12'deki gibi oluşturulmuştur. Buna göre ilgili modelde amaç fonksiyonu olarak yer alan fonksiyonun ağırlığı 0'a eşit olduğunda modelde ilgili amaç fonksiyonu ve ona bağlı kısıtlar yer almamakta,

eğer ağırlığı 1 veya daha fazla ise kendisi ve ona bağlı kısıtlar modelde yer almış olmaktadır.

**Tablo 12:** Portföy Model ve Modellerde Yer alan Amaç Fonksiyonlarının Değerleri

Modeller	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM					1			
OVM	1	1						
OVÇM	1	1	1					
OVÇBM	1	1	1	1				
OE <sub>s</sub> M	1				1			
OVE <sub>s</sub> M	1	1			1			
OVÇE <sub>s</sub> M	1	1	1		1			
OVÇBE <sub>s</sub> M	1	1	1	1	1			
OE <sub>GS</sub> M	1					1		
OVE <sub>GS</sub> M	1	1				1		
OVÇE <sub>GS</sub> M	1	1	1			1		
OVÇBE <sub>GS</sub> M	1	1	1	1		1		
OE <sub>y</sub> M	1						1	
OVE <sub>y</sub> M	1	1					1	
OVÇE <sub>y</sub> M	1	1	1				1	
OVÇBE <sub>y</sub> M	1	1	1	1			1	
OE <sub>BY</sub> M	1							1
OVE <sub>BY</sub> M	1	1						1
OVÇE <sub>BY</sub> M	1	1	1					1
OVÇBE <sub>BY</sub> M	1	1	1	1				1
3-1-3-1-0-0-0-1	3	1	3	1				1
1-3-1-3-0-0-0-3	1	3	1	3				3
3-1-3-1-0-0-1-0	3	1	3	1			1	
1-3-1-3-0-0-3-0	1	3	1	3			3	
3-1-3-1-0-1-0-0	3	1	3	1		1		
1-3-1-3-0-3-0-0	1	3	1	3		3		
3-1-3-1-1-0-0-0	3	1	3	1	1			
1-3-1-3-3-0-0-0	1	3	1	3	3			
3-1-3-1-0-0-0-0	3	1	3	1				
1-3-1-3-0-0-0-0	1	3	1	3				

Tablo 12’de toplam 30 adet portföy modeli bulunmaktadır. İlk model Eşit Ağırlıklı Model (EAM), hisse senetlerinin eşit ağırlığı ile oluşturulan ve portföy performans karşılaştırılması için kullanılan portföy modelidir. 2. modelden 20. modele kadar ise momentler ve entropilerin birleşiminden oluşan klasik portföy modelleri yer almaktadır. Son 10 model ise risk seven agresif yatırımcılar ve riskten kaçınan muhafazakar yatırımcılara göre ağırlıklandırılmış portföy modellerinden oluşmaktadır.



#### 4.2.2. Ağırlıklı Toplam Yaklaşımı ile Çözüm

ATY ile optimizasyon sürecinde P1 modeli kullanılarak her bir amaç fonksiyonunun kayan pencereler prosedürüne göre ortalama ideal değerleri elde edilmiştir. Her dört veri seti için amaç fonksiyonları ortalama ideal değerler Tablo 13'deki gibidir. Buna göre veri seti 1 için ortalama, varyans ve çarpıklık moment değerlerinin ortalama ideal değerleri diğer veri setlerine göre daha yüksektir. Bu durum veri seti 1'in bulunduğu piyasanın daha fazla dalgalanmalar nedeniyle yüksek kazanç ve risk içerdiğini göstermektedir.

**Tablo 13:** Amaç Fonksiyonları İçin Ortalama İdeal Değerler

Amaçlar	$O^*$	$V^*$	$\check{C}^*$	$B^*$	$E_s^*$	$E_{GS}^*$	$E_Y^*$	$E_{BY}^*$
Veri Seti 1	0.027867	0.004446	0.001239	5.78E-05	3.044522	0.952381	-6.8E-09	21
Veri Seti 2	0.011501	0.001305	0.000158	7.55E-06	2.484907	0.916667	-1.1E-15	12
Veri Seti 3	0.013253	0.001296	0.000275	7.21E-06	2.833213	0.941176	-1.2E-15	17
Veri Seti 4	0.021761	0.001206	0.000676	5.58E-06	3.401197	0.966667	-4.6E-09	30

Tablo 14'te veri seti 1 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin ATY metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında,  $OE_{BY}M$  en iyi çarpıklık ve ortalamaya sahip iken diğerlerinde en kötü değerlere sahip ve Shannon entropi değerinin 0 olması sadece tek bir hisse senedinden oluştuğunu göstermektedir. Eşit ağırlıklı modellerde  $OV\check{C}BE_{BY}M$  en düşük varyansa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış Bulanık Yager entropi içeren (1-3-1-3-0-0-3) modeli ile entropi bulunmayan (1-3-1-3-0-0-0) model tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptir. Eşit ağırlıklı modellerde  $OV\check{C}BE_{BY}M$  ve  $OV\check{C}BM$  en düşük basıklığa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış entropi bulunmayan (1-3-1-3-0-0-0) model tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptir. Genel olarak en fazla entropi sağlamada sıralama Yager entropi, Shannon Entropi, Gini-Simpson Entropi ve Bulanık Yager Entropi şeklinde gerçekleşmiştir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 14:** ATY Metodu ile Veri Seti 1 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
----------	---------	-----------	----------	---------	--------------	-------	----------

EAM	0.010586	0.007472	-0.00012	0.000179	3.044522	0.952381	0	21
OVM	0.013255	0.004717	-0.00017	6.79E-05	1.622787	0.771128	-1.4235	20.44723
OVÇM	0.01282	0.004673	-0.00015	6.64E-05	1.561363	0.754304	-1.45688	20.42569
OVÇBM	0.011125	0.004548	-0.00015	5.93E-05	1.690771	0.778515	-1.35944	20.50946
OE <sub>s</sub> M	0.01755	0.008221	-0.00031	0.000252	2.667437	0.90281	-0.65591	20.81654
OVE <sub>s</sub> M	0.012707	0.00519	-0.00019	8.49E-05	2.463273	0.885209	-0.95022	20.76448
OVÇE <sub>s</sub> M	0.01193	0.005117	-0.00016	8.07E-05	2.463241	0.884707	-0.9417	20.7774
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.010794	0.004609	-0.00015	6.06E-05	1.95246	0.819676	-1.24971	20.60357
OE <sub>GS</sub> M	0.021344	0.009333	-0.00045	0.00035	2.001619	0.827831	-1.16674	20.59498
OVE <sub>GS</sub> M	0.013375	0.004861	-0.00018	7.26E-05	1.955278	0.842692	-1.26574	20.62921
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.012829	0.004793	-0.00017	6.92E-05	1.960003	0.841039	-1.25905	20.63027
OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.011163	0.004589	-0.00015	5.95E-05	1.800567	0.807698	-1.325	20.56543
OE <sub>v</sub> M	0.010586	0.007472	-0.00012	0.000179	3.044522	0.952381	0	21
OVE <sub>v</sub> M	0.011272	0.005672	-0.00019	0.000106	2.674229	0.907217	-0.52645	20.83725
OVÇE <sub>v</sub> M	0.010492	0.005778	-0.00013	0.000107	2.680604	0.905146	-0.46838	20.83982
OVÇBE <sub>v</sub> M	0.010362	0.004576	-0.00014	6.01E-05	1.861955	0.799029	-1.2232	20.56542
OE <sub>BY</sub> M	0.028312	0.016084	0.000522	0.001142	1.83E-06	1.88E-07	-1.90476	20
OVE <sub>BY</sub> M	0.013156	0.004706	-0.00017	6.75E-05	1.695403	0.785233	-1.37451	20.48636
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.012688	0.004652	-0.00016	6.55E-05	1.635496	0.769611	-1.40961	20.46507
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.011111	0.004546	-0.00015	5.93E-05	1.70546	0.781784	-1.35211	20.52153
3-1-3-1-0-0-0-1	0.012671	0.00471	-0.00015	6.32E-05	1.604883	0.767537	-1.43987	20.45229
1-3-1-3-0-0-0-3	0.010446	0.004527	-0.00015	5.87E-05	1.729881	0.781807	-1.33579	20.54051
3-1-3-1-0-0-1-0	0.012203	0.004698	-0.00015	6.33E-05	1.819095	0.797778	-1.28486	20.52953
1-3-1-3-0-0-3-0	0.00961	0.004568	-0.00015	6.03E-05	1.89264	0.800226	-1.18103	20.58031
3-1-3-1-0-1-0-0	0.012522	0.004698	-0.00016	6.29E-05	1.755674	0.803243	-1.35182	20.52389
1-3-1-3-0-3-0-0	0.010438	0.004575	-0.00015	5.90E-05	1.835332	0.809495	-1.29846	20.58598
3-1-3-1-1-0-0-0	0.012323	0.004704	-0.00016	6.33E-05	1.86572	0.8134	-1.2999	20.55664
1-3-1-3-3-0-0-0	0.010132	0.0046	-0.00015	6.04E-05	1.979317	0.820155	-1.22164	20.61717
3-1-3-1-0-0-0-0	0.012708	0.004718	-0.00015	6.34E-05	1.584998	0.763011	-1.45218	20.44184
1-3-1-3-0-0-0-0	0.010473	0.004527	-0.00015	5.87E-05	1.714866	0.778691	-1.34449	20.52822

Tablo 15'te veri seti 1 için ATY metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, sadece tek bir hisse senedinden oluşan OE<sub>BY</sub>M, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda en iyi performansı göstermiştir. OVE<sub>v</sub>M, OVÇE<sub>v</sub>M ve OVÇE<sub>s</sub>M karşılaştırma portföy modeli olan EAM'dan SR'ye göre daha kötü performans gösterirken hisse senetlerinin eşit dağılımına sahip OE<sub>v</sub>M aynı SR değerine sahip olmuştur. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlarken OE<sub>GS</sub>M bu duruma bir istisna olmuştur. Performans ölçütlerinden SR, ASR, ASKR, SSR ve MSR benzer sıralamalara sahip iken MADR ve FTR diğerlerinden farklılaşmıştır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre OE<sub>GS</sub>M modeller arasında en çok

portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Bulanık Yager Entropisi ve Gini Simpson Entropisinin dahil olduğu tüm modeller EAM'dan daha iyi performans gösterirken bu entropilere yüksek dereceden momentlerin katılımı performanslarını daha da arttırmıştır.

**Tablo 15:** Veri Seti 1 İçin ATY Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR <sub>2.5</sub>	FTR <sub>2.5-1</sub>	MSR <sub>.01</sub>	PT
EAM	-0.14205	-0.18202	-0.13966	-0.13965	-0.17601	0.407083	-0.06196	0
OVM	-0.10435	-0.14416	-0.10333	-0.10329	-0.12688	0.383401	-0.0385	0.030392
OVÇM	-0.13207	-0.18312	-0.13039	-0.13032	-0.15983	0.371175	-0.05081	0.029192
OVÇBM	-0.1064	-0.13648	-0.10539	-0.10538	-0.13116	0.424718	-0.04132	0.015363
OE <sub>s</sub> M	-0.07086	-0.10523	-0.06992	-0.06988	-0.09265	0.402295	-0.02914	0.035753
OVE <sub>s</sub> M	-0.12755	-0.17485	-0.12505	-0.12493	-0.15997	0.392001	-0.05422	0.023256
OVÇE <sub>s</sub> M	-0.16046	-0.21402	-0.15644	-0.15626	-0.19859	0.38106	-0.07198	0.022791
OVÇBE <sub>s</sub> M	-0.10603	-0.13694	-0.10491	-0.1049	-0.13188	0.42758	-0.0422	0.013019
OE <sub>es</sub> M	-0.0055	-0.0083	-0.0055	-0.0055	-0.00749	0.448288	-0.00216	0.062346
OVE <sub>es</sub> M	-0.10325	-0.14314	-0.10184	-0.10178	-0.12899	0.40031	-0.04071	0.021085
OVÇE <sub>es</sub> M	-0.13293	-0.18019	-0.13037	-0.13025	-0.16572	0.394834	-0.0557	0.022417
OVÇBE <sub>es</sub> M	-0.09806	-0.12608	-0.09709	-0.09707	-0.12273	0.436492	-0.03883	0.012807
OE <sub>v</sub> M	-0.14205	-0.18202	-0.13966	-0.13965	-0.17601	0.407083	-0.06196	0
OVE <sub>v</sub> M	-0.1769	-0.24447	-0.17188	-0.17166	-0.21741	0.365595	-0.08161	0.031065
OVÇE <sub>v</sub> M	-0.20684	-0.28334	-0.20046	-0.20026	-0.24776	0.349107	-0.09747	0.025769
OVÇBE <sub>v</sub> M	-0.11308	-0.14491	-0.11208	-0.11207	-0.13739	0.410817	-0.04332	0.02203
OE <sub>By</sub> M	0.226956	0.302166	0.232487	0.232433	0.380068	0.797936	0.083126	6.04E-08
OVE <sub>By</sub> M	-0.10292	-0.14278	-0.10189	-0.10185	-0.12569	0.387707	-0.03819	0.032006
OVÇE <sub>By</sub> M	-0.13638	-0.18926	-0.1345	-0.13442	-0.1649	0.372166	-0.05291	0.030182
OVÇBE <sub>By</sub> M	-0.10806	-0.13855	-0.10703	-0.10701	-0.1329	0.423178	-0.04192	0.015291
3-1-3-1-0-0-0-1	-0.07813	-0.10805	-0.07754	-0.07752	-0.09848	0.418222	-0.02958	0.023741
1-3-1-3-0-0-0-3	-0.10589	-0.13296	-0.10505	-0.10505	-0.12938	0.431875	-0.04068	0.01423
3-1-3-1-0-0-1-0	-0.11055	-0.14964	-0.10927	-0.10924	-0.13726	0.40272	-0.04369	0.039551
1-3-1-3-0-0-3-0	-0.10783	-0.1351	-0.10695	-0.10695	-0.13187	0.426868	-0.04176	0.019249
3-1-3-1-0-1-0-0	-0.08108	-0.10962	-0.08032	-0.0803	-0.10341	0.429379	-0.03175	0.020072
1-3-1-3-0-3-0-0	-0.0914	-0.11611	-0.09068	-0.09068	-0.11389	0.443838	-0.03564	0.012112
3-1-3-1-1-0-0-0	-0.09822	-0.133	-0.09708	-0.09705	-0.12389	0.416983	-0.03898	0.020791
1-3-1-3-3-0-0-0	-0.10028	-0.12684	-0.09939	-0.09939	-0.12456	0.435262	-0.03961	0.012233
3-1-3-1-0-0-0-0	-0.07622	-0.10553	-0.07565	-0.07564	-0.09629	0.420826	-0.02892	0.023824
1-3-1-3-0-0-0-0	-0.10762	-0.13521	-0.10673	-0.10673	-0.13146	0.430382	-0.04144	0.014656

Tablo 16'da veri seti 2 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin ATY metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, OE<sub>By</sub>M en iyi ortalamaya sahip iken varyans ve çarpıklık ve entropi değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde OVÇBE<sub>By</sub>M en düşük varyansa sahip iken

muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış Bulanık Yager entropi içeren (1-3-1-3-0-0-3) modeli tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptir. Eşit ağırlıklı modellerde  $OV\check{C}BE_{BYM}$  en düşük basıklığa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış entropi bulunmayan (1-3-1-3-0-0-0) model tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptir. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Yager entropi ve Shannon Entropi öndeyken onları sırasıyla Gini-Simpson Entropi ve Bulanık Yager takip etmektedir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 16:** ATY Metodu ile Veri Seti 2 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.007674	0.003603	-6.50E-05	7.13E-05	2.484907	0.916667	0	12
OVM	0.008812	0.001367	-4.17E-05	7.90E-06	0.31694	0.170098	-1.66804	11.11275
OVÇM	0.00867	0.001355	-4.13E-05	7.78E-06	0.312516	0.156397	-1.66996	11.10202
OVÇBM	0.008261	0.001322	-4.05E-05	7.57E-06	0.324202	0.179672	-1.6673	11.11998
OE <sub>s</sub> M	0.008988	0.003495	-6.65E-05	6.51E-05	2.363211	0.898507	-0.36104	11.99665
OVE <sub>s</sub> M	0.008523	0.001575	-4.73E-05	1.10E-05	1.381395	0.575826	-1.13411	11.44012
OVÇE <sub>s</sub> M	0.00845	0.001524	-4.51E-05	1.03E-05	1.28311	0.54785	-1.19258	11.41427
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.008197	0.00135	-4.16E-05	7.96E-06	0.755065	0.347477	-1.5066	11.2435
OE <sub>cs</sub> M	0.009631	0.003486	-7.01E-05	6.32E-05	2.113346	0.868781	-0.63102	11.95287
OVE <sub>cs</sub> M	0.008476	0.00155	-4.60E-05	1.08E-05	1.166815	0.603574	-1.3099	11.49484
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.008417	0.00152	-4.46E-05	1.05E-05	1.123112	0.582636	-1.34865	11.46521
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.007877	0.00133	-4.18E-05	7.96E-06	0.686729	0.394082	-1.56401	11.26159
OE <sub>y</sub> M	0.007774	0.003586	-6.45E-05	7.06E-05	2.475931	0.915532	-0.0141	12
OVE <sub>y</sub> M	0.00862	0.001572	-4.73E-05	1.08E-05	1.325994	0.566488	-1.11196	11.43283
OVÇE <sub>y</sub> M	0.008603	0.001537	-4.50E-05	1.04E-05	1.238264	0.53904	-1.15519	11.40689
OVÇBE <sub>y</sub> M	0.008416	0.00135	-4.17E-05	7.93E-06	0.634311	0.303827	-1.48626	11.20825
OE <sub>By</sub> M	0.011428	0.004046	-8.98E-05	5.56E-05	0.299567	0.171499	-1.71739	11.13913
OVE <sub>By</sub> M	0.008824	0.001371	-4.18E-05	8.00E-06	0.391111	0.218172	-1.65235	11.14882
OVÇE <sub>By</sub> M	0.008667	0.001355	-4.14E-05	7.84E-06	0.395453	0.207329	-1.6347	11.13894
OVÇBE <sub>By</sub> M	0.008205	0.001318	-4.05E-05	7.56E-06	0.350539	0.19907	-1.66667	11.13475
3-1-3-1-0-0-0-1	0.008787	0.001366	-4.15E-05	7.84E-06	0.257757	0.131392	-1.69314	11.08498
1-3-1-3-0-0-0-3	0.008042	0.001309	-4.05E-05	7.56E-06	0.41752	0.250908	-1.66667	11.17663
3-1-3-1-0-0-1-0	0.008584	0.001353	-4.16E-05	7.89E-06	0.529164	0.256884	-1.5443	11.17342
1-3-1-3-0-0-3-0	0.008426	0.001343	-4.15E-05	7.86E-06	0.577896	0.293416	-1.498	11.2012
3-1-3-1-0-1-0-0	0.008624	0.001375	-4.21E-05	8.25E-06	0.6428	0.342681	-1.53642	11.24325
1-3-1-3-0-3-0-0	0.007621	0.001324	-4.19E-05	7.96E-06	0.659053	0.404168	-1.62127	11.22724
3-1-3-1-1-0-0-0	0.008647	0.001375	-4.20E-05	8.09E-06	0.670022	0.292835	-1.50856	11.1973
1-3-1-3-3-0-0-0	0.00801	0.001345	-4.16E-05	7.96E-06	0.772498	0.372407	-1.53129	11.26906
3-1-3-1-0-0-0-0	0.008779	0.001366	-4.14E-05	7.83E-06	0.23091	0.114668	-1.71087	11.07348
1-3-1-3-0-0-0-0	0.008101	0.001312	-4.05E-05	7.55E-06	0.394007	0.232261	-1.66667	11.16107

Tablo 17’de veri seti 2 için ATY metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OVÇBE<sub>GS</sub>M ve (1-3-1-3-0-3-0-0) modeli en iyi performansı göstermiştir. OE<sub>Y</sub>M, OE<sub>S</sub>M, OE<sub>GS</sub>M ve OE<sub>BY</sub>M karşılaştırma portföy modeli olan EAM’dan SR açısından daha kötü performans göstermiştir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Modellere entropi eklenmesi pozitif etki yaratmış ve performansları daha da yükselmiştir. Performans ölçütleri benzer model sıralamalarına sahip olmuşlardır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT’ye göre OE<sub>BY</sub>M modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin birlikte dahil olduğu tüm modeller EAM’dan daha iyi performans göstermişlerdir.

**Tablo 17:** Veri Seti 2 İçin ATY Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.131011	0.165706	0.131178	0.131246	0.180278	0.642473	0.043514	0
OVM	0.228196	0.292637	0.232664	0.232652	0.370184	0.813249	0.079842	0.010396
OVÇM	0.234972	0.301831	0.23969	0.239688	0.383437	0.825763	0.0821	0.020407
OVÇBM	0.277332	0.351606	0.283566	0.283505	0.466562	0.89877	0.094091	0.006499
OE <sub>S</sub> M	0.102059	0.131226	0.101616	0.101647	0.12763	0.565906	0.031829	0.028723
OVE <sub>S</sub> M	0.263668	0.341392	0.271247	0.271034	0.45981	0.90272	0.094373	0.014077
OVÇE <sub>S</sub> M	0.270717	0.351597	0.278981	0.278707	0.477066	0.918535	0.097172	0.011756
OVÇBE <sub>S</sub> M	0.297463	0.379079	0.306109	0.305821	0.52255	0.957184	0.102503	0.005767
OE <sub>GS</sub> M	0.083366	0.106415	0.0829	0.082916	0.099878	0.531983	0.025455	0.04429
OVE <sub>GS</sub> M	0.293459	0.380038	0.30137	0.301214	0.513492	0.957467	0.100823	0.01701
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.300204	0.388056	0.309494	0.309265	0.53949	0.971206	0.105228	0.015298
OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.344339	0.442958	0.356176	0.355762	0.637462	1.055207	0.117607	0.006023
OE <sub>Y</sub> M	0.125248	0.155989	0.125123	0.125188	0.16796	0.630155	0.040823	0.011033
OVE <sub>Y</sub> M	0.260841	0.339365	0.268167	0.267868	0.44789	0.889098	0.092147	0.027417
OVÇE <sub>Y</sub> M	0.231687	0.299006	0.237723	0.237568	0.394619	0.850992	0.084453	0.021089
OVÇBE <sub>Y</sub> M	0.287937	0.365829	0.295486	0.295343	0.497623	0.931024	0.09896	0.014578
OE <sub>BY</sub> M	-0.06702	-0.08415	-0.06767	-0.06767	-0.0679	0.363072	-0.01954	0.136364
OVE <sub>BY</sub> M	0.231562	0.296915	0.236429	0.236405	0.380242	0.826139	0.081715	0.014918
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.240457	0.309139	0.245712	0.245686	0.397627	0.839298	0.084641	0.024206
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.284191	0.360001	0.290845	0.290763	0.48226	0.912894	0.096353	0.006383
3-1-3-1-0-0-0-1	0.22818	0.292793	0.23244	0.232435	0.367379	0.806674	0.079208	0.008168
1-3-1-3-0-0-0-3	0.306537	0.387894	0.314305	0.314166	0.5313	0.953734	0.102972	0.003744
3-1-3-1-0-0-1-0	0.258904	0.330625	0.265691	0.265563	0.442309	0.886473	0.091817	0.015124
1-3-1-3-0-0-3-0	0.283388	0.36108	0.290593	0.290458	0.485259	0.915503	0.097244	0.0013

3-1-3-1-0-1-0-0	0.261387	0.335175	0.268535	0.268383	0.450501	0.903835	0.093188	0.022776
1-3-1-3-0-3-0-0	0.368666	0.477797	0.38253	0.381961	0.700609	1.104519	0.12527	0.003385
3-1-3-1-1-0-0-0	0.247803	0.315277	0.253941	0.253802	0.417265	0.867661	0.087625	0.013497
1-3-1-3-3-0-0-0	0.318427	0.407523	0.328336	0.327959	0.570568	0.99763	0.108813	0.003573
3-1-3-1-0-0-0-0	0.226661	0.2909	0.230788	0.230787	0.363594	0.802929	0.078524	0.008004
1-3-1-3-0-0-0-0	0.299046	0.378354	0.306291	0.306182	0.513247	0.936805	0.100484	0.003828

Tablo 18’de veri seti 3 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin ATY metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında,  $OE_{BYM}$  en iyi ortalamaya sahip iken EAM ve EAM aynı hisse senedi dağılımına sahip olan  $OE_{YM}$  ile varyans değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde  $OVÇBE_{BYM}$  ve  $OVÇBM$  en düşük varyansa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış Yager entropi içeren (1-3-1-3-0-0-3-0) modeli tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptir. Tüm modeller içerisinde  $OVÇE_{GS}$ ,  $OVÇE_{BYM}$  ve  $OVÇM$  en yüksek çarpıklığa sahip olmuşlardır. Eşit ağırlıklı modellerde  $OVÇBM$  ve  $OVÇBE_{BYM}$  en düşük basıklığa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış bulanık Yager entropili model (1-3-1-3-0-0-0-3) ve entropi bulunmayan (1-3-1-3-0-0-0-0) model tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptirler. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Yager entropi ve Shannon Entropi öndeyken onları sırasıyla Gini-Simpson Entropi ve Bulanık Yager takip etmektedir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 18:** ATY Metodu ile Veri Seti 3 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.007624	0.00397	-4.47E-05	8.94E-05	2.833213	0.941176	0	17
OVM	0.0093	0.001314	-3.46E-05	7.47E-06	0.578538	0.389976	-1.76471	16.13333
OVÇM	0.009462	0.001338	-3.13E-05	8.09E-06	0.63964	0.447523	-1.76471	16.13333
OVÇBM	0.009167	0.001306	-3.67E-05	7.25E-06	0.512247	0.330318	-1.76471	16.13333
$OE_sM$	0.009519	0.003538	-4.29E-05	6.84E-05	2.641583	0.917424	-0.47369	16.95012
$OVESM$	0.009299	0.001515	-3.91E-05	1.05E-05	1.452422	0.633079	-1.3014	16.40376
$OVÇESM$	0.00938	0.00151	-3.50E-05	1.08E-05	1.401374	0.63621	-1.36335	16.36128
$OVÇBESM$	0.008973	0.001314	-3.67E-05	7.51E-06	0.798272	0.427105	-1.62493	16.21327
$OE_{es}M$	0.010708	0.003287	-4.27E-05	5.65E-05	2.183429	0.869338	-0.89112	16.80544
$OVESesM$	0.009474	0.0015	-3.56E-05	1.04E-05	1.26488	0.651472	-1.43316	16.38249
$OVÇESesM$	0.009506	0.001486	-3.13E-05	1.06E-05	1.179635	0.630678	-1.48598	16.32303
$OVÇBESesM$	0.008928	0.001313	-3.50E-05	7.66E-06	0.792322	0.467409	-1.64892	16.21446
$OE_{yM}$	0.007624	0.00397	-4.47E-05	8.94E-05	2.833213	0.941176	0	17
$OVESyM$	0.009018	0.001564	-4.57E-05	1.08E-05	1.480438	0.587473	-1.13734	16.42217

OVÇE <sub>Y</sub> M	0.009046	0.00154	-4.43E-05	1.05E-05	1.438813	0.577877	-1.17475	16.41177
OVÇBE <sub>Y</sub> M	0.008826	0.001311	-3.82E-05	7.43E-06	0.745381	0.380436	-1.61096	16.22046
OE <sub>BY</sub> M	0.013245	0.003888	-6.07E-05	4.30E-05	0.062318	0.034904	-1.86189	16.02319
OVE <sub>BY</sub> M	0.0093	0.001314	-3.46E-05	7.47E-06	0.578538	0.389976	-1.76471	16.13333
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.009462	0.001338	-3.13E-05	8.09E-06	0.63964	0.447523	-1.76471	16.13333
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.009167	0.001306	-3.67E-05	7.25E-06	0.512247	0.330318	-1.76471	16.13333
3-1-3-1-0-0-0-1	0.009294	0.001313	-3.47E-05	7.46E-06	0.578465	0.3898	-1.76471	16.13333
1-3-1-3-0-0-0-3	0.009059	0.001304	-3.74E-05	7.22E-06	0.524303	0.316418	-1.74244	16.14595
3-1-3-1-0-0-1-0	0.009425	0.001339	-3.63E-05	7.67E-06	0.702087	0.419568	-1.68206	16.18017
1-3-1-3-0-0-3-0	0.008786	0.001302	-3.81E-05	7.30E-06	0.663309	0.352932	-1.63333	16.20778
3-1-3-1-0-1-0-0	0.009479	0.001341	-3.24E-05	8.02E-06	0.684201	0.452611	-1.73904	16.14788
1-3-1-3-0-3-0-0	0.008629	0.001311	-3.64E-05	7.67E-06	0.839768	0.484839	-1.64706	16.26304
3-1-3-1-1-0-0-0	0.009397	0.001336	-3.46E-05	7.78E-06	0.745701	0.44203	-1.69888	16.17063
1-3-1-3-3-0-0-0	0.008737	0.001309	-3.75E-05	7.50E-06	0.823049	0.432212	-1.61812	16.24744
3-1-3-1-0-0-0-0	0.009294	0.001313	-3.47E-05	7.46E-06	0.578465	0.3898	-1.76471	16.13333
1-3-1-3-0-0-0-0	0.009097	0.001305	-3.73E-05	7.22E-06	0.504367	0.311752	-1.75541	16.1386

Tablo 19'da veri seti 3 için ATY metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OVÇBE<sub>GS</sub>M ve (1-3-1-3-0-3-0-0) modeli en iyi performansı göstermiştir. OE<sub>Y</sub>M, OE<sub>S</sub>M, OE<sub>GS</sub>M ve OE<sub>BY</sub>M karşılaştırma portföy modeli olan EAM'dan SR değerleri açısından daha kötü performans göstermiştir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Modellere entropi eklenmesi pozitif etki yaratmış ve performansları daha da yükselmiştir. Bulanık Yager entropisinin eklenmesi ile oluşan modeller entropisiz modeller ile benzer ortaya çıkmıştır. Parametre seçimi ile bu problemin aşılacağı öngörülmüştür. Performans ölçütlerine bakıldığında benzer model sıralamaları gözlenmektedir. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre OE<sub>GS</sub>M modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin birlikte dahil olduğu tüm modeller EAM'dan daha iyi performans göstermişlerdir. Genel olarak veri seti 2'dekine benzer olarak entropilerin katkısının olumlu olduğu gözlenmiştir.

**Tablo 19:** Veri Seti 3 İçin ATY Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.11841	0.146723	0.118836	0.118885	0.166549	0.651157	0.04084	
OVM	0.262132	0.350659	0.270735	0.270455	0.460591	0.881523	0.097252	0.009885
OVÇM	0.272969	0.371117	0.283465	0.28308	0.499166	0.924422	0.104868	0.012884
OVÇBM	0.263869	0.350996	0.271738	0.271505	0.454852	0.870473	0.095216	0.002134
OE <sub>s</sub> M	0.076044	0.098461	0.075963	0.075976	0.096757	0.544965	0.024801	0.032522
OVE <sub>s</sub> M	0.275108	0.363264	0.283695	0.283638	0.498195	0.961435	0.101084	0.013837
OVÇE <sub>s</sub> M	0.282224	0.374832	0.291694	0.291582	0.517705	0.976822	0.104478	0.012357
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.29574	0.391844	0.306033	0.30565	0.531295	0.952759	0.106403	0.004413
OE <sub>cs</sub> M	0.06946	0.089567	0.069242	0.069252	0.084482	0.525372	0.021795	0.05399
OVE <sub>cs</sub> M	0.30991	0.406434	0.320368	0.320438	0.583981	1.052038	0.112337	0.015784
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.313226	0.414657	0.325098	0.325011	0.601113	1.06188	0.115909	0.013546
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.317312	0.42339	0.329964	0.329401	0.588589	0.99991	0.115156	0.005426
OE <sub>v</sub> M	0.11841	0.146723	0.118836	0.118885	0.166549	0.651157	0.04084	0
OVE <sub>v</sub> M	0.24358	0.31096	0.249892	0.249891	0.424279	0.901489	0.089314	0.024032
OVÇE <sub>v</sub> M	0.255759	0.32595	0.261794	0.261867	0.44016	0.913447	0.090986	0.02959
OVÇBE <sub>v</sub> M	0.286621	0.372012	0.295439	0.295203	0.505774	0.939461	0.101687	0.016331
OE <sub>by</sub> M	-0.0235	-0.02999	-0.02356	-0.02356	-0.02519	0.406249	-0.00691	0.026738
OVE <sub>by</sub> M	0.262132	0.350659	0.270735	0.270455	0.460591	0.881523	0.097252	0.009885
OVÇE <sub>by</sub> M	0.272969	0.371117	0.283465	0.28308	0.499166	0.924422	0.104868	0.012884
OVÇBE <sub>by</sub> M	0.263869	0.350996	0.271738	0.271505	0.454852	0.870473	0.095216	0.002134
3-1-3-1-0-0-0-1	0.270717	0.362693	0.279922	0.279602	0.479307	0.897058	0.100122	0.005528
1-3-1-3-0-0-0-3	0.273249	0.360049	0.281182	0.280958	0.470533	0.884833	0.096925	0.004633
3-1-3-1-0-0-1-0	0.246891	0.332266	0.254966	0.254724	0.436208	0.889438	0.09393	0.01267
1-3-1-3-0-0-3-0	0.28878	0.376305	0.297384	0.297128	0.503831	0.925239	0.101191	0.003886
3-1-3-1-0-1-0-0	0.271598	0.369752	0.282082	0.281692	0.497891	0.933787	0.10468	0.007689
1-3-1-3-0-3-0-0	0.339921	0.450912	0.35343	0.352826	0.637002	1.041102	0.120104	0.00331
3-1-3-1-1-0-0-0	0.270379	0.365243	0.280213	0.279865	0.4884	0.924127	0.102299	0.007226
1-3-1-3-3-0-0-0	0.312863	0.411759	0.323693	0.323282	0.56557	0.981709	0.110184	0.003457
3-1-3-1-0-0-0-0	0.270717	0.362693	0.279922	0.279602	0.479307	0.897058	0.100122	0.005528
1-3-1-3-0-0-0-0	0.267841	0.353924	0.275542	0.275329	0.459656	0.874768	0.095424	0.003048

Tablo 20'de veri seti 4 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin ATY metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında, OE<sub>by</sub>M en iyi ortalamaya ve çarpıklığa sahip iken varyans değerlerinde en kötü değere sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde OVÇBE<sub>v</sub>M, OVÇBE<sub>by</sub>M ve OVÇBM en düşük varyansa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış bulanık Yager entropi içeren (1-3-1-3-0-0-0-3) model ve entropi bulunmayan (1-3-1-3-0-0-0-0) model tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptir. Eşit ağırlıklı modellerde OVÇBM ve OVÇBE<sub>by</sub>M en düşük basıklığa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış bulanık Yager entropili model (1-3-1-3-0-0-0-3) ve entropi bulunmayan (1-3-1-3-0-0-0-0) model tüm



modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptirler. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Yager entropi ve Shannon Entropi öndeyken onları sırasıyla Gini-Simpson Entropi ve Bulanık Yager takip etmektedir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir. Fakat sadece ortalama ve varyansa eklenmesi uygun sonuçlar doğurmamaktadır.

**Tablo 20:** ATY Metodu ile Veri Seti 4 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.008173	0.003911	-3.37E-05	9.39E-05	3.401197	0.966667	0	30
OVM	0.012492	0.001251	-1.93E-05	6.07E-06	0.968165	0.578889	-1.79816	29.14385
OVÇM	0.012814	0.001271	-1.68E-05	6.24E-06	0.994067	0.598246	-1.8	29.14286
OVÇBM	0.011473	0.001226	-2.21E-05	5.68E-06	1.066723	0.574042	-1.73333	29.21327
OE <sub>s</sub> M	0.012352	0.003219	-3.55E-06	5.78E-05	3.061647	0.928133	-0.55011	29.84235
OVE <sub>s</sub> M	0.01203	0.00136	-2.02E-05	7.62E-06	1.769624	0.757637	-1.49166	29.36147
OVÇE <sub>s</sub> M	0.012306	0.001372	-1.76E-05	7.67E-06	1.751024	0.759546	-1.51223	29.35643
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.011466	0.001237	-2.11E-05	5.81E-06	1.273794	0.638042	-1.65782	29.26036
OE <sub>cs</sub> M	0.015272	0.00306	1.88E-05	5.08E-05	2.219016	0.84819	-1.22482	29.55724
OVE <sub>cs</sub> M	0.012452	0.001328	-1.61E-05	7.04E-06	1.511072	0.75118	-1.64675	29.2936
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.012728	0.001346	-1.34E-05	7.15E-06	1.487883	0.751268	-1.66564	29.28626
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.01171	0.00125	-1.90E-05	5.89E-06	1.287466	0.659799	-1.67195	29.25019
OE <sub>y</sub> M	0.008173	0.003911	-3.37E-05	9.39E-05	3.401197	0.966667	0	30
OVE <sub>y</sub> M	0.011374	0.001403	-2.63E-05	8.34E-06	1.85694	0.733598	-1.34117	29.38866
OVÇE <sub>y</sub> M	0.011773	0.001384	-2.29E-05	7.96E-06	1.792069	0.735324	-1.39022	29.36238
OVÇBE <sub>y</sub> M	0.011415	0.001223	-2.31E-05	5.76E-06	1.169777	0.591184	-1.65961	29.23924
OE <sub>by</sub> M	0.021761	0.005663	0.000604	0.000284	1.95E-06	1.94E-07	-1.93333	29
OVE <sub>by</sub> M	0.012451	0.001249	-1.96E-05	6.07E-06	1.014347	0.587952	-1.77423	29.15666
OVÇE <sub>by</sub> M	0.012812	0.001271	-1.68E-05	6.24E-06	0.997476	0.598739	-1.79868	29.14356
OVÇBE <sub>by</sub> M	0.011468	0.001226	-2.21E-05	5.67E-06	1.067794	0.574417	-1.73333	29.21404
3-1-3-1-0-0-0-1	0.012791	0.001271	-1.66E-05	6.22E-06	1.02673	0.605227	-1.7854	29.15068
1-3-1-3-0-0-0-3	0.011011	0.001222	-2.38E-05	5.60E-06	1.047466	0.554737	-1.73333	29.21429
3-1-3-1-0-0-1-0	0.012476	0.001265	-1.72E-05	6.16E-06	1.219048	0.644752	-1.66646	29.2144
1-3-1-3-0-0-3-0	0.010726	0.001225	-2.60E-05	5.87E-06	1.243211	0.587173	-1.5972	29.28436
3-1-3-1-0-1-0-0	0.012762	0.001293	-1.35E-05	6.33E-06	1.213224	0.661681	-1.72309	29.21273
1-3-1-3-0-3-0-0	0.011345	0.001243	-2.09E-05	5.83E-06	1.295259	0.654854	-1.66667	29.263
3-1-3-1-1-0-0-0	0.012582	0.001278	-1.54E-05	6.23E-06	1.242984	0.658375	-1.68784	29.22206
1-3-1-3-3-0-0-0	0.011055	0.001231	-2.30E-05	5.76E-06	1.279744	0.627792	-1.64719	29.27153
3-1-3-1-0-0-0-0	0.012806	0.001272	-1.66E-05	6.23E-06	1.018153	0.603683	-1.78996	29.14824
1-3-1-3-0-0-0-0	0.011011	0.001222	-2.38E-05	5.60E-06	1.047466	0.554737	-1.73333	29.21429

Tablo 21’de veri seti 4 için ATY metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına

bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda  $OE_{BYM}$ ,  $OVE_{GS}$  ve  $OVÇE_{GS}$  en iyi performansı göstermiştir. Fakat  $OE_{BYM}$  tek hisse senedinden oluştuğu için riskli bir tercihtir. Eşit hisse senedi ağırlıklarından oluşmuş olan  $OE_{Y}$ , karşılaştırma matrisi EAM ile aynı SR değerine sahip iken diğer tüm modeller daha iyi performans göstermişlerdir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller klasik ortalama-varyans modellerine benzer performans göstermişlerdir. Modellere Gini-Simpson ve Shannon entropisi eklenmesi pozitif etki yaratmış ve performansları daha da yükselmiştir. Performans ölçütleri açısından model sıralamaları benzer gerçekleşmiştir. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre  $OE_{GS}$  modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin dahil olduğu tüm modeller EAM'dan daha iyi performans göstermişlerdir.

**Tablo 21:** Veri Seti 4 İçin ATY Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.119725	0.148354	0.120157	0.120204	0.168265	0.65124	0.041117	0
OVM	0.335394	0.475252	0.344441	0.343895	0.564986	0.913141	0.109072	0.008607
OVÇM	0.346666	0.488069	0.35612	0.355587	0.589212	0.937155	0.112271	0.008035
OVÇBM	0.322002	0.454657	0.331453	0.330793	0.544717	0.907821	0.106577	0.005013
$OE_sM$	0.185864	0.228925	0.186789	0.187027	0.278147	0.739082	0.063173	0.025039
$OVE_sM$	0.356866	0.487861	0.36749	0.36693	0.621732	0.96636	0.116471	0.010382
$OVÇE_sM$	0.362471	0.497743	0.373203	0.372642	0.632881	0.977417	0.11777	0.009618
$OVÇBE_sM$	0.336477	0.47697	0.347295	0.34651	0.579391	0.932569	0.111785	0.004449
$OE_{GS}M$	0.221159	0.279074	0.221047	0.221361	0.32076	0.742347	0.069921	0.052122
$OVE_{GS}M$	0.372548	0.519082	0.384862	0.384107	0.6594	0.997292	0.121863	0.009471
$OVÇE_{GS}M$	0.372045	0.518002	0.384389	0.38365	0.659334	0.998356	0.121897	0.007886
$OVÇBE_{GS}M$	0.338013	0.483953	0.348727	0.34795	0.580414	0.929418	0.111891	0.004696
$OE_YM$	0.119725	0.148354	0.120157	0.120204	0.168265	0.65124	0.041117	0
$OVE_YM$	0.332975	0.443336	0.341976	0.341662	0.575733	0.933312	0.109764	0.038306
$OVÇE_YM$	0.339115	0.455286	0.348661	0.34832	0.587723	0.937995	0.111962	0.027809
$OVÇBE_YM$	0.330407	0.464304	0.340542	0.339837	0.56485	0.924365	0.109526	0.005473
$OE_{BY}M$	0.437039	0.555239	0.441236	0.441433	0.754424	1.096326	0.12792	5.52E-08
$OVE_{BY}M$	0.331817	0.471453	0.340691	0.340164	0.557561	0.907681	0.108079	0.010511
$OVÇE_{BY}M$	0.346017	0.487608	0.355473	0.35494	0.588	0.935935	0.112139	0.008432
$OVÇBE_{BY}M$	0.322472	0.455527	0.331965	0.331293	0.545587	0.908135	0.1067	0.00454
3-1-3-1-0-0-1	0.344929	0.48752	0.354504	0.353944	0.586468	0.936268	0.112014	0.007987
1-3-1-3-0-0-3	0.313313	0.437223	0.322547	0.321904	0.52952	0.902066	0.104452	0.004703
3-1-3-1-0-0-1-0	0.35326	0.503539	0.364091	0.363371	0.609312	0.9552	0.1154	0.005254
1-3-1-3-0-0-3-0	0.332578	0.459159	0.343185	0.342457	0.575084	0.940306	0.110888	0.012708
3-1-3-1-0-1-0-0	0.350031	0.493065	0.360186	0.35956	0.599864	0.950152	0.113868	0.008115

1-3-1-3-0-3-0-0	0.33544	0.477914	0.346446	0.345634	0.578593	0.930476	0.111866	0.004352
3-1-3-1-1-0-0-0	0.349352	0.497555	0.359849	0.359176	0.6004	0.949673	0.114187	0.00755
1-3-1-3-3-0-0-0	0.333827	0.468236	0.344741	0.343942	0.576466	0.933828	0.111425	0.004336
3-1-3-1-0-0-0-0	0.345957	0.488388	0.355487	0.354927	0.587873	0.937074	0.112137	0.007484
1-3-1-3-0-0-0-0	0.313313	0.437223	0.322547	0.321904	0.52952	0.902066	0.104452	0.004703

#### 4.2.3. Polinomsal Hedef Programlama İle Çözüm

PHP ile çözümde ilk aşama ATY'deki ilk aşama ile aynı olup Tablo 12'deki değerlerin aynısı ortalama ideal değerler olarak elde edilmiştir.

Tablo 22'de veri seti 1 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin PHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında,  $OE_{BYM}$  en iyi çarpıklık ve ortalamaya sahip iken diğerlerinde en kötü değerlere sahip ve Shannon entropi değerinin 0 olması sadece tek bir hisse senedinden oluştuğunu göstermektedir.  $OVÇBE_{BYM}$  tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptir.  $OVÇBE_{BYM}$  ve  $OVÇBM$  tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptir. Genel olarak en fazla entropi sağlamada sıralama Yager entropi, Shannon Entropi, Gini-Simpson Entropi ve Bulanık Yager Entropi şeklinde gerçekleşmiştir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 22:** PHP Metodu ile Veri Seti 1 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.010586	0.007472	-0.00012	0.000179	3.044522	0.952381	0	21
OVM	0.013131	0.004841	-0.00017	7.27E-05	1.683649	0.778889	-1.36308	20.4709
OVÇM	0.012508	0.005019	-0.00015	8.03E-05	1.757642	0.780449	-1.26878	20.50179
OVÇBM	0.011125	0.004548	-0.00015	5.93E-05	1.690771	0.778515	-1.35944	20.50946
$OE_sM$	0.01755	0.008221	-0.00031	0.000252	2.667437	0.90281	-0.65591	20.81654
$OVE_sM$	0.01261	0.005281	-0.00018	8.88E-05	2.49057	0.888445	-0.90621	20.77656
$OVÇE_sM$	0.01182	0.005319	-0.00016	8.91E-05	2.514009	0.890614	-0.86235	20.79686
$OVÇBE_sM$	0.010794	0.004609	-0.00015	6.06E-05	1.95245	0.819676	-1.24972	20.60357
$OE_{csM}$	0.021344	0.009333	-0.00045	0.00035	2.001609	0.827831	-1.16674	20.59498
$OVE_{csM}$	0.013123	0.0051	-0.00017	8.21E-05	2.059502	0.852862	-1.15184	20.66225
$OVÇE_{csM}$	0.012444	0.00514	-0.00016	8.32E-05	2.106341	0.855981	-1.09391	20.68058
$OVÇBE_{csM}$	0.011163	0.004589	-0.00015	5.95E-05	1.800566	0.807698	-1.325	20.56543
$OE_{\gamma M}$	0.012344	0.00748	-0.00015	0.000186	2.993666	0.947663	-0.10987	20.98937
$OVE_{\gamma M}$	0.011059	0.006081	-0.00017	0.000122	2.761581	0.919499	-0.39908	20.88534
$OVÇE_{\gamma M}$	0.010503	0.006238	-0.00012	0.000126	2.781867	0.920155	-0.337	20.89709

OVÇBE <sub>Y</sub> M	0.01038	0.004564	-0.00014	5.97E-05	1.820482	0.795961	-1.23875	20.56058
OE <sub>BY</sub> M	0.028312	0.016084	0.000522	0.001142	7.23E-06	9.15E-07	-1.90476	20
OVE <sub>BY</sub> M	0.013038	0.004814	-0.00017	7.19E-05	1.76191	0.793173	-1.30953	20.51149
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.012661	0.004658	-0.00016	6.58E-05	1.648267	0.77156	-1.40011	20.47038
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.011111	0.004546	-0.00015	5.93E-05	1.70546	0.781784	-1.35211	20.52153
3-1-3-1-0-0-0-1	0.010795	0.00457	-0.00014	5.94E-05	1.672557	0.775136	-1.3746	20.49115
1-3-1-3-0-0-0-3	0.011062	0.006731	-0.00018	0.0002	1.672629	0.736477	-1.34396	20.46514
3-1-3-1-0-0-1-0	0.010308	0.004617	-0.00013	6.11E-05	1.851399	0.79893	-1.20083	20.55182
1-3-1-3-0-0-3-0	0.01039	0.00573	-0.00019	0.000117	2.124821	0.816073	-1.00854	20.63972
3-1-3-1-0-1-0-0	0.010677	0.004605	-0.00014	5.94E-05	1.805228	0.806348	-1.32804	20.54454
1-3-1-3-0-3-0-0	0.013187	0.005144	-0.00015	7.55E-05	1.632665	0.771244	-1.43771	20.44543
3-1-3-1-1-0-0-0	0.010476	0.004636	-0.00014	6.09E-05	1.957783	0.820798	-1.24282	20.59336
1-3-1-3-3-0-0-0	0.012079	0.005382	-0.00015	8.76E-05	2.02508	0.830709	-1.22426	20.59675
3-1-3-1-0-0-0-0	0.010836	0.004575	-0.00014	5.95E-05	1.65214	0.77107	-1.38283	20.47834
1-3-1-3-0-0-0-0	0.013442	0.00516	-0.00015	7.47E-05	1.561344	0.751558	-1.4653	20.42646

Tablo 23'te veri seti 1 için PHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, sadece tek bir hisse senedinden oluşan OE<sub>BY</sub>M, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda en iyi performansı göstermiştir. OE<sub>Y</sub>M, OVE<sub>Y</sub>M, OVÇE<sub>Y</sub>M ve (1-3-1-3-0-0-3-0) karşılaştırma portföy modeli olan EAM'ya göre SR değerleri açısından daha kötü performans göstermişlerdir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlarken OE<sub>GS</sub>M bu duruma bir istisna olmuştur. Yüksek dereceden momentleri içeren modellerde en yüksek performansı bulanık Yager entropi içeren (1-3-1-3-0-0-0-3) modeli göstermiştir. Performans ölçütlerinden SR, MADR, ASR, ASKR, SSR ve MSR benzer sıralamalara sahip iken FTR değerlerinden farklılaşmıştır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre yager entropiyi içeren (1-3-1-3-0-0-3-0) portföy modeli tüm modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Bulanık Yager Entropisi, Shannon Entropisi ve Gini Simpson Entropisinin dahil olduğu tüm modeller EAM'dan daha iyi performans gösterirken bu entropilere yüksek dereceden momentlerin katılımı performanslarını daha da arttırmıştır.

**Tablo 23:** Veri Seti 1 İçin PHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	-0.14205	-0.18202	-0.13966	-0.13965	-0.17601	0.407083	-0.06196	0
OVM	-0.08397	-0.11659	-0.08326	-0.08323	-0.10443	0.401457	-0.03077	0.092046
OVÇM	-0.04491	-0.06015	-0.04472	-0.04472	-0.05786	0.454813	-0.01669	2.18E-01
OVÇBM	-0.1064	-0.13648	-0.10539	-0.10538	-0.13116	0.424718	-0.04132	0.015363
OE <sub>S</sub> M	-0.07086	-0.10523	-0.06992	-0.06988	-0.09265	0.402295	-0.02914	3.58E-02
OVE <sub>S</sub> M	-0.13051	-0.17953	-0.12785	-0.12773	-0.1635	0.388472	-0.05573	4.58E-02
OVÇE <sub>S</sub> M	-0.12397	-0.16077	-0.12187	-0.12182	-0.15662	0.423028	-0.05326	0.100836
OVÇBE <sub>S</sub> M	-0.10604	-0.13694	-0.10492	-0.1049	-0.13188	0.427578	-0.0422	0.013019
OE <sub>CS</sub> M	-0.0055	-0.0083	-0.0055	-0.0055	-0.00749	0.448288	-0.00216	6.23E-02
OVE <sub>CS</sub> M	-0.10796	-0.14741	-0.10625	-0.10618	-0.13713	0.411385	-0.04431	0.131628
OVÇE <sub>CS</sub> M	-0.10554	-0.1428	-0.10397	-0.10391	-0.13416	0.419336	-0.04363	1.32E-01
OVÇBE <sub>CS</sub> M	-0.09806	-0.12608	-0.09709	-0.09707	-0.12272	0.436492	-0.03883	0.012807
OE <sub>Y</sub> M	-0.14259	-0.19642	-0.13951	-0.13939	-0.17798	0.37017	-0.06295	0.03333
OVE <sub>Y</sub> M	-0.18121	-0.243	-0.17624	-0.1761	-0.22246	0.376845	-0.08479	0.143137
OVÇE <sub>Y</sub> M	-0.17293	-0.22511	-0.16928	-0.16924	-0.20884	0.387917	-0.07625	0.109336
OVÇBE <sub>Y</sub> M	-0.10836	-0.13893	-0.10745	-0.10744	-0.13248	0.418195	-0.04162	0.016281
OE <sub>BY</sub> M	0.226956	0.302166	0.232487	0.232433	0.380067	0.797936	0.083126	3.66E-07
OVE <sub>BY</sub> M	-0.10599	-0.14677	-0.1049	-0.10485	-0.12923	0.386177	-0.03948	0.06625
OVÇE <sub>BY</sub> M	-0.13567	-0.1879	-0.13372	-0.13365	-0.16499	0.375553	-0.05343	0.037606
OVÇBE <sub>BY</sub> M	-0.10806	-0.13855	-0.10703	-0.10701	-0.1329	0.423178	-0.04192	0.015291
3-1-3-1-0-0-0-1	-0.12947	-0.16865	-0.12803	-0.12802	-0.15669	0.407565	-0.05093	0.016322
1-3-1-3-0-0-0-3	0.087564	0.1049	0.088258	0.088278	0.13558	0.705002	0.034899	6.47E-01
3-1-3-1-0-0-1-0	-0.12928	-0.16716	-0.12791	-0.1279	-0.15622	0.402332	-0.05078	1.69E-02
1-3-1-3-0-0-3-0	-0.25379	-0.32192	-0.24653	-0.24644	-0.28521	0.322178	-0.11324	0.39883
3-1-3-1-0-1-0-0	-0.11449	-0.14719	-0.11328	-0.11327	-0.14073	0.420471	-0.04551	0.014534
1-3-1-3-0-3-0-0	-0.18563	-0.25071	-0.18366	-0.18346	-0.20318	0.30691	-0.0664	0.278916
3-1-3-1-1-0-0-0	-0.12434	-0.16073	-0.1228	-0.12279	-0.1527	0.410225	-0.05039	0.014077
1-3-1-3-3-0-0-0	-0.21771	-0.28788	-0.2121	-0.2119	-0.25115	0.328454	-0.09413	0.363026
3-1-3-1-0-0-0-0	-0.13106	-0.17106	-0.12955	-0.12953	-0.15887	0.406601	-0.05185	1.69E-02
1-3-1-3-0-0-0-0	-0.09525	-0.12931	-0.09436	-0.09435	-0.11949	0.413148	-0.03839	0.251966

Tablo 24'te veri seti 2 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin PHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, OE<sub>BY</sub>M en iyi ortalamaya sahip iken varyans ve çarpıklık ve entropi değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde OVÇBE<sub>BY</sub>M en düşük varyansa sahip iken riski seven tipte ağırlıklandırılmış Yager entropi içeren (3-1-3-1-0-0-1-0) modeli tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptir. Bu durum istenmeyen bir durum olup PHP'de rastlanabilmektedir. OVÇBM ve OVÇBE<sub>BY</sub>M en yüksek çarpıklığa sahip olmuştur. OVÇBE<sub>BY</sub>M aynı zamanda tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa

sahiptir. Genel olarak momentlerle kullanımda en fazla entropi sağlamada Shannon Entropi öndeyken Yager entropi ve Gini-Simpson Entropi benzer performans göstermişlerdir. Bulanık Yager Entropi en düşük entropiyi sağlamış ve özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 24:** PHP Metodu ile Veri Seti 2 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.007674	0.003603	-6.50E-05	7.13E-05	2.484907	0.916667	0	12
OVM	0.008812	0.001367	-4.17E-05	7.90E-06	0.316939	0.170098	-1.66804	11.11275
OVÇM	0.00867	0.001355	-4.13E-05	7.78E-06	0.312516	0.156397	-1.66996	11.10202
OVÇBM	0.008261	0.001322	-4.05E-05	7.57E-06	0.324204	0.179672	-1.6673	11.11998
OE <sub>s</sub> M	0.008988	0.003495	-6.65E-05	6.51E-05	2.363211	0.898507	-0.36104	11.99665
OVE <sub>s</sub> M	0.008523	0.001575	-4.73E-05	1.10E-05	1.381394	0.575826	-1.13411	11.44012
OVÇE <sub>s</sub> M	0.00845	0.001524	-4.51E-05	1.03E-05	1.283109	0.54785	-1.19258	11.41427
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.008197	0.00135	-4.16E-05	7.96E-06	0.755065	0.347477	-1.5066	11.2435
OE <sub>cs</sub> M	0.009631	0.003486	-7.01E-05	6.32E-05	2.113343	0.868781	-0.63102	11.95287
OVE <sub>cs</sub> M	0.008476	0.00155	-4.60E-05	1.08E-05	1.166814	0.603574	-1.3099	11.49484
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.008417	0.00152	-4.46E-05	1.05E-05	1.123111	0.582636	-1.34865	11.46521
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.007877	0.00133	-4.18E-05	7.96E-06	0.68673	0.394082	-1.56401	11.26159
OE <sub>y</sub> M	0.008073	0.003526	-6.43E-05	6.78E-05	2.470021	0.914581	-0.06722	12
OVE <sub>y</sub> M	0.008667	0.001688	-4.80E-05	1.44E-05	1.284267	0.570348	-1.05817	11.4654
OVÇE <sub>y</sub> M	0.008668	0.001492	-4.38E-05	9.66E-06	1.050684	0.500521	-1.21081	11.37351
OVÇBE <sub>y</sub> M	0.008427	0.001343	-4.14E-05	7.85E-06	0.56542	0.291192	-1.50063	11.19962
OE <sub>by</sub> M	0.011428	0.004046	-8.98E-05	5.56E-05	0.299596	0.171505	-1.71738	11.13913
OVE <sub>by</sub> M	0.008824	0.001371	-4.18E-05	8.00E-06	0.391106	0.218171	-1.65235	11.14882
OVÇE <sub>by</sub> M	0.008667	0.001355	-4.14E-05	7.84E-06	0.395452	0.207329	-1.6347	11.13894
OVÇBE <sub>by</sub> M	0.008205	0.001318	-4.05E-05	7.56E-06	0.350621	0.199129	-1.66667	11.1348
3-1-3-1-0-0-0-1	0.008036	0.001388	-4.23E-05	8.79E-06	0.49956	0.293633	-1.63465	11.19816
1-3-1-3-0-0-0-3	0.008583	0.001632	-4.46E-05	1.44E-05	0.514041	0.281161	-1.62006	11.19625
3-1-3-1-0-0-1-0	0.008318	0.001421	-4.26E-05	1.00E-05	0.58392	0.288563	-1.51983	11.20943
1-3-1-3-0-0-3-0	0.008595	0.001674	-4.71E-05	1.44E-05	1.125297	0.526436	-1.17685	11.39801
3-1-3-1-0-1-0-0	0.007633	0.00131	-4.13E-05	7.77E-06	0.556628	0.362763	-1.66296	11.20222
1-3-1-3-0-3-0-0	0.008802	0.001499	-4.50E-05	9.80E-06	0.981744	0.509981	-1.36532	11.38578
3-1-3-1-1-0-0-0	0.007896	0.001434	-4.18E-05	1.05E-05	0.73221	0.360539	-1.5353	11.26726
1-3-1-3-3-0-0-0	0.008554	0.001651	-4.71E-05	1.42E-05	1.235371	0.527148	-1.19192	11.39945
3-1-3-1-0-0-0-0	0.008021	0.001537	-4.28E-05	1.39E-05	0.555857	0.285048	-1.54708	11.22905
1-3-1-3-0-0-0-0	0.009046	0.001426	-4.28E-05	8.55E-06	0.396707	0.238005	-1.67807	11.15805

Tablo 25'te veri seti 2 için PHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OVÇBE<sub>cs</sub>M ve (3-1-3-1-0-1-0-0) modeli en iyi performansı göstermiştir. OE<sub>y</sub>M,

OE<sub>S</sub>M, OE<sub>GS</sub>M ve OE<sub>BY</sub>M karşılaştırma portföy modeli olan EAM'dan SR değerleri açısından daha kötü performans göstermiştir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Modellere entropi eklenmesi pozitif etki yaratmış ve performansları daha da yükselmiştir. Performans ölçütleri benzer model sıralamalarına sahip olmuşlardır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre (1-3-1-3-0-0-3) ve OE<sub>BY</sub>M modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin birlikte dahil olduğu tüm modeller EAM'dan daha iyi performans göstermişlerdir. Bu durum birlikte uyumlarının güçlü ve etkin olduğunu göstermektedir.

**Tablo 25:** Veri Seti 2 İçin PHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.131011	0.165706	0.131178	0.131246	0.180278	0.642473	0.043514	0
OVM	0.228196	0.292637	0.232664	0.232652	0.370184	0.813249	0.079842	0.010396
OVÇM	0.234972	0.301831	0.23969	0.239688	0.383437	0.825763	0.0821	0.020407
OVÇBM	0.277332	0.351605	0.283566	0.283505	0.466561	0.89877	0.09409	0.0065
OE <sub>S</sub> M	0.102059	0.131226	0.101616	0.101647	0.12763	0.565906	0.031829	0.028723
OVE <sub>S</sub> M	0.263668	0.341392	0.271247	0.271034	0.459809	0.90272	0.094373	0.014077
OVÇE <sub>S</sub> M	0.270717	0.351596	0.27898	0.278707	0.477066	0.918535	0.097172	0.011756
OVÇBE <sub>S</sub> M	0.297463	0.379079	0.306109	0.305821	0.52255	0.957184	0.102503	0.005767
OE <sub>GS</sub> M	0.083367	0.106415	0.0829	0.082916	0.099878	0.531983	0.025455	0.04429
OVE <sub>GS</sub> M	0.293459	0.380038	0.30137	0.301214	0.513492	0.957467	0.100823	0.01701
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.300204	0.388056	0.309494	0.309265	0.53949	0.971206	0.105228	0.015298
OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.344339	0.442958	0.356176	0.355762	0.637462	1.055206	0.117607	0.006023
OE <sub>Y</sub> M	0.125881	0.158609	0.125823	0.125885	0.16925	0.625518	0.041101	0.020153
OVE <sub>Y</sub> M	0.224252	0.295206	0.22767	0.227562	0.345445	0.774388	0.074353	0.097768
OVÇE <sub>Y</sub> M	0.246774	0.32021	0.253941	0.25367	0.426893	0.883321	0.089685	0.010538
OVÇBE <sub>Y</sub> M	0.283746	0.361535	0.290967	0.290833	0.486024	0.915724	0.097363	0.000263
OE <sub>BY</sub> M	-0.06702	-0.08415	-0.06767	-0.06767	-0.0679	0.363073	-0.01954	0.136371
OVE <sub>BY</sub> M	0.231562	0.296915	0.236429	0.236405	0.380242	0.826139	0.081715	0.014918
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.240456	0.309139	0.245712	0.245686	0.397626	0.839298	0.084641	0.024207
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.284196	0.360008	0.290851	0.290769	0.482273	0.912901	0.096355	0.006373
3-1-3-1-0-0-0-1	0.132573	0.172527	0.13279	0.132746	0.174654	0.5976	0.040417	0.138594
1-3-1-3-0-0-0-3	0.354222	0.436911	0.363064	0.363955	0.661353	1.083372	0.119712	0.30532
3-1-3-1-0-0-1-0	0.275655	0.353048	0.281243	0.281154	0.453646	0.876747	0.091833	0.101657
1-3-1-3-0-0-3-0	0.232361	0.305413	0.238987	0.238706	0.396602	0.842035	0.085247	0.160376
3-1-3-1-0-1-0-0	0.358809	0.460406	0.370867	0.370408	0.664224	1.071571	0.120265	0.004907
1-3-1-3-0-3-0-0	0.248989	0.324611	0.25518	0.254981	0.416788	0.859516	0.087314	0.044347
3-1-3-1-1-0-0-0	0.315061	0.401532	0.324045	0.323746	0.555551	0.979228	0.10643	0.043703
1-3-1-3-3-0-0-0	0.258449	0.336557	0.265619	0.265352	0.442858	0.88692	0.091562	0.097095
3-1-3-1-0-0-0-0	0.362901	0.45717	0.372479	0.37298	0.665321	1.056003	0.120642	0.13388
1-3-1-3-0-0-0-0	0.151368	0.194628	0.153826	0.153813	0.23853	0.725957	0.057031	0.081165

Tablo 26'da veri seti 3 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin PHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında,  $OE_{BYM}$  en iyi ortalamaya sahip iken EAM ve  $OE_{\gamma M}$  ile varyans değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde  $OV\check{C}BE_{BYM}$  ve  $OV\check{C}BM$  en düşük varyansa sahip iken agresif tipte ağırlıklandırılmış Yager entropi içeren (3-1-3-1-0-0-1-0) modeli tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptir. Bu sonuç bir kez daha amaç fonksiyonu ağırlıklandırma problemine ışık tutmuştur. Tüm modeller içerisinde  $OV\check{C}E_{GS M}$ ,  $OV\check{C}E_{BYM}$  ve  $OV\check{C}M$  en yüksek çarpıklığa sahip olmuşlardır. Tüm modellerde  $OV\check{C}BM$  ve  $OV\check{C}BE_{BYM}$  en düşük basıklığa sahip olmuştur. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Shannon Entropi öndeyken onu Yager Entropisi ve Gini-Simpson Entropisi takip etmekte, Bulanık Yager Entropisi ise son sırada yer almaktadır. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 26:** PHP Metodu ile Veri Seti 3 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.007624	0.00397	-4.47E-05	8.94E-05	2.833213	0.941176	0	17
OVM	0.0093	0.001314	-3.46E-05	7.47E-06	0.578538	0.389976	-1.76471	16.13333
$OV\check{C}M$	0.009462	0.001338	-3.13E-05	8.09E-06	0.63964	0.447523	-1.76471	16.13333
$OV\check{C}BM$	0.009167	0.001306	-3.67E-05	7.25E-06	0.512248	0.330318	-1.76471	16.13333
$OE_s M$	0.009519	0.003538	-4.29E-05	6.84E-05	2.641583	0.917424	-0.47369	16.95012
$OV\check{C}E_s M$	0.009299	0.001515	-3.91E-05	1.05E-05	1.452419	0.633078	-1.3014	16.40376
$OV\check{C}E_{sM}$	0.00938	0.00151	-3.50E-05	1.08E-05	1.401373	0.63621	-1.36335	16.36128
$OV\check{C}BE_{sM}$	0.008973	0.001314	-3.67E-05	7.51E-06	0.798263	0.427105	-1.62493	16.21327
$OE_{GS M}$	0.010708	0.003287	-4.27E-05	5.65E-05	2.183406	0.869338	-0.89113	16.80544
$OV\check{C}E_{GS M}$	0.009474	0.0015	-3.56E-05	1.04E-05	1.26488	0.651472	-1.43316	16.38249
$OV\check{C}BE_{GS M}$	0.009506	0.001486	-3.13E-05	1.06E-05	1.179635	0.630678	-1.48598	16.32303
$OV\check{C}E_{sM}$	0.008928	0.001313	-3.50E-05	7.66E-06	0.792323	0.467409	-1.64892	16.21446
$OE_{\gamma M}$	0.007911	0.003906	-4.39E-05	8.62E-05	2.823469	0.940158	-0.04569	17
$OV\check{C}E_{\gamma M}$	0.009089	0.0015	-4.46E-05	9.75E-06	1.28851	0.54938	-1.19563	16.38914
$OV\check{C}BE_{\gamma M}$	0.009127	0.001474	-4.28E-05	9.50E-06	1.234163	0.540775	-1.24577	16.3808
$OE_{BYM}$	0.00883	0.001302	-3.77E-05	7.32E-06	0.690346	0.375611	-1.63198	16.20855
$OV\check{C}E_{BYM}$	0.013244	0.003888	-6.07E-05	4.30E-05	0.063249	0.035098	-1.8617	16.0233
$OV\check{C}BE_{BYM}$	0.0093	0.001314	-3.46E-05	7.47E-06	0.578538	0.389976	-1.76471	16.13333
$OV\check{C}E_{BYM}$	0.009462	0.001338	-3.13E-05	8.09E-06	0.63964	0.447523	-1.76471	16.13333
$OV\check{C}BE_{BYM}$	0.009167	0.001306	-3.67E-05	7.25E-06	0.512248	0.330318	-1.76471	16.13333
3-1-3-1-0-0-0-1	0.009236	0.001776	-3.65E-05	1.59E-05	0.949403	0.501544	-1.57969	16.27556
1-3-1-3-0-0-0-3	0.00915	0.001831	-4.35E-05	1.75E-05	1.110946	0.547647	-1.49167	16.34341



3-1-3-1-0-0-1-0	0.008878	0.001301	-3.68E-05	7.33E-06	0.687107	0.391808	-1.65347	16.19637
1-3-1-3-0-0-3-0	0.008894	0.001503	-4.43E-05	9.81E-06	1.240066	0.528531	-1.24094	16.3705
3-1-3-1-0-1-0-0	0.008928	0.001421	-3.46E-05	1.06E-05	0.893948	0.507903	-1.61016	16.25747
1-3-1-3-0-3-0-0	0.009806	0.001518	-3.57E-05	1.04E-05	1.009718	0.576839	-1.59904	16.28951
3-1-3-1-1-0-0-0	0.008825	0.001318	-3.67E-05	7.61E-06	0.796854	0.432722	-1.6291	16.21945
1-3-1-3-3-0-0-0	0.009369	0.001495	-3.99E-05	9.78E-06	1.289154	0.587628	-1.40933	16.36324
3-1-3-1-0-0-0-0	0.009215	0.001308	-3.59E-05	7.31E-06	0.541163	0.355912	-1.76471	16.13333
1-3-1-3-0-0-0-0	0.009526	0.001441	-3.20E-05	9.87E-06	0.777529	0.490264	-1.6899	16.18564

Tablo 27’de veri seti 3 için PHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OVÇBE<sub>CS</sub>M ve (1-3-1-3-0-0-0-0) modeli en iyi performansı göstermiştir. OE<sub>Y</sub>M, OE<sub>S</sub>M, OE<sub>CS</sub>M ve OE<sub>BY</sub>M karşılaştırma portföy modeli olan EAM’a göre SR açısından daha kötü performans göstermiştir. Diğer modeller ise daha iyi performans göstermiştir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Modellere entropi eklenmesi pozitif etki yaratmış ve performansları daha da yükselmiştir. Performans ölçütleri modelleri benzer şekilde sıralamışlardır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT’ye göre (1-3-1-3-0-0-0-1) ve (3-1-3-1-0-0-0-3) modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin dahil olduğu tüm modeller EAM’dan daha iyi performans göstermişlerdir.

**Tablo 27:** Veri Seti 3 İçin PHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.11841	0.146723	0.118836	0.118885	0.166549	0.651157	0.04084	
OVM	0.262132	0.350659	0.270735	0.270455	0.460591	0.881523	0.097252	0.009885
OVÇM	0.272969	0.371117	0.283465	0.28308	0.499166	0.924422	0.104868	0.012884
OVÇBM	0.263869	0.350996	0.271738	0.271505	0.454852	0.870473	0.095216	0.002134
OE <sub>S</sub> M	0.076044	0.098461	0.075963	0.075976	0.096757	0.544965	0.024801	0.032522
OVE <sub>S</sub> M	0.275108	0.363265	0.283695	0.283638	0.498196	0.961436	0.101084	0.013836
OVÇE <sub>S</sub> M	0.282224	0.374832	0.291694	0.291582	0.517705	0.976822	0.104478	0.012357
OVÇBE <sub>S</sub> M	0.295742	0.391845	0.306035	0.305652	0.531299	0.952763	0.106403	0.004412
OE <sub>CS</sub> M	0.069459	0.089566	0.069241	0.069251	0.08448	0.525371	0.021794	0.053991
OVE <sub>CS</sub> M	0.30991	0.406434	0.320368	0.320438	0.583981	1.052038	0.112337	0.015784
OVÇE <sub>CS</sub> M	0.313226	0.414657	0.325098	0.325011	0.601113	1.06188	0.115909	0.013546
OVÇBE <sub>CS</sub> M	0.317312	0.42339	0.329964	0.329401	0.588589	0.99991	0.115156	0.005426
OE <sub>Y</sub> M	0.109366	0.135777	0.109644	0.109685	0.151189	0.633834	0.037457	0.01491
OVE <sub>Y</sub> M	0.255055	0.328056	0.261948	0.261907	0.445461	0.908607	0.092577	0.014912
OVÇE <sub>Y</sub> M	0.240605	0.312456	0.246327	0.246291	0.406546	0.877212	0.086202	0.023678

OVÇBE <sub>Y</sub> M	0.289233	0.377893	0.298098	0.297827	0.507536	0.93114	0.10193	0.003534
OE <sub>BY</sub> M	-0.02349	-0.02997	-0.02355	-0.02355	-0.02518	0.406252	-0.0069	0.026798
OVE <sub>BY</sub> M	0.262132	0.350659	0.270735	0.270455	0.460591	0.881523	0.097252	0.009885
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.27297	0.371117	0.283465	0.28308	0.499166	0.924422	0.104868	0.012884
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.263869	0.350996	0.271738	0.271505	0.454852	0.870473	0.095216	0.002134
3-1-3-1-0-0-0-1	0.012003	0.016187	0.012018	0.012018	0.016759	0.52459	0.004782	0.420689
1-3-1-3-0-0-0-3	0.152714	0.196764	0.155414	0.1554	0.243882	0.741676	0.058828	0.440689
3-1-3-1-0-0-1-0	0.296212	0.390413	0.306202	0.305837	0.528086	0.939679	0.105646	0.01008
1-3-1-3-0-0-3-0	0.277692	0.358113	0.285707	0.285561	0.490903	0.967129	0.098619	0.11594
3-1-3-1-0-1-0-0	0.166218	0.234453	0.165092	0.16488	0.207049	0.560292	0.04498	0.0804
1-3-1-3-0-3-0-0	0.307103	0.40455	0.317267	0.31739	0.575048	1.036494	0.111547	0.118126
3-1-3-1-1-0-0-0	0.305312	0.401139	0.314918	0.314473	0.537455	0.955259	0.105307	0.068783
1-3-1-3-3-0-0-0	0.314624	0.418181	0.327194	0.32655	0.591191	1.045192	0.113976	0.103872
3-1-3-1-0-0-0-0	0.272339	0.363666	0.28115	0.280858	0.477309	0.891156	0.099141	0.003211
1-3-1-3-0-0-0-0	0.346977	0.476359	0.363326	0.362485	0.674662	1.089727	0.127647	0.186045

Tablo 28’de veri seti 4 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin PHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında, OE<sub>BY</sub>M en iyi ortalamaya ve çarpıklığa sahip iken varyans, basıklık ve entropi değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. OVÇBE<sub>Y</sub>M, tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahipken, OVÇBE<sub>BY</sub>M ise tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptir. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Shannon Entropi öndeyken onu Yager Entropi ve Gini-Simpson Entropi takip etmekte ve son sırada Bulanık Yager bulunmaktadır. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 28:** PHP Metodu ile Veri Seti 4 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.008173	0.003911	-3.37E-05	9.39E-05	3.401197	0.966667	0	30
OVM	0.012071	0.001406	-2.17E-05	1.04E-05	1.205629	0.612016	-1.64916	29.21865
OVÇM	0.012594	0.001383	-1.78E-05	9.86E-06	1.108246	0.615199	-1.72006	29.18194
OVÇBM	0.011473	0.001226	-2.21E-05	5.68E-06	1.066723	0.574042	-1.73333	29.21327
OE <sub>S</sub> M	0.012352	0.003219	-3.55E-06	5.78E-05	3.061647	0.928133	-0.55011	29.84235
OVE <sub>S</sub> M	0.011795	0.001479	-2.06E-05	1.13E-05	1.858872	0.769742	-1.41494	29.39674
OVÇE <sub>S</sub> M	0.012296	0.001379	-1.75E-05	7.77E-06	1.759971	0.760125	-1.50623	29.35838
OVÇBE <sub>S</sub> M	0.011466	0.001237	-2.11E-05	5.81E-06	1.273799	0.638042	-1.65782	29.26036
OE <sub>GS</sub> M	0.015272	0.00306	1.88E-05	5.08E-05	2.218891	0.848188	-1.22484	29.55724
OVE <sub>GS</sub> M	0.012389	0.001392	-1.65E-05	8.49E-06	1.580537	0.755394	-1.59468	29.31185
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.011972	0.001811	-1.73E-05	2.24E-05	1.851813	0.790937	-1.35681	29.41839
OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.01171	0.00125	-1.90E-05	5.89E-06	1.287467	0.6598	-1.67195	29.25019
OE <sub>Y</sub> M	0.009088	0.003732	-2.60E-05	8.56E-05	3.371422	0.964631	-0.07417	29.99192

OVE <sub>y</sub> M	0.011436	0.001384	-2.62E-05	8.08E-06	1.71114	0.717443	-1.37935	29.37197
OVÇE <sub>y</sub> M	0.011678	0.001559	-2.30E-05	1.47E-05	1.755736	0.737018	-1.32849	29.38725
OVÇBE <sub>y</sub> M	0.01142	0.001223	-2.31E-05	5.75E-06	1.162646	0.590743	-1.66153	29.23858
OE <sub>By</sub> M	0.020694	0.005497	0.000548	0.000267	0.293638	0.083907	-1.77369	29.08647
OVE <sub>By</sub> M	0.012451	0.001249	-1.96E-05	6.07E-06	1.014345	0.587952	-1.77423	29.15666
OVÇE <sub>By</sub> M	0.012812	0.001271	-1.68E-05	6.24E-06	0.997451	0.598736	-1.79869	29.14356
OVÇBE <sub>By</sub> M	0.011468	0.001226	-2.21E-05	5.67E-06	1.067793	0.574417	-1.73333	29.21404
3-1-3-1-0-0-0-1	0.011803	0.001414	-1.78E-05	8.40E-06	1.281464	0.633324	-1.65599	29.25432
1-3-1-3-0-0-0-3	0.009235	0.002658	-3.22E-05	4.44E-05	2.231446	0.835889	-1.20938	29.57309
3-1-3-1-0-0-1-0	0.011263	0.00124	-2.29E-05	5.86E-06	1.20434	0.603883	-1.65702	29.25069
1-3-1-3-0-0-3-0	0.010435	0.001825	-2.60E-05	2.38E-05	1.673951	0.700693	-1.38695	29.39005
3-1-3-1-0-1-0-0	0.011688	0.001256	-1.84E-05	5.90E-06	1.278152	0.66001	-1.69	29.2375
1-3-1-3-0-3-0-0	0.012029	0.001776	-1.80E-05	2.11E-05	1.321948	0.681271	-1.66653	29.24096
3-1-3-1-1-0-0-0	0.011406	0.00134	-2.23E-05	7.82E-06	1.325694	0.652865	-1.64655	29.26248
1-3-1-3-3-0-0-0	0.010929	0.001932	-2.60E-05	2.80E-05	1.597054	0.720055	-1.54462	29.33731
3-1-3-1-0-0-0-0	0.011414	0.001232	-2.19E-05	5.74E-06	1.098442	0.589122	-1.73333	29.21429
1-3-1-3-0-0-0-0	0.01207	0.00167	-1.61E-05	1.78E-05	1.181885	0.64613	-1.72493	29.19533

Tablo 29'da veri seti 4 için PHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OE<sub>By</sub>M ve OVE<sub>Gs</sub>M en iyi performansı göstermiştir. Tüm modeller SR'ye göre karşılaştırma portföyü olan EAM'dan daha iyi performans göstermişlerdir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller klasik ortalama-varyans modellerine benzer performans göstermişlerdir. Bulanık Yager entropili modellerin performansı diğer modellere göreli olarak yüksek çıkmıştır. Performans ölçütleri açısından model sıralamaları FTR dışında benzer gerçekleşmiştir. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre (1-3-1-3-0-0-3-0) modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin dahil olduğu tüm modeller EAM'dan daha iyi performans göstermişlerdir.

**Tablo 29:** Veri Seti 4 İçin PHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.119725	0.148354	0.120157	0.120204	0.168265	0.65124	0.041117	0
OVM	0.35102	0.498485	0.367178	0.366293	0.671098	1.054353	0.127143	0.163918
OVÇM	0.37133	0.532721	0.380798	0.380078	0.628194	0.969382	0.116673	0.086799
OVÇBM	0.322002	0.454658	0.331453	0.330793	0.544717	0.907821	0.106577	0.005013
OE <sub>s</sub> M	0.185864	0.228925	0.186789	0.187027	0.278147	0.739082	0.063173	0.025039
OVE <sub>s</sub> M	0.297567	0.409752	0.30629	0.305959	0.510107	0.879007	0.102402	0.088532
OVÇE <sub>s</sub> M	0.375525	0.505257	0.386019	0.385814	0.665458	1.009976	0.121445	0.020239
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.336477	0.47697	0.347295	0.34651	0.579391	0.932569	0.111785	0.004449
OE <sub>cs</sub> M	0.221146	0.279061	0.221033	0.221347	0.32073	0.742309	0.069915	0.052121
OVE <sub>cs</sub> M	0.404981	0.542977	0.416568	0.416052	0.724096	1.061988	0.127863	0.083636
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.134539	0.187443	0.133667	0.133629	0.164934	0.53742	0.038282	0.298777
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.338013	0.483953	0.348727	0.34795	0.580414	0.929418	0.111891	0.004697
OE <sub>v</sub> M	0.098847	0.121154	0.099095	0.099125	0.136016	0.629342	0.034162	0.029345
OVE <sub>v</sub> M	0.32839	0.447635	0.337554	0.336832	0.553037	0.895146	0.106892	0.094638
OVÇE <sub>v</sub> M	0.230524	0.311439	0.232214	0.23215	0.335566	0.710881	0.071968	0.167515
OVÇBE <sub>v</sub> M	0.330356	0.464363	0.340489	0.339785	0.564761	0.924328	0.109518	0.00527
OE <sub>by</sub> M	0.46901	0.595532	0.470138	0.470461	0.807861	1.15442	0.13303	0.173019
OVE <sub>by</sub> M	0.331817	0.471453	0.34069	0.340164	0.557561	0.907681	0.108079	0.010511
OVÇE <sub>by</sub> M	0.346017	0.487606	0.355472	0.354939	0.587998	0.935934	0.112139	0.008436
OVÇBE <sub>by</sub> M	0.322472	0.455528	0.331965	0.331294	0.545588	0.908137	0.106701	0.00454
3-1-3-1-0-0-0-1	0.183537	0.245853	0.186927	0.1869	0.29077	0.738099	0.067112	0.282683
1-3-1-3-0-0-0-3	0.181933	0.249937	0.180967	0.180835	0.23293	0.596123	0.051569	0.689301
3-1-3-1-0-0-1-0	0.334556	0.477493	0.345521	0.344876	0.581644	0.936582	0.112569	0.06559
1-3-1-3-0-0-3-0	0.276654	0.385685	0.283793	0.28292	0.442203	0.80418	0.089647	0.405792
3-1-3-1-0-1-0-0	0.337895	0.482472	0.348296	0.347562	0.578482	0.927381	0.111413	0.01148
1-3-1-3-0-3-0-0	0.203877	0.284409	0.201106	0.200805	0.255425	0.583412	0.054277	0.371716
3-1-3-1-1-0-0-0	0.401192	0.55056	0.41333	0.413358	0.729157	1.064635	0.129992	0.12049
1-3-1-3-3-0-0-0	0.273959	0.441143	0.286378	0.283489	0.429611	0.718153	0.08849	0.446983
3-1-3-1-0-0-0-0	0.310725	0.433871	0.319877	0.319346	0.528862	0.908866	0.104495	0.034444
1-3-1-3-0-0-0-0	0.28709	0.38481	0.29457	0.294307	0.483743	0.862766	0.097639	0.36591

#### 4.2.4. Değiştirilmiş Polinomsal Hedef Programlama İle Çözüm

DPHP ile çözümde ilk aşama ATY'deki ilk aşama ile aynı olup Tablo 13'teki değerlerin aynısı ortalama ideal değerler olarak elde edilmiştir.

Tablo 30'da veri seti 1 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin DPHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, OE<sub>by</sub>M en iyi çarpıklık ve ortalamaya sahip iken diğerlerinde en kötü değerlere sahip ve Shannon entropi değerinin 0 olması sadece tek bir hisse senedinden oluştuğunu göstermektedir. OVÇBE<sub>by</sub>M tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptir.

OVÇBE<sub>BYM</sub> ve OVÇBM tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptir. Genel olarak en fazla entropi sağlamada sıralama Yager entropi, Shannon Entropi, Gini-Simpson Entropi ve Bulanık Yager Entropi şeklinde gerçekleşmiştir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 30:** DPHP Metodu ile Veri Seti 1 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.010586	0.007472	-0.00012	0.000179	3.044522	0.952381	0	21
OVM	0.013131	0.00484	-0.00017	7.27E-05	1.683643	0.778888	-1.36331	20.4709
OVÇM	0.012618	0.004911	-0.00015	7.61E-05	1.693288	0.772249	-1.33222	20.47661
OVÇBM	0.011125	0.004548	-0.00015	5.93E-05	1.690771	0.778515	-1.35944	20.50946
OE <sub>s</sub> M	0.01755	0.008221	-0.00031	0.000252	2.667437	0.90281	-0.65591	20.81654
OVE <sub>s</sub> M	0.012526	0.005379	-0.00018	9.26E-05	2.514275	0.891047	-0.86862	20.78536
OVÇE <sub>s</sub> M	0.011838	0.005212	-0.00016	8.45E-05	2.490482	0.887801	-0.90205	20.78799
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.010794	0.004609	-0.00015	6.06E-05	1.95245	0.819676	-1.24972	20.60357
OE <sub>cs</sub> M	0.021344	0.009333	-0.00045	0.00035	2.001609	0.827831	-1.16674	20.59498
OVE <sub>cs</sub> M	0.013375	0.004861	-0.00018	7.26E-05	1.955273	0.842692	-1.26574	20.62921
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.0123	0.005256	-0.00016	8.79E-05	2.155508	0.861044	-1.03816	20.69742
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.011163	0.004589	-0.00015	5.95E-05	1.800566	0.807698	-1.325	20.56543
OE <sub>y</sub> M	0.012398	0.007486	-0.00015	0.000187	2.994125	0.947602	-0.11502	20.99071
OVE <sub>y</sub> M	0.01114	0.006039	-0.00017	0.000121	2.74908	0.917582	-0.41482	20.87944
OVÇE <sub>y</sub> M	0.010387	0.006446	-0.00012	0.000135	2.850648	0.92913	-0.26883	20.92618
OVÇBE <sub>y</sub> M	0.01038	0.004564	-0.00014	5.97E-05	1.82064	0.795984	-1.23871	20.56058
OE <sub>BY</sub> M	0.028312	0.016084	0.000522	0.001142	7.06E-06	8.87E-07	-1.90476	20
OVE <sub>BY</sub> M	0.013063	0.004815	-0.00017	7.19E-05	1.757464	0.79242	-1.31294	20.50985
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.012579	0.004762	-0.00015	6.98E-05	1.697433	0.777558	-1.35018	20.48931
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.011111	0.004546	-0.00015	5.93E-05	1.70546	0.781784	-1.35211	20.52153
3-1-3-1-0-0-0-1	0.013133	0.00537	-0.0001	8.69E-05	1.403681	0.724368	-1.55497	20.369
1-3-1-3-0-0-0-3	0.010541	0.00577	-0.00016	0.000105	1.701138	0.756275	-1.34591	20.48813
3-1-3-1-0-0-1-0	0.01228	0.005723	-5.71E-05	0.000106	1.62453	0.758065	-1.37114	20.44568
1-3-1-3-0-0-3-0	0.009158	0.004983	-0.00015	7.32E-05	2.150071	0.837823	-1.0025	20.65395
3-1-3-1-0-1-0-0	0.013128	0.005325	-9.75E-05	8.56E-05	1.484991	0.751431	-1.52837	20.39419
1-3-1-3-0-3-0-0	0.010312	0.004679	-0.00015	6.10E-05	1.839364	0.809293	-1.30335	20.5788
3-1-3-1-1-0-0-0	0.012781	0.005603	-0.0001	9.95E-05	1.646333	0.771661	-1.42882	20.44532
1-3-1-3-3-0-0-0	0.010183	0.005095	-0.00016	7.39E-05	2.0447	0.823127	-1.17473	20.60626
3-1-3-1-0-0-0-0	0.01281	0.005452	-7.96E-05	9.02E-05	1.402815	0.729458	-1.56502	20.3655
1-3-1-3-0-0-0-0	0.010581	0.004681	-0.00015	6.20E-05	1.731591	0.780089	-1.33439	20.52558

Tablo 31’de veri seti 1 için DPHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına

bakıldığında, sadece tek bir hisse senedinden oluşan  $OE_{BYM}$ , SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda en iyi performansı göstermiştir.  $OE_{YM}$ ,  $OVE_{YM}$ ,  $OVÇE_{YM}$ ,  $OVÇE_{SM}$ , (3-1-3-1-0-0-1-0), (3-1-3-1-1-0-0-0) ve (3-1-3-1-0-0-0-0) modelleri karşılaştırma portföy modeli olan EAM'ya göre SR değerleri açısından daha kötü performans göstermiştir. Performans ölçütlerinden SR, MADR, ASR, ASKR, SSR ve MSR benzer sıralamalara sahip iken FTR diğerlerinden farklılaşmıştır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre bulanık yager entropiyi içeren (1-3-1-3-0-0-0-3) portföy modeli tüm modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Bulanık Yager Entropisi ve Gini Simpson Entropisinin dahil olduğu tüm modeller EAM'dan daha iyi performans gösterirken bu entropilere yüksek dereceden momentlerin katılımı performanslarını daha da arttırmıştır.

**Tablo 31:** Veri Seti 1 İçin DPHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	-0.14205	-0.18202	-0.13966	-0.13965	-0.17601	0.407083	-0.06196	0
OVM	-0.08363	-0.11613	-0.08292	-0.08289	-0.10402	0.401675	-0.03063	0.091849
OVÇM	-0.06035	-0.08232	-0.05997	-0.05997	-0.07743	0.435241	-0.02287	0.154511
OVÇBM	-0.1064	-0.13648	-0.10539	-0.10538	-0.13116	0.424718	-0.04132	0.015363
OE <sub>s</sub> M	-0.07086	-0.10523	-0.06992	-0.06988	-0.09265	0.402295	-0.02914	0.035753
OVE <sub>s</sub> M	-0.11178	-0.15366	-0.10976	-0.10967	-0.14292	0.406596	-0.04762	0.083807
OVÇE <sub>s</sub> M	-0.15226	-0.20167	-0.14875	-0.1486	-0.1892	0.390452	-0.06752	0.061737
OVÇBE <sub>s</sub> M	-0.10604	-0.13694	-0.10492	-0.1049	-0.13188	0.427578	-0.0422	0.013019
OE <sub>cs</sub> M	-0.0055	-0.0083	-0.0055	-0.0055	-0.00749	0.448288	-0.00216	0.062346
OVE <sub>cs</sub> M	-0.10325	-0.14315	-0.10184	-0.10178	-0.12899	0.40031	-0.04071	0.021085
OVÇE <sub>cs</sub> M	-0.08539	-0.11403	-0.08443	-0.08441	-0.11037	0.443256	-0.03498	0.131669
OVÇBE <sub>cs</sub> M	-0.09806	-0.12608	-0.09709	-0.09707	-0.12272	0.436492	-0.03883	0.012807
OE <sub>v</sub> M	-0.14647	-0.20174	-0.14335	-0.14323	-0.18157	0.368094	-0.06411	0.02982
OVE <sub>v</sub> M	-0.21495	-0.29207	-0.20712	-0.20682	-0.26062	0.351389	-0.10759	0.124646
OVÇE <sub>v</sub> M	-0.20391	-0.27702	-0.1972	-0.19702	-0.24871	0.358647	-0.10049	0.119982
OVÇBE <sub>v</sub> M	-0.10819	-0.13867	-0.10728	-0.10727	-0.13225	0.418345	-0.04154	0.016343
OE <sub>By</sub> M	0.226956	0.302166	0.232487	0.232433	0.380067	0.797936	0.083126	3.75E-07
OVE <sub>By</sub> M	-0.10001	-0.13901	-0.09904	-0.099	-0.12229	0.388971	-0.03696	0.064009
OVÇE <sub>By</sub> M	-0.12795	-0.17573	-0.12587	-0.12581	-0.16077	0.395888	-0.05393	0.089158
OVÇBE <sub>By</sub> M	-0.10806	-0.13855	-0.10703	-0.10701	-0.1329	0.423178	-0.04192	0.015291
3-1-3-1-0-0-0-1	-0.13971	-0.18932	-0.13952	-0.13947	-0.15488	0.349243	-0.04639	0.172907
1-3-1-3-0-0-0-3	0.001038	0.001254	0.001038	0.001038	0.001256	0.501594	0.000342	0.569471
3-1-3-1-0-0-1-0	-0.2506	-0.34555	-0.24521	-0.2448	-0.271	0.279026	-0.09879	0.232123
1-3-1-3-0-0-3-0	-0.1251	-0.15529	-0.12408	-0.1241	-0.15119	0.426903	-0.04905	0.259856
3-1-3-1-0-1-0-0	-0.13201	-0.19005	-0.13083	-0.13074	-0.15114	0.330233	-0.04653	0.060955
1-3-1-3-0-3-0-0	-0.11403	-0.14614	-0.11283	-0.11282	-0.14061	0.426237	-0.04569	0.114774
3-1-3-1-1-0-0-0	-0.19539	-0.27726	-0.19095	-0.19062	-0.22384	0.304813	-0.07836	0.207823
1-3-1-3-3-0-0-0	-0.11595	-0.15075	-0.11427	-0.11423	-0.14511	0.415347	-0.0482	0.304599
3-1-3-1-0-0-0-0	-0.21681	-0.27817	-0.21483	-0.21494	-0.23603	0.325884	-0.08308	0.1068
1-3-1-3-0-0-0-0	-0.10916	-0.13662	-0.1083	-0.10831	-0.1326	0.42501	-0.04208	0.142895

Tablo 32'de veri seti 2 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin DPHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında, OE<sub>By</sub>M en iyi ortalamaya sahip iken EAM ile birlikte varyans değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. OVÇBE<sub>By</sub>M ve OVÇBM tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptirler. Tüm modeller içerisinde OVÇBE<sub>By</sub>M, OVÇM ve (3-1-3-1-0-0-0-1) modeli en yüksek çarpıklığa sahip olmuşlardır. OVÇBE<sub>By</sub>M tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptir. Genel olarak portföye en fazla entropi sağlamada Shannon Entropi öndeyken onu sırasıyla Yager entropi ve Gini-Simpson Entropi sonrasında ise Bulanık Yager Entropi takip etmektedir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek

dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 32:** DPHP Metodu ile Veri Seti 2 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.007674	0.003603	-6.50E-05	7.13E-05	2.484907	0.916667	0	12
OVM	0.008812	0.001367	-4.17E-05	7.90E-06	0.31694	0.170098	-1.66804	11.11275
OVÇM	0.00867	0.001355	-4.13E-05	7.78E-06	0.312516	0.156397	-1.66996	11.10202
OVÇBM	0.008261	0.001322	-4.05E-05	7.57E-06	0.324204	0.179672	-1.6673	11.11998
OE <sub>S</sub> M	0.008988	0.003495	-6.65E-05	6.51E-05	2.363211	0.898507	-0.36104	11.99665
OVE <sub>S</sub> M	0.008523	0.001575	-4.73E-05	1.10E-05	1.381394	0.575826	-1.13411	11.44012
OVÇE <sub>S</sub> M	0.00845	0.001524	-4.51E-05	1.03E-05	1.283109	0.54785	-1.19258	11.41427
OVÇBE <sub>S</sub> M	0.008197	0.00135	-4.16E-05	7.96E-06	0.755065	0.347477	-1.5066	11.2435
OE <sub>GS</sub> M	0.009631	0.003486	-7.01E-05	6.32E-05	2.113343	0.868781	-0.63102	11.95287
OVE <sub>GS</sub> M	0.008476	0.00155	-4.60E-05	1.08E-05	1.166814	0.603574	-1.3099	11.49484
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.008417	0.00152	-4.46E-05	1.05E-05	1.123111	0.582636	-1.34865	11.46521
OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.007877	0.00133	-4.18E-05	7.96E-06	0.68673	0.394082	-1.56401	11.26159
OE <sub>Y</sub> M	0.008068	0.003527	-6.42E-05	6.78E-05	2.470421	0.914633	-0.06649	12
OVE <sub>Y</sub> M	0.008667	0.001718	-4.87E-05	1.49E-05	1.324019	0.584011	-1.03067	11.48065
OVÇE <sub>Y</sub> M	0.008667	0.001492	-4.37E-05	9.67E-06	1.052072	0.500794	-1.21045	11.37373
OVÇBE <sub>Y</sub> M	0.008427	0.001343	-4.14E-05	7.85E-06	0.565434	0.291193	-1.50063	11.19962
OE <sub>BY</sub> M	0.011428	0.004046	-8.98E-05	5.56E-05	0.299597	0.171505	-1.71738	11.13913
OVE <sub>BY</sub> M	0.008824	0.001371	-4.18E-05	8.00E-06	0.391105	0.218171	-1.65235	11.14882
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.008667	0.001355	-4.14E-05	7.84E-06	0.395452	0.207329	-1.6347	11.13894
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.008205	0.001318	-4.05E-05	7.56E-06	0.350621	0.199129	-1.66667	11.1348
3-1-3-1-0-0-0-1	0.00865	0.001506	-3.87E-05	1.19E-05	0.329649	0.173045	-1.69313	11.11275
1-3-1-3-0-0-0-3	0.007947	0.001546	-4.04E-05	1.40E-05	0.575932	0.317052	-1.58877	11.24345
3-1-3-1-0-0-1-0	0.008688	0.001448	-4.17E-05	9.98E-06	0.513542	0.240992	-1.54446	11.17779
1-3-1-3-0-0-3-0	0.008208	0.001624	-4.38E-05	1.45E-05	0.925971	0.449878	-1.31806	11.33068
3-1-3-1-0-1-0-0	0.008774	0.001615	-4.18E-05	1.54E-05	0.661148	0.351421	-1.52547	11.25886
1-3-1-3-0-3-0-0	0.007585	0.001517	-4.48E-05	1.17E-05	0.881935	0.47928	-1.50307	11.29886
3-1-3-1-1-0-0-0	0.008589	0.001455	-4.13E-05	1.03E-05	0.609849	0.270325	-1.5245	11.19517
1-3-1-3-3-0-0-0	0.007642	0.00186	-4.72E-05	2.59E-05	1.066212	0.478225	-1.36985	11.36936
3-1-3-1-0-0-0-0	0.008624	0.001436	-4.21E-05	9.28E-06	0.194274	0.093996	-1.74805	11.05848
1-3-1-3-0-0-0-0	0.008229	0.001501	-3.90E-05	1.40E-05	0.500372	0.279825	-1.61705	11.21039

Tablo 33'te veri seti 2 için DPHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OVÇBE<sub>GS</sub>M modeli en iyi performansı göstermiştir. OE<sub>Y</sub>M, OE<sub>S</sub>M, OE<sub>GS</sub>M, OE<sub>BY</sub>M ve (3-1-3-1-0-1-0-0) karşılaştırma portföy modeli olan EAM'dan SR değerleri



açısından daha kötü performans göstermiştir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Modellere entropi eklenmesi tüm entropi fonksiyonları açısından pozitif etki yaratmış ve performansları daha da yükselmiştir. Performans ölçütleri benzer model sıralamalarına sahip olmuşlardır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre (3-1-3-1-0-0-0-1) modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin birlikte dahil olduğu tüm modeller EAM'dan daha iyi performans göstermişlerdir. Bu durum birlikte uyumlarının güçlü ve etkin olduğunu göstermektedir. Ayrıca entropi eklenmiş ve en az ortalama varyansa sahip modellerin tümünde performans artışı gözlenmesi entropinin genel olarak portföy seçimine yüksek pozitif etkisi iddiasının gerçekliğini ve varlığını güçlendirmekte ve temellendirmektedir.

**Tablo 33:** Veri Seti 2 için DPHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.131011	0.165706	0.131178	0.131246	0.180278	0.642473	0.043514	0
OVM	0.228196	0.292637	0.232664	0.232652	0.370184	0.813249	0.079842	0.010396
OVÇM	0.234972	0.301831	0.23969	0.239688	0.383437	0.825763	0.0821	0.020407
OVÇBM	0.277332	0.351605	0.283566	0.283505	0.466561	0.89877	0.09409	0.0065
OE <sub>s</sub> M	0.102059	0.131226	0.101616	0.101647	0.12763	0.565906	0.031829	0.028722
OVE <sub>s</sub> M	0.263668	0.341392	0.271247	0.271034	0.459809	0.90272	0.094373	0.014077
OVÇE <sub>s</sub> M	0.270717	0.351596	0.27898	0.278707	0.477066	0.918535	0.097172	0.011756
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.297463	0.379079	0.306109	0.305821	0.52255	0.957184	0.102503	0.005767
OE <sub>cs</sub> M	0.083367	0.106415	0.0829	0.082916	0.099878	0.531983	0.025455	0.04429
OVE <sub>cs</sub> M	0.293459	0.380038	0.30137	0.301214	0.513492	0.957467	0.100823	0.01701
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.300204	0.388056	0.309494	0.309265	0.53949	0.971206	0.105228	0.015298
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.344339	0.442958	0.356176	0.355762	0.637462	1.055206	0.117607	0.006023
OE <sub>v</sub> M	0.126095	0.158922	0.126032	0.126094	0.169462	0.625233	0.041135	0.020232
OVE <sub>v</sub> M	0.225329	0.295084	0.22918	0.229076	0.353075	0.785018	0.075981	0.09875
OVÇE <sub>v</sub> M	0.246652	0.32	0.253803	0.253533	0.426527	0.883099	0.089615	0.011739
OVÇBE <sub>v</sub> M	0.283748	0.361539	0.29097	0.290835	0.486028	0.915723	0.097364	0.000265
OE <sub>by</sub> M	-0.06702	-0.08415	-0.06767	-0.06767	-0.0679	0.363073	-0.01954	0.136371
OVE <sub>by</sub> M	0.231562	0.296915	0.236429	0.236405	0.380242	0.826139	0.081715	0.014918
OVÇE <sub>by</sub> M	0.240456	0.309139	0.245712	0.245686	0.397626	0.839298	0.084641	0.024207
OVÇBE <sub>by</sub> M	0.284196	0.360008	0.290851	0.290769	0.482273	0.912901	0.096355	0.006373
3-1-3-1-0-0-0-1	0.262004	0.350589	0.270199	0.269592	0.442949	0.852178	0.092136	0.227839
1-3-1-3-0-0-0-3	0.273474	0.349039	0.277619	0.277689	0.437852	0.850532	0.089217	0.178949
3-1-3-1-0-0-1-0	0.208765	0.262547	0.213043	0.213025	0.342294	0.811246	0.07559	0.087388
1-3-1-3-0-0-3-0	0.234499	0.318581	0.242294	0.242	0.414239	0.866449	0.0908	0.219648
3-1-3-1-0-1-0-0	0.095688	0.12126	0.096525	0.096529	0.140852	0.643206	0.035895	0.181055
1-3-1-3-0-3-0-0	0.308874	0.4395	0.332234	0.330009	0.729433	1.174156	0.156771	0.147611
3-1-3-1-1-0-0-0	0.306201	0.402041	0.314598	0.314127	0.521335	0.924296	0.102155	0.083438

1-3-1-3-3-0-0-0	0.217087	0.283617	0.217359	0.217277	0.305654	0.705758	0.065101	0.128252
3-1-3-1-0-0-0-0	0.245333	0.311912	0.249693	0.24985	0.402135	0.842143	0.084796	0.098526
1-3-1-3-0-0-0-0	0.115375	0.144927	0.11626	0.116272	0.166959	0.655411	0.040902	0.161392

Tablo 34'te veri seti 3 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin DPHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında,  $OE_{BYM}$  en iyi ortalamaya sahip iken EAM ve  $OE_{YM}$  ile varyans değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde  $OVÇBE_{YM}$ ,  $OVÇBE_{BYM}$ ,  $OVÇBM$  ve (1-3-1-3-0-0-0-0) modeli tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptirler. Tüm modeller içerisinde Bulanık Yager Entropili ve agresif ağırlıklandırılmış (3-1-3-1-0-0-0-1) modeli en yüksek çarpıklığa sahip olmuştur. Tüm modellerde  $OVÇBM$ ,  $OVÇBE_{BYM}$  ve (1-3-1-3-0-0-0-0) en düşük basıklığa sahip olmuştur. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Shannon Entropi öndeyken onu Yager Entropisi ve Gini-Simpson Entropisi takip etmekte, Bulanık Yager Entropisi ise son sırada yer almaktadır. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 34:** DPHP Metodu ile Veri Seti 3 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.007624	0.00397	-4.47E-05	8.94E-05	2.833213	0.941176	0	17
OVM	0.0093	0.001314	-3.46E-05	7.47E-06	0.578538	0.389976	-1.76471	16.13333
$OVÇM$	0.009462	0.001338	-3.13E-05	8.09E-06	0.63964	0.447523	-1.76471	16.13333
$OVÇBM$	0.009167	0.001306	-3.67E-05	7.25E-06	0.512248	0.330318	-1.76471	16.13333
$OE_{sM}$	0.009519	0.003538	-4.29E-05	6.84E-05	2.641583	0.917424	-0.47369	16.95012
$OVÇE_{sM}$	0.009299	0.001515	-3.91E-05	1.05E-05	1.452419	0.633078	-1.3014	16.40376
$OVÇBE_{sM}$	0.00938	0.00151	-3.50E-05	1.08E-05	1.401373	0.63621	-1.36335	16.36128
$OE_{GS}M$	0.010708	0.003287	-4.27E-05	5.65E-05	2.183405	0.869338	-0.89113	16.80544
$OVÇE_{GS}M$	0.009474	0.0015	-3.56E-05	1.04E-05	1.26488	0.651472	-1.43316	16.38249
$OVÇBE_{GS}M$	0.009506	0.001486	-3.13E-05	1.06E-05	1.179635	0.630678	-1.48598	16.32303
$OVÇBE_{GS}M$	0.008928	0.001313	-3.50E-05	7.66E-06	0.792323	0.467409	-1.64892	16.21446
$OE_{YM}$	0.007932	0.003901	-4.38E-05	8.59E-05	2.821146	0.939959	-0.04864	17
$OVÇE_{YM}$	0.009086	0.001501	-4.46E-05	9.76E-06	1.293145	0.550051	-1.1947	16.38967
$OVÇBE_{YM}$	0.009129	0.001474	-4.28E-05	9.50E-06	1.233242	0.540876	-1.24586	16.38082
$OE_{BY}M$	0.00883	0.001302	-3.77E-05	7.32E-06	0.690361	0.375613	-1.63198	16.20855
$OVÇE_{BY}M$	0.013244	0.003888	-6.07E-05	4.30E-05	0.06325	0.035098	-1.8617	16.0233
$OVBE_{BY}M$	0.0093	0.001314	-3.46E-05	7.47E-06	0.578538	0.389976	-1.76471	16.13333

OVÇE <sub>BYM</sub>	0.009462	0.001338	-3.13E-05	8.09E-06	0.63964	0.447523	-1.76471	16.13333
OVÇBE <sub>BYM</sub>	0.009167	0.001306	-3.67E-05	7.25E-06	0.512248	0.330318	-1.76471	16.13333
3-1-3-1-0-0-0-1	0.010473	0.002061	-1.33E-05	2.47E-05	0.816733	0.454508	-1.63545	16.22198
1-3-1-3-0-0-0-3	0.008817	0.001882	-4.33E-05	2.11E-05	1.061058	0.502774	-1.47717	16.34143
3-1-3-1-0-0-1-0	0.009836	0.001473	-1.86E-05	1.18E-05	0.695549	0.498872	-1.76229	16.1347
1-3-1-3-0-0-3-0	0.008865	0.001408	-4.20E-05	8.49E-06	0.978087	0.426826	-1.38203	16.2853
3-1-3-1-0-1-0-0	0.009825	0.001465	-1.91E-05	1.16E-05	0.692016	0.49887	-1.76471	16.13333
1-3-1-3-0-3-0-0	0.008372	0.001448	-3.75E-05	1.12E-05	1.025792	0.551484	-1.55718	16.30615
3-1-3-1-1-0-0-0	0.009582	0.001806	-2.29E-05	2.25E-05	0.946905	0.555835	-1.60028	16.24409
1-3-1-3-3-0-0-0	0.008602	0.001468	-4.16E-05	1.02E-05	1.169536	0.508401	-1.43195	16.34932
3-1-3-1-0-0-0-0	0.009563	0.001688	-2.03E-05	1.83E-05	0.877134	0.536377	-1.61446	16.2087
1-3-1-3-0-0-0-0	0.009027	0.001306	-3.76E-05	7.25E-06	0.512569	0.307321	-1.74411	16.14461

Tablo 35'te veri seti 3 için DPHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OVÇBE<sub>GS</sub>M, (3-1-3-1-1-0-0-0), (3-1-3-1-0-1-0-0) ve (3-1-3-1-1-0-1-0) modelleri en iyi performansı göstermiştir. OE<sub>V</sub>M, OE<sub>S</sub>M, OE<sub>GS</sub>M, OE<sub>BY</sub>M ve (3-1-3-1-0-0-0-1) karşılaştırma portföy modeli olan EAM'a göre SR açısından daha kötü performans göstermiştir. Diğer modeller ise daha iyi performans göstermiştir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Modellere entropi eklenmesi pozitif etki yaratmış ve performansları daha da yükselmiştir. Performans ölçütleri modelleri benzer şekilde sıralamışlardır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre (3-1-3-1-0-0-0-1) modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin dahil olduğu eşit ağırlıklı tüm modeller EAM'dan daha iyi performans göstermişlerdir.

**Tablo 35:** Veri Seti 3 İçin DPHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.11841	0.146723	0.118836	0.118885	0.166549	0.651157	0.04084	0
OVM	0.262132	0.350659	0.270735	0.270455	0.460591	0.881523	0.097252	0.009885
OVÇM	0.272969	0.371117	0.283465	0.28308	0.499166	0.924422	0.104868	0.012884
OVÇBM	0.263869	0.350996	0.271738	0.271505	0.454852	0.870473	0.095216	0.002134
OE <sub>S</sub> M	0.076044	0.098461	0.075963	0.075976	0.096757	0.544965	0.024801	0.032522
OVE <sub>S</sub> M	0.275108	0.363265	0.283695	0.283638	0.498196	0.961436	0.101084	0.013836
OVÇE <sub>S</sub> M	0.282224	0.374832	0.291694	0.291582	0.517705	0.976822	0.104478	0.012357
OVÇBE <sub>S</sub> M	0.295742	0.391845	0.306035	0.305652	0.531299	0.952763	0.106403	0.004412
OE <sub>GS</sub> M	0.069459	0.089566	0.069241	0.069251	0.08448	0.525371	0.021794	0.053991
OVE <sub>GS</sub> M	0.30991	0.406434	0.320368	0.320438	0.583981	1.052038	0.112337	0.015784
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.313226	0.414657	0.325098	0.325011	0.601113	1.06188	0.115909	0.013546

OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.317312	0.42339	0.329964	0.329401	0.588589	0.99991	0.115156	0.005426
OE <sub>Y</sub> M	0.105164	0.13042	0.105393	0.105429	0.144432	0.627424	0.035962	0.016734
OVE <sub>Y</sub> M	0.254874	0.328125	0.261732	0.261685	0.444314	0.90746	0.092358	0.015354
OVÇE <sub>Y</sub> M	0.240177	0.312063	0.245883	0.245845	0.405507	0.876247	0.086038	0.023268
OVÇBE <sub>Y</sub> M	0.289237	0.377899	0.298102	0.297831	0.507542	0.931141	0.101931	0.003535
OE <sub>BY</sub> M	-0.02349	-0.02997	-0.02355	-0.02355	-0.02518	0.406252	-0.0069	0.026797
OVE <sub>BY</sub> M	0.262132	0.350659	0.270735	0.270455	0.460591	0.881523	0.097252	0.009885
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.272969	0.371117	0.283465	0.28308	0.499166	0.924422	0.104868	0.012884
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.263869	0.350996	0.271738	0.271505	0.454852	0.870473	0.095216	0.002134
3-1-3-1-0-0-0-1	0.046307	0.056109	0.046171	0.046174	0.054785	0.516628	0.014549	0.52838
1-3-1-3-0-0-0-3	0.152686	0.191637	0.153839	0.153879	0.223474	0.676524	0.052003	0.373428
3-1-3-1-0-0-1-0	0.325941	0.457882	0.343407	0.342604	0.667202	1.099565	0.131552	0.015181
1-3-1-3-0-0-3-0	0.269028	0.34681	0.276345	0.276165	0.463668	0.918445	0.094689	0.073353
3-1-3-1-0-1-0-0	0.318595	0.446787	0.335139	0.334407	0.644785	1.079097	0.128447	0.00764
1-3-1-3-0-3-0-0	0.151667	0.210188	0.150762	0.150608	0.188728	0.550093	0.041398	0.106394
3-1-3-1-1-0-0-0	0.488467	0.712719	0.536658	0.533247	1.439611	1.871613	0.213085	0.251969
1-3-1-3-3-0-0-0	0.313371	0.403333	0.324111	0.324374	0.602577	1.048064	0.115085	0.161511
3-1-3-1-0-0-0-0	0.337883	0.471482	0.362413	0.361297	0.869812	1.344265	0.165443	0.168502
1-3-1-3-0-0-0-0	0.270886	0.354398	0.278484	0.278297	0.465154	0.883802	0.095824	0.034055

Tablo 36'da veri seti 4 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin DPHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında, OE<sub>BY</sub>M en iyi ortalamaya ve çarpıklığa sahip iken varyans, basıklık ve entropi değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. OVÇBE<sub>Y</sub>M, tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahipken, OVÇBE<sub>BY</sub>M ise tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptir. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Shannon Entropi öndeyken onu Yager Entropi ve Gini-Simpson Entropi takip etmekte ve son sırada Bulanık Yager bulunmaktadır. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 36:** DPHP Metodu ile Veri Seti 4 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.008173	0.003911	-3.37E-05	9.39E-05	3.401197	0.966667	0	30
OVM	0.01214	0.001404	-2.11E-05	1.04E-05	1.229863	0.624269	-1.64332	29.224
OVÇM	0.012612	0.001385	-1.76E-05	9.98E-06	1.099306	0.614595	-1.72241	29.18015
OVÇBM	0.011473	0.001226	-2.21E-05	5.68E-06	1.066723	0.574042	-1.73333	29.21327
OE <sub>S</sub> M	0.012352	0.003219	-3.55E-06	5.78E-05	3.061647	0.928133	-0.55011	29.84235
OVE <sub>S</sub> M	0.012005	0.001382	-2.04E-05	7.98E-06	1.803472	0.762961	-1.47219	29.37274

OVÇE <sub>S</sub> M	0.012076	0.001482	-1.79E-05	1.12E-05	1.833749	0.770009	-1.44237	29.38798
OVÇBE <sub>S</sub> M	0.011466	0.001237	-2.11E-05	5.81E-06	1.273798	0.638042	-1.65782	29.26036
OE <sub>GS</sub> M	0.015272	0.00306	1.88E-05	5.08E-05	2.218894	0.848188	-1.22484	29.55724
OVE <sub>GS</sub> M	0.012238	0.001428	-1.72E-05	9.21E-06	1.624749	0.76189	-1.56694	29.32737
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.012156	0.001702	-1.68E-05	1.87E-05	1.781812	0.783094	-1.42068	29.39123
OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.01171	0.00125	-1.90E-05	5.89E-06	1.287467	0.6598	-1.67195	29.25019
OE <sub>V</sub> M	0.009095	0.003731	-2.59E-05	8.55E-05	3.371496	0.964618	-0.07513	29.99164
OVE <sub>V</sub> M	0.011407	0.001398	-2.54E-05	8.50E-06	1.713543	0.714582	-1.3735	29.37312
OVÇE <sub>V</sub> M	0.011927	0.001403	-2.22E-05	8.77E-06	1.658383	0.725604	-1.42334	29.34879
OVÇBE <sub>V</sub> M	0.01142	0.001223	-2.31E-05	5.76E-06	1.162798	0.590756	-1.66139	29.2386
OE <sub>BY</sub> M	0.020686	0.005498	0.000548	0.000267	0.294022	0.083938	-1.77266	29.08674
OVE <sub>BY</sub> M	0.012451	0.001249	-1.96E-05	6.07E-06	1.014345	0.587952	-1.77423	29.15666
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.012812	0.001271	-1.68E-05	6.24E-06	0.997452	0.598736	-1.79869	29.14356
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.011468	0.001226	-2.21E-05	5.67E-06	1.067793	0.574417	-1.73333	29.21404
3-1-3-1-0-0-0-1	0.013766	0.001581	-1.65E-06	1.17E-05	1.176962	0.657262	-1.73771	29.18398
1-3-1-3-0-0-0-3	0.009066	0.002899	-5.14E-05	4.83E-05	2.549995	0.859897	-0.97968	29.69165
3-1-3-1-0-0-1-0	0.01417	0.001441	-2.60E-06	8.19E-06	1.199829	0.674261	-1.72602	29.18385
1-3-1-3-0-0-3-0	0.009904	0.001624	-3.29E-05	1.84E-05	1.39733	0.610755	-1.49588	29.33608
3-1-3-1-0-1-0-0	0.01421	0.001429	-2.97E-06	8.04E-06	1.153151	0.665771	-1.76282	29.16433
1-3-1-3-0-3-0-0	0.011185	0.001542	-2.56E-05	1.58E-05	1.411469	0.693465	-1.64386	29.29289
3-1-3-1-1-0-0-0	0.014219	0.001435	-2.41E-06	8.13E-06	1.193395	0.674377	-1.74471	29.17519
1-3-1-3-3-0-0-0	0.010161	0.001486	-3.02E-05	1.04E-05	1.485132	0.676148	-1.55908	29.32741
3-1-3-1-0-0-0-0	0.013999	0.001449	-4.47E-06	8.46E-06	1.079714	0.650571	-1.79602	29.14499
1-3-1-3-0-0-0-0	0.010895	0.001293	-2.54E-05	6.94E-06	1.115154	0.566148	-1.6999	29.23526

Tablo 37’de veri seti 4 için DPHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OE<sub>BY</sub>M ve (3-1-3-1-0-0-0-0) en iyi performansı göstermiştir. OE<sub>V</sub>M ve (1-3-1-3-0-0-3-0) hariç tüm modeller SR’ye göre karşılaştırma portföyü olan EAM’dan daha iyi performans göstermişlerdir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller klasik ortalama-varyans modellerine benzer performans göstermişlerdir. Bulanık Yager entropili modellerin performansı diğer modellere görece olarak yüksek çıkmıştır. Performans ölçütleri açısından model sıralamaları FTR dışında benzer gerçekleşmiştir. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT’ye göre (1-3-1-3-0-0-0-3) modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin dahil olduğu tüm eşit ağırlıklı modeller EAM’dan daha iyi performans göstermişlerdir.

**Tablo 37: Veri Seti 4 İçin DPHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri**

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.119725	0.148354	0.120157	0.120204	0.168265	0.65124	0.041117	0
OVM	0.364544	0.506593	0.377362	0.376484	0.656381	1.021849	0.120843	0.144137
OVÇM	0.374727	0.538365	0.384281	0.383509	0.633692	0.971089	0.117346	0.088085
OVÇBM	0.322002	0.454658	0.331453	0.330793	0.544717	0.907821	0.106577	0.004657
OE <sub>s</sub> M	0.185864	0.228925	0.186789	0.187027	0.278147	0.739082	0.063173	0.032876
OVE <sub>s</sub> M	0.361642	0.490483	0.371476	0.371128	0.629368	0.973996	0.1169	0.035653
OVÇE <sub>s</sub> M	0.408545	0.529463	0.418375	0.418684	0.738165	1.082711	0.128789	0.082462
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.336477	0.47697	0.347295	0.34651	0.579391	0.932569	0.111785	0.00514
OE <sub>cs</sub> M	0.221176	0.279094	0.221063	0.221377	0.320783	0.742363	0.069925	0.069213
OVE <sub>cs</sub> M	0.401114	0.540474	0.413095	0.413003	0.729091	1.068068	0.129269	0.088733
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.128236	0.179456	0.127491	0.127455	0.156824	0.529612	0.036578	0.255281
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.338013	0.483953	0.348727	0.34795	0.580414	0.929418	0.111891	0.005642
OE <sub>v</sub> M	0.098269	0.120552	0.098519	0.098549	0.135249	0.62858	0.033993	0.0243
OVE <sub>v</sub> M	0.305185	0.415126	0.312117	0.311607	0.497801	0.845613	0.098327	0.101031
OVÇE <sub>v</sub> M	0.285477	0.382359	0.29159	0.291496	0.469188	0.857315	0.095126	0.097579
OVÇBE <sub>v</sub> M	0.330394	0.464428	0.340529	0.339825	0.564833	0.9244	0.109528	0.005841
OE <sub>by</sub> M	0.469923	0.596095	0.470949	0.471293	0.809754	1.156314	0.133211	0.173537
OVE <sub>by</sub> M	0.331817	0.471453	0.34069	0.340164	0.557561	0.907681	0.108079	0.010579
OVÇE <sub>by</sub> M	0.346017	0.487606	0.355472	0.354939	0.587998	0.935934	0.112139	0.008179
OVÇBE <sub>by</sub> M	0.322472	0.455528	0.331965	0.331294	0.545588	0.908137	0.106701	0.004309
3-1-3-1-0-0-0-1	0.330212	0.44542	0.340741	0.340771	0.596073	0.970092	0.114897	0.224258
1-3-1-3-0-0-0-3	0.182308	0.233369	0.184439	0.184562	0.281871	0.760468	0.064485	0.493608
3-1-3-1-0-0-1-0	0.398147	0.520631	0.407403	0.407405	0.70368	1.046854	0.124781	0.051083
1-3-1-3-0-0-3-0	0.065312	0.092184	0.064584	0.064558	0.068485	0.408812	0.015686	0.265369
3-1-3-1-0-1-0-0	0.373953	0.497414	0.383785	0.383626	0.658266	1.011813	0.120175	0.036742
1-3-1-3-0-3-0-0	0.284617	0.391696	0.293574	0.2934	0.498822	0.895128	0.102408	0.193918
3-1-3-1-1-0-0-0	0.397965	0.533568	0.40815	0.407743	0.696981	1.021458	0.124673	0.024041
1-3-1-3-3-0-0-0	0.267341	0.36149	0.274393	0.274163	0.449607	0.871696	0.093065	0.26521
3-1-3-1-0-0-0-0	0.421143	0.573705	0.431171	0.430459	0.73002	1.031428	0.12842	0.080905
1-3-1-3-0-0-0-0	0.309277	0.4332	0.318238	0.317653	0.522032	0.903366	0.103378	0.095086

#### 4.2.5. Bulanık Hedef Programlama İle Çözüm

BHP ile çözümde ilk aşamada elde edilen ortalama ideal değerler ATY'deki ilk aşama ile aynı olup Tablo 13'teki değerlerin aynısı ortalama ideal değerler olarak elde edilmiştir. Ayrıca BHP için alt limit değerleri BHP yaklaşımında SP(1)- SP(5) çözümleri kullanılarak elde edilmiş ve Tablo 38'de verilmiştir.

**Tablo 38:** Amaç Fonksiyonları İçin Ortalama Alt Limit Değerler

Amaçlar	O <sup>-</sup>	V <sup>-</sup>	Ç <sup>-</sup>	B <sup>-</sup>	E <sub>s</sub> <sup>-</sup>	E <sub>GS</sub> <sup>-</sup>	E <sub>Y</sub> <sup>-</sup>	E <sub>BY</sub> <sup>-</sup>
Veri Seti 1	0.005726	0.016084	-0.00015	0.001231	3.23E-06	3.38E-07	-1.90476	20
Veri Seti 2	0.007376	0.004567	-0.0001	0.000186	5.34E-06	7.16E-07	-1.83333	11
Veri Seti 3	0.007517	0.005475	-6.3E-05	0.000296	2.04E-05	2.5E-06	-1.88235	16
Veri Seti 4	0.008173	0.008488	-3.5E-05	0.000723	6.67E-06	6.96E-07	-1.93333	29

Tablo 39'da veri seti 1 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin BHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında, OVÇM en iyi ortalamaya sahip iken varyans ve basıklık değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde OVÇBM en düşük varyans ve basıklığa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış Yager entropi içeren (1-3-1-3-0-0-3-0) modeli tüm modeller içerisinde en düşük varyans ve basıklığa sahiptir. Tüm modeller içerisinde (3-1-3-1-0-0-0-0) ve OVÇM en yüksek çarpıklığa sahip olmuşlardır. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Yager entropi önde gelmiş sonrasında onu Shannon Entropi, Bulanık Yager Entropi ve Gini-Simpson Entropi takip etmektedir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir.

**Tablo 39:** BHP Metodu ile Veri Seti 1 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.010586	0.007472	-0.00012	0.000179	3.044522	0.952381	0	21
OVM	0.019737	0.006917	-0.00026	0.000165	1.497399	0.74305	-1.49786	20.40097
OVÇM	0.023681	0.011958	0.000407	0.000791	0.650766	0.334442	-1.73285	20.15984
OVÇBM	0.014698	0.005222	-0.00015	8.35E-05	1.357447	0.717863	-1.58455	20.3479
OE <sub>s</sub> M	0.018199	0.008452	-0.00033	0.000271	2.558165	0.879949	-0.72331	20.76097
OVE <sub>s</sub> M	0.015863	0.006635	-0.00025	0.000154	2.674213	0.908452	-0.7062	20.85925
OVÇE <sub>s</sub> M	0.013609	0.006506	-0.00015	0.00014	2.798114	0.927444	-0.56416	20.93788
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.012248	0.006683	-0.0001	0.000147	2.808469	0.927663	-0.53477	20.92524
OE <sub>GS</sub> M	0.022524	0.009744	-0.00049	0.000385	1.757645	0.783658	-1.32888	20.49172
OVE <sub>GS</sub> M	0.017675	0.006352	-0.00028	0.000142	2.119848	0.86142	-1.1344	20.70274
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.014167	0.005968	-0.00014	0.000118	2.342048	0.888454	-0.94956	20.78951
OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.0131	0.005607	-0.00013	0.000101	2.2872	0.882149	-0.98401	20.7524
OE <sub>Y</sub> M	0.014198	0.007464	-0.0002	0.000194	2.874734	0.931789	-0.24588	20.91686
OVE <sub>Y</sub> M	0.013678	0.00733	-0.00019	0.000186	2.923233	0.937673	-0.21361	20.93464
OVÇE <sub>Y</sub> M	0.011713	0.007437	-0.00011	0.00018	3.003087	0.948725	-0.09798	20.99424
OVÇBE <sub>Y</sub> M	0.011318	0.007255	-0.0001	0.000169	3.007	0.949021	-0.11168	20.99569
OE <sub>BY</sub> M	0.016682	0.008617	-0.00027	0.000265	2.384432	0.907031	-0.95238	21
OVE <sub>BY</sub> M	0.015033	0.006512	-0.00025	0.000142	2.435988	0.910297	-0.91355	21

OVÇE <sub>BYM</sub>	0.013906	0.006373	-0.00014	0.000129	2.432627	0.910112	-0.91676	21
OVÇBE <sub>BYM</sub>	0.013358	0.006095	-0.00014	0.000116	2.420895	0.909819	-0.92044	21
3-1-3-1-0-0-0-1	0.014591	0.00886	9.90E-05	0.00031	2.145608	0.842907	-1.07919	20.82686
1-3-1-3-0-0-0-3	0.011199	0.005709	-0.00013	0.0001	2.493331	0.913008	-0.86844	21
3-1-3-1-0-0-1-0	0.014261	0.009638	0.000235	0.000395	2.038965	0.758984	-0.95109	20.59503
1-3-1-3-0-0-3-0	0.010225	0.006921	-0.00012	0.000153	2.990066	0.94703	-0.12305	20.98724
3-1-3-1-0-1-0-0	0.016059	0.010142	0.000269	0.000431	1.363307	0.69194	-1.53248	20.35201
1-3-1-3-0-3-0-0	0.011819	0.004953	-0.00015	7.27E-05	2.212054	0.875028	-1.08521	20.74349
3-1-3-1-1-0-0-0	0.016165	0.010437	0.000312	0.000478	1.589356	0.68491	-1.35932	20.43054
1-3-1-3-3-0-0-0	0.01099	0.005653	-0.00015	9.77E-05	2.771719	0.922166	-0.64613	20.91056
3-1-3-1-0-0-0-0	0.016965	0.01158	0.000424	0.000595	0.809014	0.480806	-1.72021	20.17596
1-3-1-3-0-0-0-0	0.012216	0.004619	-0.00015	6.33E-05	1.573292	0.753029	-1.43222	20.43326

Tablo 40'ta veri seti 1 için BHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, OVM, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda en iyi performansı göstermiştir. OVÇBEM'leri karşılaştırma portföy modeli olan EAM'ya göre SR değerleri açısından daha kötü performans göstermiştir. Performans ölçütlerinden SR, MADR, ASR, ASKR, SSR ve MSR benzer sıralamalara sahip iken FTR diğerlerinden farklılaşmıştır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre, OVÇE<sub>CSM</sub> tüm modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur.

**Tablo 40:** Veri Seti 1 İçin BHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	-0.14205	-0.18202	-0.13966	-0.13965	-0.17601	0.407083	-0.06196	
OVM	0.104729	0.146862	0.105578	0.105525	0.14492	0.552467	0.034332	0.016131
OVÇM	0.038447	0.054	0.038514	0.038513	0.049225	0.478781	0.012905	4.78E-06
OVÇBM	-0.11719	-0.16045	-0.11608	-0.11606	-0.14206	0.39749	-0.04457	8.87E-07
OE <sub>S</sub> M	-0.01582	-0.02369	-0.01579	-0.01579	-0.0201	0.415042	-0.0055	0.026872
OVE <sub>S</sub> M	-0.08492	-0.12558	-0.08348	-0.08342	-0.11164	0.390152	-0.03711	0.026213
OVÇE <sub>S</sub> M	-0.1737	-0.23439	-0.16817	-0.16793	-0.21823	0.373634	-0.08607	0.04183
OVÇBE <sub>S</sub> M	-0.15898	-0.22345	-0.15456	-0.15438	-0.20039	0.368591	-0.07643	0.065503
OE <sub>CS</sub> M	0.024205	0.036174	0.024294	0.024292	0.032587	0.465783	0.008704	0.041569
OVE <sub>CS</sub> M	-0.03768	-0.05798	-0.03738	-0.03737	-0.05135	0.419423	-0.01611	0.035697
OVÇE <sub>CS</sub> M	-0.22139	-0.28275	-0.21618	-0.21591	-0.24808	0.313647	-0.0914	0.143793
OVÇBE <sub>CS</sub> M	-0.17145	-0.21758	-0.16719	-0.16702	-0.20796	0.383366	-0.07647	0.084552
OE <sub>Y</sub> M	-0.12849	-0.18348	-0.1259	-0.12576	-0.16022	0.37321	-0.05391	0.022262
OVE <sub>Y</sub> M	-0.10494	-0.14917	-0.10319	-0.10312	-0.13471	0.399756	-0.04485	0.02784
OVÇE <sub>Y</sub> M	-0.17067	-0.23181	-0.16614	-0.16603	-0.21207	0.380311	-0.08069	0.091006
OVÇBE <sub>Y</sub> M	-0.1882	-0.25076	-0.18323	-0.18312	-0.22737	0.364108	-0.08663	0.060383
OE <sub>BY</sub> M	-0.14673	-0.20733	-0.14344	-0.14326	-0.17902	0.345816	-0.06247	0.069698



OE <sub>BY</sub> M	-0.17017	-0.23433	-0.16391	-0.16354	-0.21729	0.35719	-0.08913	0.031862
OVÇE <sub>BY</sub> M	-0.18339	-0.24746	-0.17697	-0.17667	-0.22988	0.36387	-0.09345	0.139663
OVÇBE <sub>BY</sub> M	-0.17035	-0.23	-0.16444	-0.16416	-0.21875	0.384828	-0.08903	0.026113
3-1-3-1-0-0-0-1	-0.20723	-0.25223	-0.20453	-0.20465	-0.23077	0.347265	-0.08324	3.04E-05
1-3-1-3-0-0-0-3	-0.17073	-0.21486	-0.16604	-0.16593	-0.21498	0.412343	-0.08251	0.019954
3-1-3-1-0-0-1-0	-0.17965	-0.21637	-0.17552	-0.17547	-0.21596	0.393299	-0.08079	0.030439
1-3-1-3-0-0-3-0	-0.14568	-0.18594	-0.14339	-0.14338	-0.17761	0.403086	-0.06202	0.038757
3-1-3-1-0-1-0-0	-0.06706	-0.0813	-0.06701	-0.06702	-0.07879	0.440359	-0.02382	1.75E-05
1-3-1-3-0-3-0-0	-0.14986	-0.19554	-0.14637	-0.14624	-0.18763	0.395606	-0.06717	0.017571
3-1-3-1-1-0-0-0	-0.12131	-0.15383	-0.1201	-0.12011	-0.14654	0.410913	-0.04843	0.057066
1-3-1-3-3-0-0-0	-0.14499	-0.1891	-0.1419	-0.14183	-0.18272	0.414113	-0.06579	0.0102
3-1-3-1-0-0-0-0	0.009256	0.011709	0.009264	0.009264	0.012273	0.530783	0.00343	0.048753
1-3-1-3-0-0-0-0	-0.11185	-0.15239	-0.11054	-0.1105	-0.13909	0.401964	-0.04392	0.02295

Tablo 41’de veri seti 2 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin BHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında, OE<sub>GS</sub>M en iyi ortalamaya sahip iken OE<sub>BY</sub>M, OE<sub>Y</sub>M, OE<sub>S</sub>M ve EAM ile varyans değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde OVÇBM en düşük varyansa sahip iken (1-3-1-3-0-0-0-0) modeli tüm modeller içerisinde en düşük varyansa sahiptir. Tüm modeller içerisinde (3-1-3-1-0-0-0-0) en yüksek çarpıklığa sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde OVÇBM en düşük basıklığa sahip iken (1-3-1-3-0-0-0-0) tüm modeller içerisinde en düşük basıklığa sahiptir. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Yager entropi ve Shannon Entropi öndeyken onları sırasıyla Bulanık Yager Entropi ve Gini-Simpson Entropi takip etmektedir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiştir. Ayrıca BHP ile Bulanık Yager Entropisinin modellerdeki uyumu artmış ve tüm modellerdeki amaç fonksiyon dağılımları birbirinden olumlu yönde ayrılmıştır.

**Tablo 41:** BHP Metodu ile Veri Seti 2 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.007674	0.003603	-6.50E-05	7.13E-05	2.484907	0.916667	0	12
OVM	0.009869	0.001818	-5.13E-05	1.28E-05	0.694834	0.458337	-1.6248	11.23116
OVÇM	0.009586	0.001875	-3.02E-05	2.56E-05	0.589331	0.383039	-1.64461	11.2035
OVÇBM	0.00948	0.001579	-4.69E-05	1.01E-05	0.600396	0.380831	-1.62942	11.21237
OE <sub>S</sub> M	0.009996	0.0035	-8.01E-05	5.74E-05	1.970846	0.813964	-0.7836	11.77603
OE <sub>S</sub> M	0.009574	0.002238	-6.06E-05	2.28E-05	1.749607	0.757212	-1.02104	11.65267
OVÇE <sub>S</sub> M	0.009444	0.002139	-5.26E-05	2.23E-05	1.698103	0.74374	-1.07541	11.64859
OVÇBE <sub>S</sub> M	0.009371	0.001909	-5.26E-05	1.65E-05	1.533809	0.682176	-1.16187	11.56809

OE <sub>es</sub> M	0.010315	0.003501	-8.08E-05	5.73E-05	1.62866	0.77215	-1.07535	11.70979
OVE <sub>es</sub> M	0.009895	0.002191	-5.82E-05	2.12E-05	1.385206	0.710512	-1.27557	11.53643
OVÇE <sub>es</sub> M	0.009778	0.002096	-4.92E-05	2.08E-05	1.25837	0.689408	-1.37679	11.50265
OVÇBE <sub>es</sub> M	0.009736	0.001932	-5.02E-05	1.65E-05	1.140645	0.648803	-1.42567	11.44895
OE <sub>y</sub> M	0.009463	0.003571	-7.50E-05	6.29E-05	2.162464	0.855196	-0.4281	11.84804
OVE <sub>y</sub> M	0.009005	0.002361	-6.10E-05	2.78E-05	1.979368	0.797048	-0.61444	11.73711
OVÇE <sub>y</sub> M	0.008992	0.002236	-5.63E-05	2.53E-05	1.889935	0.769358	-0.69183	11.69006
OVÇBE <sub>y</sub> M	0.009011	0.001933	-5.38E-05	1.75E-05	1.64057	0.685327	-0.87781	11.57331
OE <sub>By</sub> M	0.009738	0.003509	-6.33E-05	6.73E-05	1.791772	0.833334	-1	12
OVE <sub>By</sub> M	0.009698	0.002775	-6.33E-05	3.95E-05	1.721718	0.804553	-1.02534	11.90256
OVÇE <sub>By</sub> M	0.009609	0.002739	-5.36E-05	3.94E-05	1.697704	0.804973	-1.05668	11.89826
OVÇBE <sub>By</sub> M	0.009503	0.002033	-5.10E-05	1.97E-05	1.375849	0.6969	-1.23614	11.64775
3-1-3-1-0-0-0-1	0.010115	0.002665	-2.83E-05	4.56E-05	0.987973	0.547979	-1.45151	11.45451
1-3-1-3-0-0-0-3	0.008611	0.002058	-5.33E-05	1.92E-05	1.566825	0.772424	-1.14891	11.78737
3-1-3-1-0-0-1-0	0.009743	0.003262	4.22E-05	9.66E-05	0.532194	0.26292	-1.56899	11.17871
1-3-1-3-0-0-3-0	0.008537	0.00198	-5.19E-05	1.85E-05	1.84546	0.75537	-0.73333	11.66
3-1-3-1-0-1-0-0	0.009991	0.002696	-1.22E-05	5.51E-05	0.886264	0.545037	-1.55029	11.32231
1-3-1-3-0-3-0-0	0.008839	0.001797	-4.91E-05	1.45E-05	1.471465	0.701533	-1.15135	11.60765
3-1-3-1-1-0-0-0	0.009879	0.002979	1.58E-05	7.66E-05	0.767254	0.414146	-1.56278	11.27114
1-3-1-3-3-0-0-0	0.008667	0.001849	-5.20E-05	1.57E-05	1.738286	0.707933	-0.90965	11.59079
3-1-3-1-0-0-0-0	0.009791	0.003433	5.65E-05	1.09E-04	0.114216	0.075908	-1.79739	11.03896
1-3-1-3-0-0-0-0	0.008878	0.001378	-4.20E-05	8.03E-06	0.377354	0.198564	-1.64891	11.13355

Tablo 42’de veri seti 2 için BHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda (1-3-1-3-0-0-0-3) ve (1-3-1-3-0-0-3-0) modeli en iyi performansı göstermiştir. Eşit ağırlıklı yüksek dereceden momentlere ve entropiye sahip tüm modeller karşılaştırma portföyü EAM’dan SR açısından daha iyi performans göstermiştir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Modellere entropi eklenmesi pozitif etki yaratmış ve performansları daha da yükselmiştir. Performans ölçütleri benzer model sıralamalarına sahip olmuşlardır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT’ye göre (3-1-3-1-0-1-0-0) modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur.

**Tablo 42:** Veri Seti 2 İçin BHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.131011	0.165706	0.131178	0.131246	0.180278	0.642473	0.043514	0
OVM	0.080832	0.097145	0.080644	0.080658	0.100692	0.581064	0.02567	0.10582
OVÇM	0.140632	0.171892	0.141127	0.141207	0.199129	0.694565	0.047598	0.233242
OVÇBM	0.124196	0.157217	0.125301	0.125312	0.18091	0.674332	0.04423	0.082012
OE <sub>s</sub> M	0.030584	0.038897	0.030479	0.03048	0.033807	0.456275	0.009045	0.072464
OVE <sub>s</sub> M	0.125928	0.154832	0.125505	0.12556	0.162852	0.622128	0.03963	0.058435
OVÇE <sub>s</sub> M	0.148276	0.184308	0.148358	0.14844	0.203071	0.670546	0.048059	0.069675
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.168456	0.211788	0.169374	0.169448	0.242444	0.71864	0.055794	0.051482
OE <sub>cs</sub> M	0.007571	0.009424	0.007564	0.007564	0.008196	0.440449	0.002254	0.084007
OVE <sub>cs</sub> M	0.102288	0.123659	0.101786	0.101819	0.127082	0.588934	0.031827	0.056142
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.124921	0.152975	0.124412	0.124462	0.16	0.62412	0.038913	0.057401
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.14333	0.175053	0.143037	0.143099	0.189856	0.6631	0.045012	0.040155
OE <sub>v</sub> M	0.076937	0.09836	0.07643	0.07644	0.09004	0.51091	0.022968	0.049513
OVE <sub>v</sub> M	0.169586	0.214072	0.170198	0.170301	0.241562	0.700176	0.055686	0.089914
OVÇE <sub>v</sub> M	0.186296	0.228993	0.188363	0.188503	0.28977	0.778393	0.065376	0.092009
OVÇBE <sub>v</sub> M	0.194538	0.244541	0.197837	0.197873	0.312837	0.794748	0.069921	0.07258
OE <sub>by</sub> M	0.063182	0.079595	0.062928	0.062935	0.075016	0.515561	0.0194	0.037879
OVE <sub>by</sub> M	0.11558	0.14364	0.115168	0.115221	0.148682	0.608742	0.03677	0.084735
OVÇE <sub>by</sub> M	0.06989	0.087848	0.069803	0.069814	0.088034	0.55241	0.022862	0.100402
OVÇBE <sub>by</sub> M	0.173472	0.214885	0.17435	0.174456	0.251383	0.72353	0.057567	0.069636
3-1-3-1-0-0-0-1	0.016388	0.020658	0.016358	0.016358	0.017945	0.446576	0.004949	0.282263
1-3-1-3-0-0-0-3	0.251628	0.310745	0.250668	0.251087	0.364307	0.799417	0.077079	0.042328
3-1-3-1-0-0-1-0	0.008401	0.010328	0.008396	0.008396	0.009548	0.46788	0.002614	0.221853
1-3-1-3-0-0-3-0	0.260751	0.324763	0.265091	0.265344	0.432139	0.882938	0.088671	0.046969
3-1-3-1-0-1-0-0	0.026716	0.032118	0.026651	0.026652	0.030241	0.488016	0.008227	0.361038
1-3-1-3-0-3-0-0	0.239916	0.306389	0.242146	0.242286	0.369412	0.836209	0.077702	0.038686
3-1-3-1-1-0-0-0	-0.03009	-0.03652	-0.0302	-0.0302	-0.03204	0.41975	-0.00922	0.261873
1-3-1-3-3-0-0-0	0.245037	0.30593	0.24944	0.249551	0.404104	0.870255	0.084339	0.029854
3-1-3-1-0-0-0-0	0.005918	0.007187	0.005915	0.005915	0.006632	0.465035	0.001802	0.236225
1-3-1-3-0-0-0-0	0.217762	0.277425	0.222112	0.222097	0.354634	0.811686	0.07746	0.026604

Tablo 43'te veri seti 3 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin BHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında, OVM en iyi ortalamaya sahip olmuştur. Eşit ağırlıklı modellerde OVÇBE<sub>cs</sub>M en düşük varyans ve basıklığa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış (1-3-1-3-0-0-0-0) modeli tüm modeller içerisinde en düşük varyans ve basıklığa sahiptir. Tüm modeller içerisinde OVÇM en yüksek çarpıklığa sahip olmuştur. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Yager entropi ve Bulanık Yager Entropi öndeyken onları sırasıyla Shannon Entropi ve Gini-Simpson Entropi takip etmektedir.

**Tablo 43: BHP Metodu ile Veri Seti 3 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri**

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.007624	0.00397	-4.47E-05	8.94E-05	2.833213	0.941176	0	17
OVM	0.012068	0.002486	-3.31E-05	2.42E-05	0.807359	0.476668	-1.6704	16.22814
OVÇM	0.010897	0.002379	7.15E-05	5.44E-05	1.96E-05	2.72E-06	-1.88235	16
OVÇBM	0.011406	0.002376	3.59E-05	4.26E-05	0.378904	0.249417	-1.79462	16.08848
OE <sub>s</sub> M	0.011112	0.003301	-5.22E-05	5.03E-05	2.09299	0.813261	-0.95772	16.66112
OVE <sub>s</sub> M	0.010839	0.002369	-4.37E-05	2.60E-05	1.919778	0.805723	-1.17898	16.59365
OVÇE <sub>s</sub> M	0.010742	0.002463	-1.34E-05	3.69E-05	1.863296	0.776851	-1.14285	16.59299
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.010716	0.002159	-3.08E-05	2.36E-05	1.771746	0.774229	-1.24288	16.51606
OE <sub>cs</sub> M	0.011739	0.003147	-4.74E-05	4.56E-05	1.570161	0.754597	-1.34329	16.50907
OVE <sub>cs</sub> M	0.011219	0.002191	-4.37E-05	2.09E-05	1.449337	0.751215	-1.46488	16.44223
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.011113	0.002254	-2.61E-05	2.69E-05	1.510152	0.751251	-1.38682	16.48842
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.011051	0.00204	-3.48E-05	1.91E-05	1.394157	0.729569	-1.46836	16.41113
OE <sub>y</sub> M	0.01035	0.003519	-5.51E-05	5.76E-05	2.310316	0.845731	-0.56521	16.74651
OVE <sub>y</sub> M	0.010405	0.002736	-4.61E-05	3.58E-05	2.130938	0.813235	-0.78504	16.6803
OVÇE <sub>y</sub> M	0.010097	0.002718	1.59E-05	5.47E-05	1.905071	0.723777	-0.87684	16.56979
OVÇBE <sub>y</sub> M	0.010232	0.002498	-4.63E-06	4.13E-05	1.933557	0.757915	-0.94392	16.5946
OE <sub>By</sub> M	0.010116	0.003449	-3.39E-05	6.75E-05	2.180901	0.885814	-0.94118	17
OVE <sub>By</sub> M	0.010201	0.002717	-3.57E-05	4.02E-05	2.042558	0.863948	-1.06406	16.90116
OVÇE <sub>By</sub> M	0.010298	0.002773	-9.64E-06	4.88E-05	1.965736	0.847997	-1.11351	16.86127
OVÇBE <sub>By</sub> M	0.010374	0.002555	-2.33E-05	3.84E-05	1.892804	0.828481	-1.15329	16.81061
3-1-3-1-0-0-0-1	0.011788	0.002725	3.01E-05	4.96E-05	0.521627	0.280216	-1.70548	16.19229
1-3-1-3-0-0-0-3	0.009455	0.002324	-4.53E-05	2.60E-05	2.043849	0.862079	-1.05745	16.88186
3-1-3-1-0-0-1-0	0.011436	0.002863	5.37E-05	6.87E-05	0.58386	0.236551	-1.62378	16.14942
1-3-1-3-0-0-3-0	0.008867	0.002119	-4.60E-05	2.26E-05	2.153476	0.803993	-0.69238	16.67652
3-1-3-1-0-1-0-0	0.011951	0.002815	1.53E-05	4.99E-05	0.710988	0.470507	-1.72591	16.16011
1-3-1-3-0-3-0-0	0.010083	0.001834	-3.99E-05	1.54E-05	1.635021	0.765988	-1.29386	16.52792
3-1-3-1-1-0-0-0	0.011971	0.002996	3.80E-05	6.59E-05	0.567108	0.294535	-1.70538	16.15051
1-3-1-3-3-0-0-0	0.009471	0.001987	-4.18E-05	1.94E-05	2.068877	0.805006	-0.97895	16.6454
3-1-3-1-0-0-0-0	0.011626	0.003317	9.11E-05	1.04E-04	9.46E-05	1.66E-05	-1.88234	16.00001
1-3-1-3-0-0-0-0	0.009567	0.00136	-3.00E-05	8.52E-06	0.686474	0.471056	-1.74923	16.1421

Tablo 44'te veri seti 3 için BHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OVÇM modeli en iyi performansı göstermiştir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller diğer modellere üstünlük sağlamıştır. Modellere entropinin eklenmesi olumsuz etki yaratmıştır. Performans ölçütleri benzer model sıralamalarına sahip olmuşlardır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre (3-1-3-1-0-0-1-0) modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin dahil

olduğu tüm eşit ağırlıklı modeller EAM'dan daha iyi performans göstermişlerdir. Bu durumun istisnası Bulanık Yager Entropisi olmuştur.

**Tablo 44:** Veri Seti 3 İçin BHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.11841	0.146723	0.118836	0.118885	0.166549	0.651157	0.04084	0
OVM	0.088979	0.115835	0.088247	0.088252	0.102781	0.506199	0.025625	0.142076
OVÇM	0.296698	0.377522	0.302564	0.303146	0.518011	0.97467	0.101855	1.66E-06
OVÇBM	0.275563	0.354441	0.277168	0.27769	0.433221	0.87555	0.088047	0.071568
OE <sub>s</sub> M	0.050913	0.066556	0.050737	0.050739	0.059187	0.482307	0.015414	0.060566
OVE <sub>s</sub> M	0.120689	0.153011	0.119961	0.120014	0.151456	0.5913	0.037192	0.050779
OVÇE <sub>s</sub> M	0.126478	0.158337	0.125943	0.12601	0.163619	0.611804	0.039866	0.057481
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.152813	0.191479	0.152135	0.152252	0.202512	0.645579	0.048	0.044506
OE <sub>GS</sub> M	0.059532	0.07698	0.059282	0.059285	0.069111	0.491035	0.017796	0.072491
OVE <sub>GS</sub> M	0.143984	0.181954	0.143045	0.143139	0.185136	0.626559	0.044387	0.039801
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.138955	0.174551	0.138231	0.138314	0.179824	0.625071	0.043233	0.050869
OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.163861	0.206581	0.162991	0.163135	0.21782	0.657912	0.051077	0.036041
OE <sub>y</sub> M	0.044053	0.057374	0.043953	0.043955	0.052212	0.484881	0.013685	0.031119
OVE <sub>y</sub> M	0.097531	0.122911	0.096893	0.096916	0.117766	0.554013	0.029513	0.113922
OVÇE <sub>y</sub> M	0.179622	0.216631	0.179069	0.179313	0.251437	0.70447	0.057756	0.059323
OVÇBE <sub>y</sub> M	0.180356	0.220424	0.179441	0.179655	0.246299	0.682966	0.056587	0.112849
OE <sub>BY</sub> M	0.082836	0.106235	0.082814	0.082831	0.107395	0.568922	0.027441	0.042781
OVE <sub>BY</sub> M	0.094499	0.117219	0.094397	0.094427	0.123188	0.588738	0.031134	0.050775
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.063631	0.07762	0.063612	0.063622	0.082287	0.568386	0.02149	0.032793
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.061113	0.07527	0.061014	0.061023	0.076571	0.544231	0.020027	0.073276
3-1-3-1-0-0-0-1	0.251845	0.305966	0.252771	0.253563	0.403545	0.891915	0.084034	0.157475
1-3-1-3-0-0-0-3	0.171101	0.218557	0.171337	0.171492	0.241429	0.688199	0.056018	0.018472
3-1-3-1-0-0-1-0	0.207361	0.250487	0.209198	0.209619	0.335994	0.860235	0.073524	0.251446
1-3-1-3-0-0-3-0	0.205861	0.249561	0.209289	0.209482	0.344235	0.858836	0.075257	0.041762
3-1-3-1-0-1-0-0	0.028941	0.037065	0.028823	0.028823	0.031014	0.438113	0.008342	0.153584
1-3-1-3-0-3-0-0	0.230652	0.284208	0.231427	0.231857	0.350439	0.812835	0.075387	0.022647
3-1-3-1-1-0-0-0	-0.02096	-0.0268	-0.021	-0.021	-0.02287	0.414161	-0.00616	0.249388
1-3-1-3-3-0-0-0	0.209464	0.258412	0.21129	0.211562	0.326263	0.807495	0.07149	0.015749
3-1-3-1-0-0-0-0	0.107498	0.13601	0.108315	0.108344	0.159394	0.672909	0.039905	0.227277
1-3-1-3-0-0-0-0	0.276977	0.37911	0.288526	0.288106	0.521213	0.954856	0.109369	0.020659

Tablo 45'te veri seti 4 için elde edilmiş tüm portföy modellerinin BHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile çözümünü sonucunda ortaya çıkan ortalama amaç fonksiyon değerleri verilmiştir. Sonuçlara bakıldığında, OVÇM, OVÇBM, (3-1-3-1-0-0-0-1) ve (3-1-3-1-0-1-0-0) en iyi ortalamaya sahip iken OVÇE<sub>y</sub>M ile varyans değerlerinde en kötü değerlere sahip olmuşlardır. Eşit ağırlıklı modellerde OVE<sub>GS</sub>M en düşük varyans ve basıklığa sahip iken muhafazakar tipte ağırlıklandırılmış (1-3-1-3-0-0-0-0) modeli tüm modeller içerisinde en düşük varyans ve basıklığa sahiptir.

Tüm modeller içerisinde OVÇM ve OVÇBM en yüksek çarpıklığa sahip olmuşlardır. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Yager entropi ve Bulanık Yager Entropi öndeyken onları sırasıyla Shannon Entropi ve Gini-Simpson Entropi ve takip etmektedir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiş ve entropi değerleri açısından belirli bir standartı korumuştur. Veri seti 4'de yer alan bir hisse senedinin ekstrem çarpıklık değerinden en az şekilde etkilenmiştir.

**Tablo 45:** BHP Metodu ile Veri Seti 4 İçin Portföylerin Ortalama Amaç Fonksiyonu Değerleri

	Ortalama	Varyans	Çarpıklık	Basıklık	Shannon	Gini-Simpson	Yager	B. Yager
EAM	0.008173	0.003911	-3.37E-05	9.39E-05	3.401197	0.966667	0	30
OVM	0.018678	0.002488	8.63E-05	3.55E-05	0.689848	0.496705	-1.86667	29.07143
OVÇM	0.021761	0.005663	6.04E-04	2.84E-04	0.000249	3.26E-05	-1.9333	29.00002
OVÇBM	0.021761	0.005663	6.04E-04	2.84E-04	3.10E-05	3.61E-06	-1.93333	29
OE <sub>s</sub> M	0.015534	0.003109	5.98E-05	4.80E-05	2.404363	0.79515	-0.99851	29.58602
OVE <sub>s</sub> M	0.01481	0.002394	1.66E-05	2.73E-05	2.424969	0.831722	-1.04713	29.55876
OVÇE <sub>s</sub> M	0.020894	0.00531	5.26E-04	2.45E-04	0.390235	0.109251	-1.79523	29.07729
OVÇBE <sub>s</sub> M	0.016893	0.002999	1.14E-04	5.27E-05	1.938241	0.675728	-1.22776	29.42401
OE <sub>cs</sub> M	0.017132	0.003047	6.30E-05	4.96E-05	1.604747	0.742287	-1.54892	29.34492
OVE <sub>cs</sub> M	0.016045	0.002126	2.04E-05	2.16E-05	1.648985	0.763201	-1.54118	29.3726
OVÇE <sub>cs</sub> M	0.016535	0.003161	1.12E-04	6.32E-05	1.69175	0.670994	-1.30876	29.41056
OVÇBE <sub>cs</sub> M	0.016933	0.002444	6.52E-05	3.34E-05	1.513469	0.696593	-1.51105	29.3336
OE <sub>y</sub> M	0.011714	0.003268	-5.71E-06	5.77E-05	3.105099	0.932104	-0.34438	29.85122
OVE <sub>y</sub> M	0.012892	0.00297	7.91E-06	4.32E-05	2.892618	0.895937	-0.5231	29.76231
OVÇE <sub>y</sub> M	0.021051	0.005301	5.33E-04	2.46E-04	0.304199	0.095654	-1.82575	29.05763
OVÇBE <sub>y</sub> M	0.016533	0.003248	1.32E-04	6.01E-05	2.027799	0.673323	-1.05123	29.47255
OE <sub>by</sub> M	0.011413	0.003643	-2.32E-05	8.61E-05	2.708323	0.933337	-0.99994	30
OVE <sub>by</sub> M	0.013084	0.002661	-1.24E-05	3.58E-05	2.470912	0.901375	-1.12938	29.83865
OVÇE <sub>by</sub> M	0.016379	0.003371	1.47E-04	7.79E-05	2.042165	0.662239	-1.10933	29.49513
OVÇBE <sub>by</sub> M	0.016853	0.002942	1.14E-04	5.05E-05	1.616116	0.682664	-1.44611	29.4995
3-1-3-1-0-0-0-1	0.02176	0.005663	6.04E-04	2.84E-04	0.000399	5.59E-05	-1.93328	29.00003
1-3-1-3-0-0-0-3	0.010196	0.002657	-3.22E-05	3.83E-05	2.736102	0.934573	-0.97378	30
3-1-3-1-0-0-1-0	0.021384	0.005557	5.78E-04	2.74E-04	0.125308	0.038071	-1.87521	29.03121
1-3-1-3-0-0-3-0	0.010915	0.003166	-1.36E-05	5.50E-05	3.17779	0.943177	-0.29374	29.88598
3-1-3-1-0-1-0-0	0.02176	0.005663	6.04E-04	2.84E-04	0.000326	4.48E-05	-1.93329	29.00002
1-3-1-3-0-3-0-0	0.01304	0.001694	-1.17E-05	1.21E-05	2.079534	0.846534	-1.34868	29.48728
3-1-3-1-1-0-0-0	0.021416	0.005554	5.79E-04	2.74E-04	0.120077	0.036857	-1.87902	29.02925
1-3-1-3-3-0-0-0	0.011896	0.002235	-1.84E-05	2.47E-05	2.857413	0.911662	-0.82366	29.7186
3-1-3-1-0-0-0-0	0.021443	0.005557	5.81E-04	2.74E-04	0.108319	0.0337	-1.88669	29.02499
1-3-1-3-0-0-0-0	0.015698	0.001653	1.22E-05	1.14E-05	1.048253	0.634371	-1.8	29.14286

Tablo 46'da veri seti 4 için BHP metodu ve kayan pencereler prosedürü ile elde edilmiş tüm portföy modellerinin performans değerleri verilmiştir. Sonuçlarına bakıldığında, SR ve diğer performans ölçütleri açısından test periyodunda OVÇE<sub>Y</sub>M ve OVÇBE<sub>Y</sub>M en iyi performansı göstermiştir. Genel olarak yüksek dereceden momentlere sahip modeller iyi performans göstermişlerdir. Performans ölçütleri benzer model sıralamalarına sahip olmuşlardır. Portföy alım satım maliyetinin bir göstergesi olan PT'ye göre OVÇE<sub>GS</sub>M modeller arasında en çok portföyde hisse senedi değişimine uğramıştır. Bu da maliyetleri arttıran bir husustur. Entropi ve yüksek dereceden momentlerin dahil olduğu tüm modeller EAM'dan daha iyi performans göstermişlerdir.

**Tablo 46:** Veri Seti 4 İçin BHP Metodu ile Portföy Modellerinin Performans Değerleri

	SR	MADR	ASR	ASKR	SSR2.5	FTR2.5-1	MSR.01	PT
EAM	0.119725	0.148354	0.120157	0.120204	0.168265	0.65124	0.041117	0
OVM	0.433238	0.54879	0.441026	0.441905	0.794673	1.186107	0.132858	0.016131
OVÇM	0.437043	0.555245	0.44124	0.441436	0.75443	1.09633	0.12792	4.78E-06
OVÇBM	0.437039	0.55524	0.441236	0.441433	0.754424	1.096326	0.12792	8.87E-07
OE <sub>S</sub> M	0.325399	0.396001	0.329753	0.330748	0.568324	1.022737	0.106617	0.026872
OVE <sub>S</sub> M	0.323342	0.400598	0.326634	0.327323	0.54191	0.983875	0.102627	0.026213
OVÇE <sub>S</sub> M	0.440473	0.564401	0.444674	0.444748	0.758236	1.095415	0.128415	0.04183
OVÇBE <sub>S</sub> M	0.411997	0.509582	0.418595	0.419472	0.741543	1.1215	0.126992	0.065503
OE <sub>GS</sub> M	0.311122	0.370896	0.313486	0.314218	0.513654	0.9379	0.098695	0.041569
OVE <sub>GS</sub> M	0.340434	0.420008	0.345213	0.345572	0.576155	0.988007	0.107065	0.035697
OVÇE <sub>GS</sub> M	0.305945	0.3678	0.305363	0.306253	0.475712	0.886486	0.094044	0.143793
OVÇBE <sub>GS</sub> M	0.292632	0.377556	0.292401	0.292425	0.430359	0.804323	0.086137	0.084552
OE <sub>Y</sub> M	0.223834	0.270296	0.226488	0.226931	0.368108	0.854971	0.079282	0.022262
OVE <sub>Y</sub> M	0.253982	0.315052	0.256637	0.257183	0.412845	0.872687	0.085948	0.02784
OVÇE <sub>Y</sub> M	0.454778	0.586725	0.456092	0.45601	0.766028	1.095189	0.128884	0.091006
OVÇBE <sub>Y</sub> M	0.457466	0.556258	0.46275	0.464914	0.844731	1.182289	0.138456	0.060383
OE <sub>BY</sub> M	0.089098	0.115828	0.088878	0.088896	0.112285	0.549204	0.028248	0.069698
OVE <sub>BY</sub> M	0.19553	0.252888	0.19542	0.19561	0.275144	0.697171	0.061858	0.031862
OVÇE <sub>BY</sub> M	0.302864	0.363436	0.304723	0.305593	0.498091	0.952981	0.096923	0.139663
OVÇBE <sub>BY</sub> M	0.403685	0.497526	0.407984	0.409136	0.704288	1.061934	0.123308	0.026113
3-1-3-1-0-0-0-1	0.437037	0.555246	0.441234	0.441431	0.754416	1.09632	0.127919	3.04E-05
1-3-1-3-0-0-0-3	0.154883	0.201425	0.155089	0.155172	0.213822	0.650249	0.050211	0.019954
3-1-3-1-0-0-1-0	0.437047	0.555251	0.441244	0.44144	0.754439	1.096338	0.127921	0.030439
1-3-1-3-0-0-3-0	0.212523	0.260277	0.214754	0.215097	0.339741	0.812268	0.074462	0.038757
3-1-3-1-0-1-0-0	0.437051	0.555255	0.441248	0.441444	0.754447	1.096347	0.127922	1.75E-05
1-3-1-3-0-3-0-0	0.33583	0.425936	0.339233	0.339661	0.552494	0.961522	0.104229	0.017571
3-1-3-1-1-0-0-0	0.446308	0.566295	0.451306	0.451408	0.780353	1.119299	0.130621	0.057066
1-3-1-3-3-0-0-0	0.27138	0.343454	0.27382	0.274401	0.437138	0.881505	0.089268	0.0102
3-1-3-1-0-0-0-0	0.428766	0.540268	0.428254	0.428329	0.704866	1.046762	0.121333	0.048753
1-3-1-3-0-0-0-0	0.412479	0.526963	0.422574	0.422836	0.752555	1.104494	0.129788	0.02295

### 4.3. METOT ve MODELLERİN DEĞERLENDİRİLMESİ

ATY metodu ortalama elde edilen amaç fonksiyonları açısından değerlendirildiğinde; Veri seti 1 ve veri seti 4'de  $OE_{BY}M$ 'nin sadece bir hisse senedinden oluşması ve diğer veri setlerinde de bir hisse senedinden oluşmaya çok yakın olması, veri seti 1, veri seti 3, veri seti 4'de  $OE_{Y}M$ 'nin EAM ile aynı hisse senedi ağırlıklarına sahip olması ve diğer veri setinde de çok yakın olması, veri seti 3'de Bulanık Yager Entropili modellerin entropisiz muadilleri ile aynı hisse senedi ağırlıklarına sahip olması ve diğer veri setleri için de çok yakın değerlere sahip olması ve modelleri ayırtıramaması açısından dezavantajlı görünmektedir. Entropinin katılmasının kuvvetli etki yarattığı gözlenmiştir. Ağırlıklı modellere bakıldığında muhafazakar portföy modeli tiplerinde varyans ve basıklık azalırken, agresif tipte ağırlıklandırılmış portföy modellerinde ortalama ve çarpıklık artmıştır.

ATY metodu ile elde edilen performans değerlendirmelerine bakıldığında; SR açısından modellerin sıralaması dört veri seti için Tablo 47'deki gibi olmuştur. Buna göre OVÇBEM'lerinin hepsi EAM'dan daha iyi performans sergilemiş ve ATY'de SR sıralamalarına göre OVM, OVEM ve OVÇEM'lere göre daha iyi performans göstermişlerdir. Bu da önerilen OVÇBEM'in etkinliğini göstermiştir.

**Tablo 47:** ATY Metoduna Göre Modellerin Veri Setlerindeki SR Sıralaması

ATY-SR	Veri Seti 1	Veri Seti 2	Veri Seti 3	Veri Seti 4
Modeller	Sıra No	Sıra No	Sıra No	Sıra No
EAM	26	26	26	29
OVM	13	12	21	17
OVÇM	23	28	13	9
OVÇBM	16	22	19	24
$OE_sM$	3	11	28	28
$OVE_sM$	22	30	10	5
$OVÇE_sM$	28	8	9	4
$OVÇBE_sM$	15	10	6	15
$OE_{GS}M$	2	16	29	27
$OVE_{GS}M$	12	20	5	2
$OVÇE_{GS}M$	24	24	3	3
$OVÇBE_{GS}M$	8	4	2	14
$OE_{Y}M$	27	7	27	30
$OVE_{Y}M$	29	6	25	19
$OVÇE_{Y}M$	30	25	23	13
$OVÇBE_{Y}M$	21	14	8	22
$OE_{BY}M$	1	23	30	1
$OVE_{BY}M$	11	27	22	21



OVÇE <sub>BYM</sub>	25	19	12	10
OVÇBE <sub>BYM</sub>	19	3	20	23
3-1-3-1-0-0-0-1	5	15	16	12
1-3-1-3-0-0-0-3	14	18	11	25
3-1-3-1-0-0-1-0	20	2	24	6
1-3-1-3-0-0-3-0	18	21	7	20
3-1-3-1-0-1-0-0	6	29	14	7
1-3-1-3-0-3-0-0	7	1	1	16
3-1-3-1-1-0-0-0	9	13	17	8
1-3-1-3-3-0-0-0	10	5	4	18
3-1-3-1-0-0-0-0	4	9	15	11
1-3-1-3-0-0-0-0	17	17	18	26

PHP metodu ortalama elde edilen amaç fonksiyonları açısından değerlendirildiğinde; Veri seti 1'de OE<sub>BYM</sub>'nin sadece bir hisse senedinden oluşması ve diğer veri setlerinde de bir hisse senedinden oluşmaya çok yakın olması, veri seti 3'de Bulanık Yager Entropili modellerin entropisiz muadilleri ile aynı hisse senedi ağırlıklarına sahip olması ve diğer veri setleri için de çok yakın değerlere sahip olması ve modelleri ayırtıramaması açısından dezavantajlı görünmektedir. Entropinin katılmasının kuvvetli etki yarattığı gözlenmiştir. Veri seti 1 için, ağırlıklı modellere bakıldığında dengeli modele göre muhafazakar tip olan (1-3-1-3-0-0-0-0) modelinde varyans ve ortalama artarken, agresif tipte ağırlıklandırılmış portföy (3-1-3-1-0-0-0-0) modelinde ortalama ve varyans azalmıştır. Bu da PHP'in istenmeyen durum yarattığını göstermiş ve bir başka dezavantajı olmuştur.

PHP metodu ile elde edilen performans değerlendirmelerine bakıldığında; SR açısından modellerin sıralaması dört veri seti için Tablo 48'deki gibi olmuştur. Buna göre OVÇBEM'lerinin hepsi EAM'dan daha iyi performans sergilemiş ve PHP'de SR sıralamalarına göre OVM, OVEM ve OVÇEM'lere göre daha iyi performans göstermişlerdir. Bu da önerilen OVÇBEM'in etkinliğini göstermiştir.

**Tablo 48:** PHP Metoduna Göre Modellerin Veri Setlerindeki SR Sıralaması

PHP-SR	Veri Seti 1	Veri Seti 2	Veri Seti 3	Veri Seti 4
Modeller	Sıra No	Sıra No	Sıra No	Sıra No
EAM	24	26	25	29
OVM	6	22	20	6
OVÇM	4	19	15	5
OVÇBM	12	11	18	16
OE <sub>S</sub> M	5	28	27	25
OVE <sub>S</sub> M	21	14	13	18
OVÇE <sub>S</sub> M	17	13	11	4

OVÇBE <sub>s</sub> M	11	7	9	10
OE <sub>GS</sub> M	3	29	28	23
OVE <sub>GS</sub> M	13	8	5	2
OVÇE <sub>GS</sub> M	9	6	4	28
OVÇBE <sub>GS</sub> M	8	4	2	8
OE <sub>Y</sub> M	25	27	26	30
OVE <sub>Y</sub> M	27	23	21	14
OVÇE <sub>Y</sub> M	26	17	22	22
OVÇBE <sub>Y</sub> M	15	10	10	13
OE <sub>BY</sub> M	1	30	30	1
OVE <sub>BY</sub> M	10	21	19	12
OVÇE <sub>BY</sub> M	23	18	14	7
OVÇBE <sub>BY</sub> M	14	9	17	15
3-1-3-1-0-0-0-1	20	25	29	26
1-3-1-3-0-0-0-3	2	3	24	27
3-1-3-1-0-0-1-0	19	12	8	11
1-3-1-3-0-0-3-0	30	20	12	20
3-1-3-1-0-1-0-0	16	2	23	9
1-3-1-3-0-3-0-0	28	16	6	24
3-1-3-1-1-0-0-0	18	5	7	3
1-3-1-3-3-0-0-0	29	15	3	21
3-1-3-1-0-0-0-0	22	1	16	17
1-3-1-3-0-0-0-0	7	24	1	19

DPHP metodu ortalama elde edilen amaç fonksiyonları açısından değerlendirildiğinde; Veri seti 1'de OE<sub>BY</sub>M'nin sadece bir hisse senedinden oluşması ve diğer veri setlerinde de bir hisse senedinden oluşmaya çok yakın olması, veri seti 3'de Bulanık Yager Entropili modellerin entropisiz muadilleri ile aynı hisse senedi ağırlıklarına sahip olması ve diğer veri setleri için de çok yakın değerlere sahip olması ve modelleri ayrıştıramaması açısından dezavantajlı görünmektedir. Entropinin katılmasının kuvvetli etki yarattığı gözlenmiştir. Ağırlıklı modellere bakıldığında muhafazakar tiplerinde varyans ve basıklık azalırken, agresif tipte ağırlıklandırılmış portföy modellerinde ortalama ve çarpıklık artmıştır. PHP'deki ağırlıklandırmada yaşanan olumsuzluğun sorunsuz bir şekilde DPHP'de giderildiği gözlenmiştir.

DPHP metodu ile elde edilen performans değerlendirmelerine bakıldığında; SR açısından modellerin sıralaması dört veri seti için Tablo 49'daki gibi olmuştur. Buna göre OVÇBEM'lerinin hepsi EAM'dan daha iyi performans sergilemiş ve DPHP'de SR sıralamalarına göre OVM, OVEM ve OVÇEM'lere göre daha iyi performans göstermişlerdir. Bu da önerilen OVÇBEM'in etkinliğini göstermiştir.

**Tablo 49:** DPHP Metoduna Göre Modellerin Veri Setlerindeki SR Sıralaması

DPHP-SR	Veri Seti 1	Veri Seti 2	Veri Seti 3	Veri Seti 4
Modeller	Sıra No	Sıra No	Sıra No	Sıra No
EAM	23	24	25	28
OVM	6	20	20	9
OVÇM	4	17	14	7
OVÇBM	12	9	18	18
OE <sub>S</sub> M	5	27	27	25
OVE <sub>S</sub> M	16	12	12	10
OVÇE <sub>S</sub> M	25	11	11	3
OVÇBE <sub>S</sub> M	11	5	9	13
OE <sub>GS</sub> M	3	29	28	24
OVE <sub>GS</sub> M	10	6	8	4
OVÇE <sub>GS</sub> M	7	4	7	27
OVÇBE <sub>GS</sub> M	8	1	5	12
OE <sub>Y</sub> M	24	25	26	29
OVE <sub>Y</sub> M	28	21	21	20
OVÇE <sub>Y</sub> M	27	14	22	21
OVÇBE <sub>Y</sub> M	14	8	10	15
OE <sub>BY</sub> M	1	30	30	1
OVE <sub>BY</sub> M	9	19	19	14
OVÇE <sub>BY</sub> M	20	16	13	11
OVÇBE <sub>BY</sub> M	13	7	17	17
3-1-3-1-0-0-0-1	22	13	29	16
1-3-1-3-0-0-0-3	2	10	23	26
3-1-3-1-0-0-1-0	30	23	3	5
1-3-1-3-0-0-3-0	19	18	16	30
3-1-3-1-0-1-0-0	21	28	4	8
1-3-1-3-0-3-0-0	17	2	24	22
3-1-3-1-1-0-0-0	26	3	1	6
1-3-1-3-3-0-0-0	18	22	6	23
3-1-3-1-0-0-0-0	29	15	2	2
1-3-1-3-0-0-0-0	15	26	15	19

BHP metodu ortalama elde edilen amaç fonksiyonları açısından değerlendirildiğinde; OE<sub>BY</sub>M'nin sadece bir hisse senedinden oluşması veya bir hisse senedinden oluşmaya çok yakın olması sorunu tamamen giderilmiştir. OE<sub>Y</sub>M'in EAM ile aynı ya da benzer olma problemi ilk defa tamamen giderilmiştir. Bulanık Yager Entropili modellerin entropisiz muadilleri ile aynı hisse senedi ağırlıklarına sahip olması veya çok yakın değerlere sahip olması problemi tamamen giderilmiştir. Entropinin katılmasının kuvvetli etki yarattığı gözlenmiştir. Ağırlıklı modellere bakıldığında muhafazakar tiplerinde varyans ve basıklık azalırken, agresif tipte ağırlıklandırılmış portföy modellerinde ortalama ve çarpıklık artmıştır. PHP'deki

ağırlıklandırmada yaşanan olumsuzluğun sorunsuz bir şekilde BHP'de de giderildiği gözlenmiştir.

BHP metodu ile elde edilen performans değerlendirmelerine bakıldığında; SR açısından modellerin sıralaması dört veri seti için Tablo 50'deki gibi olmuştur. Veri seti 1 dışında OVÇBEM'lerinin hepsi EAM'dan daha iyi performans sergilemiş tek istisna veri seti 3'de OVÇBE<sub>BY</sub>M olmuş ve BHP'de SR sıralamalarına göre OVM, OVEM ve OVÇEM'lere göre en az onlar kadar iyi performans göstermişlerdir. Bu da önerilen OVÇBEM'in etkinliğini göstermiştir.

**Tablo 50:** BHP Metoduna Göre Modellerin Veri Setlerindeki SR Sıralaması

BHP-SR	Veri Seti 1	Veri Seti 2	Veri Seti 3	Veri Seti 4
Modeller	Sıra No	Sıra No	Sıra No	Sıra No
EAM	14	14	18	29
OVM	1	20	22	10
OVÇM	2	13	1	7
OVÇBM	11	17	3	8
OE <sub>s</sub> M	5	24	27	17
OVE <sub>s</sub> M	8	15	17	18
OVÇE <sub>s</sub> M	25	11	16	4
OVÇBE <sub>s</sub> M	19	10	13	13
OE <sub>gs</sub> M	3	28	26	19
OVE <sub>gs</sub> M	6	19	14	15
OVÇE <sub>gs</sub> M	30	16	15	20
OVÇBE <sub>gs</sub> M	24	12	12	22
OE <sub>v</sub> M	13	21	28	25
OVE <sub>v</sub> M	9	9	20	24
OVÇE <sub>v</sub> M	22	7	10	2
OVÇBE <sub>v</sub> M	28	6	9	1
OE <sub>by</sub> M	17	23	23	30
OVE <sub>by</sub> M	20	18	21	27
OVÇE <sub>by</sub> M	27	22	24	21
OVÇBE <sub>by</sub> M	21	8	25	14
3-1-3-1-0-0-0-1	29	26	4	9
1-3-1-3-0-0-0-3	23	2	11	28
3-1-3-1-0-0-1-0	26	27	7	6
1-3-1-3-0-0-3-0	16	1	8	26
3-1-3-1-0-1-0-0	7	25	29	5
1-3-1-3-0-3-0-0	18	4	5	16
3-1-3-1-1-0-0-0	12	30	30	3
1-3-1-3-3-0-0-0	15	3	6	23
3-1-3-1-0-0-0-0	4	29	19	11
1-3-1-3-0-0-0-0	10	5	2	12

Kullanılan 4 metot olan ATY, PHP, DPHP ve BHP birlikte değerlendirildiğinde portföy amaç fonksiyon değerlerine göre, PHP'nin ağırlıklandırmada büyük, entropi kullanımında orta düzeyde dezavantajları mevcuttur. ATY'de ise entropi kullanımında büyük sorunlar bulunmaktadır. DPHP'de ise entropi kullanımında orta düzeyde problem gözlenmektedir. DPHP'nin bu problemi bulanık entropi fonksiyonlarında doğru parametre seçimi ile giderilebileceği öngörülmektedir. BHP'de ise amaç fonksiyonlarına göre modeller değerlendirildiğinde önemli bir sorun gözlenmemiştir.

Dört metotun portföy performansında önemli bir ölçüt olan SR performansı ise Tablo 51'deki gibidir. Buna göre ortalamalar açısından en iyi performansı üç veri seti için ATY gösterirken BHP 4. veri seti için en iyi performansı göstermiştir. Maksimum SR'li modeli bir veri seti için tek başına elde etme sayılarına bakıldığında DPHP iki veri seti için, ATY ise bir veri seti için birinciliği elde etmişlerdir. BHP genel olarak amaç fonksiyonlarını elde etmedeki başarısını test periyodunda sergileyemezken performansta DPHP ve ATY öne çıkmıştır.

**Tablo 51:** Metotların Veri Setlerine Göre SR Performansı

	SR	ATY	PHP	DPHP	BHP
Veri Seti 1	Ortalama	<b>-0.1002</b>	-0.1049	-0.1102	-0.11693
	Maksimum	<b>0.226956</b>	<b>0.226956</b>	<b>0.226956</b>	0.104729
Veri Seti 2	Ortalama	<b>0.24069</b>	0.236234	0.22217	0.120664
	Maksimum	<b>0.368666</b>	0.362901	0.344339	0.260751
Veri Seti 3	Ortalama	<b>0.244973</b>	0.232578	0.239872	0.140308
	Maksimum	0.339921	0.346977	<b>0.488467</b>	0.296698
Veri Seti 4	Ortalama	0.320027	0.290235	0.30273	<b>0.337764</b>
	Maksimum	0.437039	0.46901	<b>0.469923</b>	0.457466

Ayrıca entropi fonksiyonlarının OVÇBEM için örneklem dışı SR performansları dört farklı programlama yaklaşımı ve tüm veri setleri için Tablo 52'deki gibidir.

**Tablo 52:** OVÇBEM'de Entropi Fonksiyonlarının SR Performansı

ATY	OVÇBM	OVÇBE <sub>s</sub> M	OVÇBE <sub>GS</sub> M	OVÇBE <sub>γ</sub> M	OVÇBE <sub>By</sub> M
Veri Seti 1	-0.1064	-0.10603	<b>-0.09806</b>	-0.11308	-0.10806
Veri Seti 2	0.277332	0.297463	<b>0.344339</b>	0.287937	0.284191
Veri Seti 3	0.263869	0.29574	<b>0.317312</b>	0.286621	0.263869
Veri Seti 4	0.322002	0.336477	<b>0.338013</b>	0.330407	0.322472
PHP	OVÇBM	OVÇBE <sub>s</sub> M	OVÇBE <sub>GS</sub> M	OVÇBE <sub>γ</sub> M	OVÇBE <sub>By</sub> M

Veri Seti 1	-0.1064	-0.10604	<b>-0.09806</b>	-0.10836	-0.10806
Veri Seti 2	0.277332	0.297463	<b>0.344339</b>	0.283746	0.284196
Veri Seti 3	0.263869	0.295742	<b>0.317312</b>	0.289233	0.263869
Veri Seti 4	0.322002	0.336477	<b>0.338013</b>	0.330356	0.322472
DPHP	OVÇBM	OVÇBE <sub>S</sub> M	OVÇBE <sub>GS</sub> M	OVÇBE <sub>Y</sub> M	OVÇBE <sub>BY</sub> M
Veri Seti 1	-0.1064	-0.10604	<b>-0.09806</b>	-0.10819	-0.10806
Veri Seti 2	0.277332	0.297463	<b>0.344339</b>	0.283748	0.284196
Veri Seti 3	0.263869	0.295742	<b>0.317312</b>	0.289237	0.263869
Veri Seti 4	0.322002	0.336477	<b>0.338013</b>	0.330394	0.322472
BHP	OVÇBM	OVÇBE <sub>S</sub> M	OVÇBE <sub>GS</sub> M	OVÇBE <sub>Y</sub> M	OVÇBE <sub>BY</sub> M
Veri Seti 1	<b>-0.11719</b>	-0.15898	-0.17145	-0.1882	-0.17035
Veri Seti 2	0.124196	0.168456	0.14333	<b>0.194538</b>	0.173472
Veri Seti 3	<b>0.275563</b>	0.152813	0.163861	0.180356	0.061113
Veri Seti 4	0.437039	0.411997	0.292632	<b>0.457466</b>	0.403685

Tablo 52'deki sonuçlara bakıldığında BHP dışında, genel olarak tüm veri setleri için OVÇBEM'in OVÇBM'den daha iyi SR performansına sahip olduğu söylenebilmektedir. BHP'nin ise sadece veri seti 4 için daha uygun çözümler ürettiği gözlenmiştir. Entropi fonksiyonlarından ise BHP yaklaşımı haricinde tüm yaklaşım ve veri setleri için Gini-Simpson entropisi SR açısından daha iyi performans göstermiştir.

## SONUÇ

Çalışmada yüksek dereceden momentler ile birlikte dört farklı entropi fonksiyonunu barındıran portföy optimizasyon modelleri oluşturulmuştur. Entropi fonksiyonlarının etkinliğini portföy optimizasyonunda genelleyebilmek için oluşturulan otuz farklı model, dört farklı veri seti ve dört farklı portföy optimizasyonu programlama yaklaşımından faydalanılmıştır.

Çalışmada ele alınan metotsal yaklaşımlar aşağıdaki gibidir;

- ❖ ATY, çok amaçlı optimizasyon modellerinin çözümünde en sık kullanılan, uygulaması basit ve kolay anlaşılabilir bir yöntem olduğu için tercih edilmiştir.
- ❖ PHP, son dönemde özellikle yüksek dereceden momentler içeren portföy optimizasyon süreçlerinde en sık kullanılan metotlardan biri olarak tercih edilmiştir.
- ❖ Çalışmada metotsal yaklaşımlara ilk orijinal öneri, DPHP ile olmuş ve bu sayede, PHP'de yer alan amaç fonksiyonu ağırlıklandırmadaki eksikliğin giderilmesi başarılmıştır.
- ❖ Son olarak çalışmanın ikinci metotsal katkısı ise bilinen bir yöntem olan BHP'nin portföy optimizasyonuna uyarlanış biçimidir. Uyarlama ile yüksek dereceden momentlere ve entropiye dayalı portföy optimizasyonunda alt limit değerler ve hedef değerler açısından bütünlüklü yapıda, orijinal ve mantıklı bir bakış açısı kazandırılmıştır.

Portföy optimizasyonunda gelecek belirsizliğinden kaynaklı yapısal riski azaltmak için kullanılan, saf yapıda portföy çeşitliliği sağlayan entropi fonksiyonlarının etkisi yüksek dereceden moment fonksiyonları ve bu fonksiyonların farklı ele alınış biçimlerini ihtiva eden programlama yaklaşımlarında değişkenlik göstermektedir. Bu farkı gözlemlemek ve entropi fonksiyonlarını detaylı değerlendirmek için dört farklı entropi fonksiyonu, dört farklı veri seti ve dört farklı programlama yaklaşımı kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan Shannon, Gini-Simpson ve Yager entropi fonksiyonları portföy optimizasyonunda sıklıkla kullanılan entropi fonksiyonlarıdır. Ayrıca önerilen Bulanık Yager entropi fonksiyonu ile entropi bulanıklaştırılarak, yüksek dereceden moment fonksiyonları ile daha uyumlu bir model ve yapı oluşturmak amaçlanmıştır. Bulanık Yager ile hisse senedi başına belirli ölçüde entropiden uzaklaşarak, diğer amaç fonksiyonları açısından gereksiz hisse senedinin modele girmesi engellenmiş olurken, aynı zamanda yüksek dereceden momentler ile elde edilen portföylerde sık rastlanan, belirli hisse

senedine yığılmaların önüne geçmek amaçlanmıştır. Tüm programlama yaklaşımları, entropi fonksiyonları ve veri setleri açısından elde edilen örneklem içi amaç fonksiyon değerleri ile ve kayan pencereler yöntemiyle toplanan örneklem dışı sonuçlar ise çeşitli portföy performans ölçütleri ile değerlendirilmiştir.

Çalışmanın önemli bir konusu olan portföy optimizasyonunda yüksek dereceden momentler ile farklı entropi fonksiyonlarının birlikte kullanımının performans sonuçları değerlendirildiğinde;

- ❖ Modeller açısından entropi fonksiyonlarının değerlendirilmesine bakıldığında;
  - OEM'lerin SR performanslarında; Yager entropi diğer tüm entropi fonksiyonlarına göre kötü performans göstermiş olup, diğer entropi fonksiyonları veri setlerine göre oldukça değişkenlik gösteren fakat metotlara göre farklılaşmayan benzer performansa sahip olmuşlardır.
  - OVEM'lerin SR performanslarına bakıldığında; sadece Gini-Simpson entropili OVEM'in OVM'ye göre, bazı veri setleri ve metotlara göre değişkenlik gösterse de genel olarak daha iyi sonuçlara sahip olduğu, diğer entropilerin bulunduğu OVEM'lerin ise her ikisinden kötü ve kendi aralarında benzer performansa sahip olduğu gözlenmektedir.
  - OVÇEM'lerin SR performanslarına bakıldığında; sadece Gini-Simpson entropili OVÇEM'in OVÇM'ye göre, bazı veri setleri ve metotlara göre değişkenlik gösterse de genel olarak biraz daha iyi sonuçlara sahip olduğu, diğer entropilerin bulunduğu OVÇEM'lerin ise her ikisinden kötü ve kendi aralarında benzer performansa sahip olduğu gözlenmektedir.
  - OVÇBEM'lerin SR performanslarına bakıldığında; Gini-Simpson, Shannon entropili modele göre biraz daha önde olarak, her iki entropiye sahip OVÇBEM'in OVÇBM'ye göre, bazı veri setleri ve metotlara göre değişkenlik gösterse de genel olarak daha iyi sonuçlara sahip olduğu, diğer entropilerin bulunduğu OVÇBEM'lerin ise OVÇBM ve kendi aralarında benzer performansa sahip olduğu gözlenmektedir.
  - Genel olarak entropilerin SR performansına bakıldığında; Gini-Simpson entropisi tüm model, metot ve veri setleri açısından topluca değerlendirildiğinde portföylere kattığı değer açısından önde olmakla birlikte Shannon entropisi onu yakından takip etmekte, Bulanık Yager ise Yager entropisinden bir adım öne çıkmaktadır. Ayrıca entropilerin



performansı yüksek dereceden momentlerle birlikte kullanımlarında genel olarak artmaktadır.

❖ Metotlar açısından entropi fonksiyonlarının değerlendirilmesi aşağıdaki gibi olmuştur;

- ATY ile entropilerin SR performansına bakıldığında; Gini-Simpson, Shannon entropili modellere göre biraz daha önde olarak, her iki entropiye sahip modellerin diğer modellere göre, bazı veri setleri ve metotlara göre değişkenlik gösterse de genel olarak daha iyi sonuçlara sahip olduğu gözlenmektedir. Diğerleri için bariz bir ayırım söz konusu değildir.
- PHP ile entropilerin SR performansına bakıldığında; Gini-Simpson, Shannon entropili modellere göre daha önde olarak, her iki entropiye sahip modellerin diğer modellere göre, bazı veri setleri ve metotlara göre değişkenlik gösterse de genel olarak daha iyi sonuçlara sahip olduğu gözlenmektedir. Diğerleri için ise Yager entropisinin en kötü sonuçlara sahip olduğu görülmektedir.
- DPHP ile entropilerin SR performansına bakıldığında; Gini-Simpson, Shannon entropili modellere göre daha önde olarak, her iki entropiye sahip modellerin diğer modellere göre, bazı veri setleri ve metotlara göre değişkenlik gösterse de genel olarak daha iyi sonuçlara sahip olduğu gözlenmektedir. Diğerleri arasında ise Yager entropisinin en kötü performansa sahip olduğu görülmektedir.
- BHP ile entropilerin SR performansına bakıldığında ise entropilerin birbirinden pozitif ya da negatif anlamda çok fazla ayrılmadığı gözlenmiştir.

Portföy optimizasyon sürecinin, çelişen hedefler ve gelecekteki piyasa fiyatlarının belirsizliği gibi birçok dezavantajı ve riski vardır. Bu problemleri çözmek için, portföy modelleri esnekliğe sahip olmalı, model amaçları bulanıklık içermeli ve aynı zamanda amaçlar aralarında bir uyum olacak şekilde tasarlanmalıdır. Yüksek dereceden portföy modelleri bulanık entropi ile esneklik ve bulanık bir yapı kazanır. Önerilen bulanık Yager entropisi, Shannon entropisi gibi diğer amaç değerlerini dramatik bir şekilde düşürmemekle birlikte OVM, OVÇM ve OVÇBM'ye çeşitlilik sağlamaktadır. Dört farklı veri kümesinin kullanılması ile, bulanık Yager entropi

fonksiyonunun yüksek dereceli momentler içeren portföy seçim konseptinde Shannon entropisine göre daha tutarlı olduğunu fakat daha az çeşitlilik sağladığını göstermiştir. Test performansından görülebileceği üzere, yüksek dereceli momentli modeller, oturmuş piyasalardan alınan veri setleri 2, 3 ve 4, görece daha spekülasyonlara açık piyasadan alınan veri seti 1'e göre daha iyi performans göstermiştir. Dört veri kümesinin sonuçlarında görüldüğü gibi bulanık Yager entropisi, modellere esneklik, bulanıklık ve çeşitlilik kazandırmada başarılı olmuştur. Genel olarak en fazla entropi sağlamada Yager entropi ve Shannon Entropi öndeyken onları Bulanık Yager Entropi ve Gini-Simpson Entropi takip etmektedir. Bulanık Yager Entropisi özellikle yüksek dereceden momentlerle kullanıldığında diğer entropi fonksiyonlarına nazaran daha uyumlu ve başarılı bir profil çizmiş ve entropi değerleri açısından belirli bir standartı korumuştur. Örneğin veri seti 4'de yer alan bir hisse senedinin ekstrem çarpıklık değerinden en az şekilde etkilenmiştir. Sonuç olarak programlama yaklaşımlarına göre portföy modellerinin performansları değişmekle birlikte, özellikle yüksek dereceden momentler ve entropinin birlikte kullanımının faydalı olduğu görülmüştür.

Çalışmada literatüre katkı için gerçekleştirilen önerilerin sonuçlarına bakıldığında;

- ✓ OVÇBEM ilk defa portföy seçiminde kullanılmış ve MPT'de yer alan az sayıda hisse senedine yığılma ve örneklem dışı düşük performans problemlerini çok başarılı bir şekilde çözmüştür.
- ✓ Bulanık entropi önerisi ile OVÇBEM'de ortaya çıkan entropinin diğer fonksiyonların etkisini azaltması problemi ortadan kalkmıştır.
- ✓ DPHP önerisi ile PHP'de bulunan yatırımcı tercihlerini doğru yansıtamama problemi tamamen ortadan kalkmıştır.
- ✓ Portföy seçim süreci için önerilen BHP ile diğer yaklaşımlarda ortaya çıkan örneklem içi portföy performans problemleri fonksiyonlar arasında denge kurularak ortadan kaldırılmıştır.

Gelecekteki çalışmalarda, karar vericiler tarafından belirlenebilen, çeşitli kısıtlamalar altında farklı seçim yöntemleri ile portföy seçimini iyileştirmek için farklı bulanık entropiler tanımlanabilir ve portföy seçiminde yeni yaklaşımlar geliştirilebilir. Bulanık Entropilerde yer alan parametrelerin belirlenmesi için bulanık kural tabanları oluşturularak fonksiyon daha etkin hale getirilebilir.

## KAYNAKÇA

Abdelaziz, F. Ben, ve Masri, H. (2010). A compromise solution for the multiobjective stochastic linear programming under partial uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 202(1): 55–59.

Abdelaziz, F. Ben, Aouni, B., ve Fayedh, R. El. (2007). Multi-objective stochastic programming for portfolio selection. *European Journal of Operational Research*, 177(3): 1811–1823.

Ahmed, S., Çakmak, U., ve Shapiro, A. (2007). Coherent risk measures in inventory problems. *European Journal of Operational Research*, 182(1): 226-238.

Aksaraylı, M. ve Pala, O. (2016). A Hybrid Multi-objective Optimization Approach Based on Promethee for Portfolio Selection 2016 *Socio-Economic Strategies in Turkey*. s:90-108.

Aksaraylı, M., ve Pala, O. (2018). A polynomial goal programming model for portfolio optimization based on entropy and higher moments. *Expert Systems with Applications*, 94: 185-192.

AlMahdi, S. (2015). Smart beta portfolio optimization. *Journal of Mathematical Finance*, 5(02): 202-211

Amadini, R., Gabrielli, M., ve Mauro, J. (2016). Portfolio approaches for constraint optimization problems. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 76(1–2): 229–246.

Ammar, E., ve Khalifa, H. A. (2003). Fuzzy portfolio optimization a quadratic programming approach. *Chaos, Solitons & Fractals*, 18(5): 1045–1054.

Anagnostopoulos, K. P., ve Mamanis, G. (2010). A portfolio optimization model with three objectives and discrete variables. *Computers and Operations Research*, 37(7): 1285–1297.

Anagnostopoulos, K. P., ve Mamanis, G. (2011). Multiobjective evolutionary algorithms for complex portfolio optimization problems. *Computational Management Science*, 8(3): 259–279.

Andriosopoulos, K., Doumpos, M., Papapostolou, N. C., & Pouliasis, P. K. (2013). Portfolio optimization and index tracking for the shipping stock and freight markets using evolutionary algorithms. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 52(March): 16–34.

Aouni, B., Colapinto, C., ve La Torre, D. (2014). Financial portfolio management through the goal programming model: Current state-of-the-art. *European Journal of Operational Research*, 234(2): 536–545.

Aracıoğlu, B., Demircan, F. ve Soyuer, H. (2011). Mean-Variance-Skewness-Kurtosis Approach to Portfolio Optimization: An Application in Istanbul Stock Exchange/Portföy Optimizasyonunda Ortalama-Varyans-Çarpıklık-BasıklıkYaklaşımı: İMKB Uygulaması. *Ege Akademik Bakis*, 11(9): 9-17.

Aranha, C., ve Iba, H. (2009). The Memetic tree-based genetic algorithm and its application to Portfolio Optimization. *Memetic Computing*, 1(2): 139–151.

Ardia, D., ve Boudt, K. (2015). Testing equality of modified Sharpe ratios. *Finance Research Letters*, 13: 97-104.

Arditti, F. D. (1971). Another look at mutual fund performance. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 6(03): 909-912.

Arenas Parra, M., Bilbao Terol, A., ve Rodríguez Uría, M. V. (2001). A fuzzy goal programming approach to portfolio selection. *European Journal of Operational Research*, 133(2): 287–297.

Armananzas, R., ve Lozano, J. A. (2005). A Multiobjective Approach to the Portfolio Optimization Problem. *2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC'2005)*, 2(4): 1388–1395.

Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J. M., ve Heath, D. (1999). Coherent measures of risk. *Mathematical finance*, 9(3): 203-228.

Ascheberg, M., Branger, N., Kraft, H., ve Seifried, F. T. (2016). When do jumps matter for portfolio optimization?. *Quantitative Finance*, 16(8): 1297-1311.

Aydın, N. «Finansal Yönetim.» Eskişehir: Anadolu Üniversitesi Yayınları, 2003.

Azmi, R., ve Tamiz, M. (2010). New Developments in Multiple Objective and Goal Programming. *Economics and Mathematical System*, 638: 15–33.

Babaei, S., Sepehri, M. M., ve Babaei, E. (2015). Multi-objective portfolio optimization considering the dependence structure of asset returns. *European Journal of Operational Research*, 244(2): 525–539.

Bacanin, N., ve Tuba, M. (2014). Firefly algorithm for cardinality constrained mean-variance portfolio optimization problem with entropy diversity constraint. *Scientific World Journal*, special issue “Computational Intelligence and Metaheuristic Algorithms with Applications” 1-16

Bade, A., Frahm, G., ve Jaekel, U. (2009). A general approach to Bayesian portfolio optimization. *Mathematical Methods of Operations Research*, 70(2): 337–356.

Bai, Y. ve Wang, D. (2006). Fundamentals Of Fuzzy Logic Control – Fuzzy Sets, Fuzzy Rules And Defuzzifications. *Advanced Fuzzy Logic Technologies in Industrial Applications*. (pp.17-36). Verlag London: Springer.

Bai, Z., ve Wong, W.-K. (2009). Enhancement of the Applicability of Markowitz’S Portfolio Optimization By Utilizing Random Matrix Theory. *Mathematical Finance*, 19(4): 639–667.

Bai, Z., Liu, H., ve Wong, W. (2010). Making Markowitz ’ s Portfolio Optimization Theory Practically Useful. *Risk Management*, (7): 1–40.

Baker, H. K., ve Filbeck, G. (Eds.). (2014). *Investment risk management*. Oxford University Press.

Ballester, E., Pérez-Gladish, B., Arenas-Parra, M., ve Bilbao-Terol, A. (2009). Selecting portfolios given multiple Eurostoxx-based uncertainty scenarios: A stochastic goal programming approach from fuzzy betas. *Infor*, 47(1): 59-70.

Bana e Costa ve Soares, J. O. (2004). A multicriteria model for portfolio management. *The European Journal of Finance*, 10(3): 198-211.

Barberis, N. C. (2013). Thirty Years of Prospect Theory in Economics: A Review and Assessment. *Journal of Economic Perspectives*, 27: 173–196.

Barro, D., ve Canestrelli, E. (2005). Dynamic portfolio optimization: Time decomposition using the maximum principle with a scenario approach. *European Journal of Operational Research*, 163(1): 217–229.

Barros F. J. L., Haas O. J. R., ve Martínez C. O. A. (2012). Combining equilibrium, resampling, and analyst's views in portfolio optimization. *Journal of Banking and Finance*, 36(5): 1354–1361.

Bäuerle, N., ve Müller, A. (2006). Stochastic orders and risk measures: Consistency and bounds. *Insurance: Mathematics and Economics*, 38(1): 132–148.

Bäuerle, N., ve Rieder, U. (2007). Portfolio optimization with jumps and unobservable intensity process. *Mathematical Finance*, 17(2): 205–224.

Bäuerle, N., ve Rieder, U. (2009). MDP algorithms for portfolio optimization problems in pure jump markets. *Finance and Stochastics*, 13(4): 591–611.

Baumann, P., ve Trautmann, N. (2013). Portfolio-optimization models for small investors. *Mathematical Methods of Operations Research*, 77(3): 345–356.

Bawa, V. S. (1978). Safety-first, stochastic dominance, and optimal portfolio choice. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 13(02): 255-271.

Baykal, N. ve Beyan, T. (2004a). *Bulanık Mantık İlke ve Temelleri*. Ankara: Bıçaklar Kitabevi.

Baykal, N. ve Beyan, T. (2004b). *Bulanık Mantık Uzman Sistemler ve Denetleyiciler*. Ankara: Bıçaklar Kitabevi.

Becker, F., Gürtler, M., ve Hibbeln, M. (2015). Markowitz versus Michaud: portfolio optimization strategies reconsidered. *The European Journal of Finance*, 21(4): 269-291.

Behr, P., Guettler, A., ve Miebs, F. (2013). On portfolio optimization: Imposing the right constraints. *Journal of Banking and Finance*, 37(4): 1232–1242.

Belak, C., Menkens, O., ve Sass, J. (2015). Worst-case portfolio optimization with proportional transaction costs. *Stochastics An International Journal of Probability and Stochastic Processes*, 87(4): 623-663.

Benati, S., ve Rizzi, R. (2007). A mixed integer linear programming formulation of the optimal mean/Value-at-Risk portfolio problem. *European Journal of Operational Research*, 176(1): 423–434.

Ben-Tal, A., ve Teboulle, M. (2007). An Old-New Concept Of Convex Risk Measures: The Optimized Certainty Equivalent. *Mathematical Finance*, 17(3): 449-476.

Bera, A. K., ve Park, S. Y. (2008). Optimal portfolio diversification using the maximum entropy principle. *Econometric Reviews*, 27(4-6): 484-512.

Bermúdez, J. D., Segura, J. V., ve Vercher, E. (2012). A multi-objective genetic algorithm for cardinality constrained fuzzy portfolio selection. *Fuzzy Sets and Systems*, 188(1): 16–26.

Bertrand, P. (2010). Another look at portfolio optimization under tracking-error constraints. *Financial Analysts Journal*, 66(3): 78–90.

Bertsimas, D., ve Pachamanova, D. (2008). Robust multiperiod portfolio management in the presence of transaction costs. *Computers and Operations Research*, 35(1): 3–17.

Best, M. J., ve Hlouskova, J. (2005). An Algorithm for Portfolio Optimization with Transaction Costs. *Management Science*, 51(11): 1676–1688.

Bhattacharyya, M., Islam, R., ve Abawajy, J. (2016). Evolutionary optimization: A big data perspective. *Journal of Network and Computer Applications*, 59: 416–426.

Bhattacharyya, R. (2011). Multi-objective fuzzy optimization for portfolio selection : an embedding theorem approach. *Turkish Journal of Fuzzy Systems*, 2(1): 14–35.

Bhattacharyya, R., Hossain, S. A., ve Kar, S. (2014). Fuzzy cross-entropy, mean, variance, skewness models for portfolio selection. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 26(1): 79–87.

Bhattacharyya, R., Kar, S., ve Majumder, D. D. (2011). Fuzzy mean-variance-skewness portfolio selection models by interval analysis. *Computers and Mathematics with Applications*, 61(1): 126–137.

Bichuch, M., ve Sturm, S. (2014). Portfolio optimization under convex incentive schemes. *Finance and Stochastics*, 18(4): 873-915.

Bielecki, T. R., ve Jang, I. (2006). Portfolio optimization with a defaultable security. *Asia-Pacific Financial Markets*, 13(2): 113–127.

Bienstock, D. (2007). Histogram models for robust portfolio optimization. *Journal of Computational Finance*, 11(1): 1–64.

Biglova, A., Ortobelli, S., Rachev, S., ve Stoyanov, S. (2004). Different Approaches to Risk Estimation in Portfolio Theory. *The Journal of Portfolio Management*, 31(1): 103–112.

Bilbao, A., Arenas, M., Rodríguez, M. V., ve Antomil, J. (2007). On constructing expert Betas for single-index model. *European Journal of Operational Research*, 183(2): 827–847.

Bilbao-Terol, A., Pérez-Gladish, B., ve Antomil-Ibias, J. (2006). Selecting the optimum portfolio using fuzzy compromise programming and Sharpe's single-index model. *Applied Mathematics and Computation*, 182(1): 644–664.



Bjerring, T. T., Ross, O., ve Weissensteiner, A. (2017). Feature selection for portfolio optimization. *Annals of Operations Research*, 256(1), 21-40

Björk, T., Murgoci, A., ve Zhou, X. Y. (2014). Mean–variance portfolio optimization with state-dependent risk aversion. *Mathematical Finance*, 24(1): 1-24.

Black, F. (1993a). Beta and Return. *The Journal of Portfolio Management*, 20(1): 74–77.

Black, F. (1993b). Estimating expected return. *Financial analysts journal*, 49(5): 36-38.

Black, F., ve Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of political economy*, 81(3): 637-654.

Bonami, P., ve Lejeune, M. a. (2009). An Exact Solution Approach for Portfolio Optimization Problems Under Stochastic and Integer Constraints. *Operations Research*, 57(3): 650–670.

Boubaker, H., ve Sghaier, N. (2013). Portfolio optimization in the presence of dependent financial returns with long memory: A copula based approach. *Journal of Banking and Finance*, 37(2): 361–377.

Bouri, A., Martel, J. M., ve Chabchoub, H. (2002). A multi-criterion approach for selecting attractive portfolio. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 11(4-5): 269-277.

Bozdağ, N., ve Türe, H. (2008). Bulanık Doğrusal Programlama Ve İmkb Üzerine Bir Uygulama. *İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 10(1): 1-18.

Branke, J., Scheckenbach, B., Stein, M., Deb, K., ve Schmeck, H. (2009). Portfolio optimization with an envelope-based multi-objective evolutionary algorithm. *European Journal of Operational Research*, 199(3): 684–693.

Briec, W., Kerstens, K., ve Lesourd, J. B. (2004). Single-period Markowitz portfolio selection, performance gauging, and duality: A variation on the Luenberger shortage function. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 120(1): 1–27.

Brown, D. B., ve Smith, J. E. (2011). Dynamic Portfolio Optimization with Transaction Costs: Heuristics and Dual Bounds. *Management Science*, 57(10): 1752–1770.

Bruni, R., Cesarone, F., Scozzari, A., ve Tardella, F. (2015). A linear risk-return model for enhanced indexation in portfolio optimization. *OR Spectrum*, 37(3): 735–759.

Buckle, M., Chen, J., ve Williams, J. M. (2016). Realised higher moments: theory and practice. *The European Journal of Finance*, 22(13): 1272-1291.

Buckley, I., Saunders, D., ve Seco, L. (2008). Portfolio optimization when asset returns have the Gaussian mixture distribution. *European Journal of Operational Research*, 185(3): 1434–1461.

Byrne, P., ve Lee, S. (2004). Different risk measures: different portfolio compositions?. *Journal of Property Investment & Finance*, 22(6): 501-511.

Calafiore, G. C. (2008). Multi-period portfolio optimization with linear control policies. *Automatica*, 44(10): 2463–2473.

Callegaro, G., Di Masi, G. B., ve Runggaldier, W. J. (2006). Portfolio optimization in discontinuous markets under incomplete information. *Asia-Pacific Financial Markets*, 13(4): 373–394.

Caporin, M., Jannin, G. M., Lisi, F., ve Maillet, B. B. (2014). A survey on the four families of performance measures. *Journal of Economic Surveys*, 28(5): 917-942.

Capponi, A., ve Figueroa-López, J. E. (2014). Dynamic Portfolio Optimization with a Defaultable Security and Regime-Switching. *Mathematical Finance*, 24(2): 207-249.

Carlsson, C., ve Fullér, R. (2001). On possibilistic mean value and variance of fuzzy numbers. *Fuzzy sets and systems*, 122(2): 315-326.

Carlsson, C., Fullér, R., ve Majlender, P. (2002). A possibilistic approach to selecting portfolios with highest utility score. *Fuzzy sets and systems*, 131(1): 13-21.

Carmichael, B., Koumou, G., ve Moran, K. (2015). Unifying Portfolio Diversification Measures Using Rao's Quadratic Entropy. Working Paper. CÍRANO. Scientific Series. Montreal.

Cavichia, M. C., ve Arenales, M. N. (2000). Piecewise linear programming via interior points. *Computers and Operations Research*, 27(13): 1303–1324.

Cesarone, F., Scozzari, A., ve Tardella, F. (2013). A new method for mean-variance portfolio optimization with cardinality constraints. *Annals of Operations Research*, 205(1): 213–234.

Chang, C. T. (2005). A modified goal programming approach for the mean-absolute deviation portfolio optimization model. *Applied Mathematics and Computation*, 171(1): 567–572.

Chang, T.-J., Yang, S.-C., ve Chang, K.-J. (2009). Portfolio optimization problems in different risk measures using genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 36(7): 10529–10537.

Charnes, A. ve Cooper W.W. (1961) Management models and industrial applications of linear programming, Wiley, New York.

Charnes, A. ve Cooper, W. W. (1977). Goal programming and multiple objective optimizations: Part 1. *European Journal of Operational Research*, 1(1): 39-54.

Chekhlov, A., Uryasev, S., ve Zabarankin, M. (2005). Drawdown Measure in Portfolio Optimization. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 8(1): 13–58.

Chen, H. H. (2008). Value-at-risk efficient portfolio selection using goal programming. *Review of Pacific Basin Financial Markets and Policies*, 11(02): 187-200.

Chen, L. H., ve Huang, L. (2009). Portfolio optimization of equity mutual funds with fuzzy return rates and risks. *Expert Systems with Applications*, 36(2 PART 2): 3720–3727.

Chen, S. M., ve Chen, J. H. (2009). Fuzzy risk analysis based on ranking generalized fuzzy numbers with different heights and different spreads. *Expert Systems with Applications*, 36(3 PART 2): 6833–6842.

Chen, S. M., ve Wang, C. H. (2009). Fuzzy risk analysis based on ranking fuzzy numbers using  $\alpha$ -cuts, belief features and signal/noise ratios. *Expert Systems with Applications*, 36(3 PART 1): 5576–5581.

Chen, S.-M., ve Sanguansat, K. (2011). Analyzing fuzzy risk based on a new fuzzy ranking method between generalized fuzzy numbers. *Expert Systems with Applications*, 38(3): 2163–2171.

Chen, W. (2015). Artificial bee colony algorithm for constrained possibilistic portfolio optimization problem. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 429: 125–139.

Chen, W. P., Chung, H., Ho, K. Y., ve Hsu, T. L. (2010). Portfolio optimization models and mean–variance spanning tests. In *Handbook of Quantitative Finance and Risk Management* (pp. 165-184). Springer US. Boston.

Chen, Y., Mabu, S., ve Hirasawa, K. (2010). A model of portfolio optimization using time adapting genetic network programming. *Computers & Operations Research*, 37(10): 1697–1707.

Chen, Y., Mabu, S., ve Hirasawa, K. (2011). Genetic relation algorithm with guided mutation for the large-scale portfolio optimization. *Expert Systems with Applications*, 38(4): 3353–3363.

Chen, Y., Ohkawa, E., Mabu, S., Shimada, K., ve Hirasawa, K. (2009). A portfolio optimization model using Genetic Network Programming with control nodes. *Expert Systems with Applications*, 36(7): 10735–10745.

- Chen, Z., ve Wang, Y. (2008). Two-sided coherent risk measures and their application in realistic portfolio optimization. *Journal of Banking and Finance*, 32(12): 2667–2673.
- Chetty, R., ve Szeidl, A. (2007). Consumption commitments and risk preferences. *The Quarterly Journal of Economics*, 122(2): 831-877.
- Chopra, V., ve Ziemba, W. W.(1993). The effects of errors in means, variances, and covariance on optimal portfolio choice. *Journal of Portfolio Management*, 9(2): 6-11.
- Chunhachinda, P., Dandapani, K., Hamid, S., ve Prakash, A. J. (1997). Portfolio selection and skewness: Evidence from international stock markets. *Journal of Banking & Finance*, 21(2): 143-167.
- Ciliberti, S., Kondor, I., ve Mezard, M. (2007). On the feasibility of portfolio optimization under expected shortfall. *Quantitative Finance*, 7(4): 389–396.
- Cong, F., ve Oosterlee, C. W. (2016). Multi-period mean-variance portfolio optimization based on Monte-Carlo simulation. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 64: 23–38.
- Cont, R., Deguest, R., ve He, X. D. (2013). Loss-based risk measures. *Statistics & Risk Modeling with Applications in Finance and Insurance*, 30(2): 133-167.
- Contini, B. (1968). A stochastic approach to goal programming. *Operations Research*, 16(3): 576-586.
- Cruz, L., Fernandez, E., Gomez, C., Rivera, G., ve Perez, F. (2014). Many-objective portfolio optimization of interdependent projects with “a priori” incorporation of decision-maker preferences. *Applied Mathematics and Information Sciences*, 8(4): 1517–1531.
- Cui, X. T., Zheng, X. J., Zhu, S. S., ve Sun, X. L. (2013). Convex relaxations and MIQCQP reformulations for a class of cardinality-constrained portfolio selection problems. *Journal of Global Optimization*, 56(4): 1409–1423.

- Cumova, D., ve Nawrocki, D. (2014). Portfolio optimization in an upside potential and downside risk framework. *Journal of Economics and Business*, 71, 68–89.
- Cura, T. (2009). Particle swarm optimization approach to portfolio optimization. *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 10(4): 2396–2406.
- Cvitanić, J., ve Karatzas, I. (1992). Convex duality in constrained portfolio optimization. *The Annals of Applied Probability*, 2(4): 767-818.
- Cvitanić, J., Polimenis, V., ve Zapatero, F. (2008). Optimal portfolio allocation with higher moments. *Annals of Finance*, 4(1): 1-28.
- Çakmak, U. ve Özekici, S. (2006). Portfolio optimization in stochastic markets. *Mathematical Methods of Operations Research*, 63(1): 151–168.
- Çelikyılmaz, A. ve Türkşen, B. (2009). *Modeling Uncertainty With Fuzzy Logic With Recent Theory And Applications*. Verlag Berlin Heidelberg: Springer.
- Çelikyurt, U., ve Özekici, S. (2007). Multiperiod portfolio optimization models in stochastic markets using the mean-variance approach. *European Journal of Operational Research*, 179(1): 186–202.
- Dai, M., ve Yi, F. (2009). Finite-horizon optimal investment with transaction costs: A parabolic double obstacle problem. *Journal of Differential Equations*, 246(4): 1445–1469.
- Dai, Z., Li, D., ve Wen, F. (2012). Robust conditional value-at-risk optimization for asymmetrically distributed asset returns. *Pacific Journal of Optimization*, 8(3): 429–445.
- Dantzig, G. B., ve Infanger, G. (1993). Multi-stage stochastic linear programs for portfolio optimization. *Annals of Operations Research*, 45(1): 59-76.
- Das, S., Markowitz, H., Scheid, J., ve Statman, M. (2010). Portfolio Optimization with Mental Accounts. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 45(2): 311–334.

De Miguel, V., Garlappi, L., Nogales, F. J., ve Uppal, R. (2009). A Generalized Approach to Portfolio Optimization: Improving Performance by Constraining Portfolio Norms. *Management Science*, 55(5): 798–812.

De Miguel, V., Garlappi, L., ve Uppal, R. (2009). Optimal versus naive diversification: How inefficient is the 1/N portfolio strategy?. *Review of Financial Studies*, 22(5): 1915-1953.

De Oliveira, F. A., de Paiva, A. P., Lima, J. W. M., Balestrassi, P. P. ve Mendes, R. R. A. (2011). Portfolio optimization using Mixture Design of Experiments: Scheduling trades within electricity markets. *Energy Economics*, 33(1): 24–32.

Demirel , E (2012). *Finansal Piyasa Analizleri ve Portföy Yönetimi*. Kriter Yayınevi. İstanbul.

Demirtaş, Ö., ve Güngör, Z. (2004). Portföy yönetimi ve portföy seçimine yönelik uygulama. *Journal Of Aeronautics And Space Technologies*, 1(4): 103-109.

Deng, G.-F., Lin, W.-T., ve Lo, C.-C. (2012). Markowitz-based portfolio selection with cardinality constraints using improved particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 39(4): 4558–4566.

Dentcheva, D., ve Ruszczyński, A. (2006). Portfolio optimization with stochastic dominance constraints. *Journal of Banking & Finance*, 30(2): 433–451.

Derigs, U., ve Marzban, S. (2009). New strategies and a new paradigm for Shariah-compliant portfolio optimization. *Journal of Banking and Finance*, 33(6): 1166–1176.

Dhaene, J., Vanduffel, S., Tang, Q., Goovaerts, M., Kaas, R., ve Vyncke, D. (2004). Solvency capital, risk measures and comonotonicity: A review. K.U.Leuven - Departement Toegepaste Economische Wetenschappen.

Dhaene, J., Vanduffel, S., Goovaerts, M. J., Kaas, R., Tang, Q., ve Vyncke, D. (2006). Risk Measures and Comonotonicity: A Review. *Stochastic Models*, 22(4): 573–606.

- Di Nunno, G., Meyer-Brandis, T., Øksendal, B., ve Proske, F. (2006). Optimal portfolio for an insider in a market driven by Lévy processes. *Quantitative Finance*, 6(1): 83–94.
- DiTraglia, F. J., ve Gerlach, J. R. (2013). Portfolio selection: An extreme value approach. *Journal of Banking and Finance*, 37(2): 305–323.
- Doan, X. V., Li, X., ve Natarajan, K. (2015). Robustness to dependency in portfolio optimization using overlapping marginals. *Operations Research*, 63(6): 1468-1488.
- Dombrovskii, V. V., Dombrovskii, D. V., ve Lyashenko, E. A. (2005). Predictive control of random-parameter systems with multiplicative noise. Application to investment portfolio optimization. *Automation and Remote Control*, 66(4): 583–595.
- Dombrovskii, V. V., Dombrovskii, D. V., ve Lyashenko, E. A. (2006). Model Predictive Control of Systems with Random Dependent Parameters under Constraints and its Application to the Investment Portfolio Optimization. *Automation and Remote Control*, 67(12): 1927–1939.
- Drezewski, R., ve Siwik, L. (2008). Co-evolutionary multi-agent system for portfolio optimization. *Studies in Computational Intelligence*, 100: 271–299.
- Duncan, G. T. (1977). A matrix measure of multivariate local risk aversion. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 45: 895-903.
- Edirisinghe, N. C. P., ve Zhang, X. (2007). Generalized DEA model of fundamental analysis and its application to portfolio optimization. *Journal of Banking and Finance*, 31(11): 3311–3335.
- Ehrgott, M., Waters, C., Kasimbeyli, R., ve Ustun, O. (2009). Multiobjective Programming and Multiattribute Utility Functions in Portfolio Optimization. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 47(1): 31–42.
- Ehsan, M., Sadati, H., ve Nematian, J. (2013). Two-level linear programming for fuzzy random portfolio optimization through possibility and necessity-based model. *Procedia Economics and Finance*, 5(13): 657–666.



Ejara, D. D. (2016). Evaluating Investments Using Higher Moments. *Modern Economy*, 7(03): 320-326.

El Karoui, N., ve Meziou, A. (2006). Constrained optimization with respect to stochastic dominance: Application to portfolio insurance. *Mathematical Finance*, 16(1): 103–117.

Elmas, Ç. (2010). *Yapay Zeka Uygulamaları*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.

Elton, E. J., ve Gruber, M. J. (1997). Modern portfolio theory, 1950 to date. *Journal of Banking and Finance*, 21(11–12): 1743–1759.

Emelichev, V., Korotkov, V., & Kuzmin, K. (2010). On stability of Pareto-optimal solution of portfolio optimization problem with Savage ' s minimax risk criteria, 3(3), 35–44.

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 50: 987-1007.

Epstein, L. G. (1985). Decreasing risk aversion and mean-variance analysis. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 53: 945-961.

Ercan, M. K., ve Ban, Ü. (2005). *Değere Dayalı İşletme Finansı Finansal Yönetim*. Ankara: Gazi Kitabevi

Estrada, J. (2001). The cost of equity in emerging markets: A downside risk approach (II). *Emerging Markets Quarterly*, 5: 63-72.

Fama, E. F. (1972). Components of investment performance. *The Journal of finance*, 27(3): 551-567.

Fama, E. F., ve French, K. R. (2004). The capital asset pricing model: Theory and evidence. *The Journal of Economic Perspectives*, 18(3), 25-46.

Fang Y., Lai K.K., Wang S. (2008). Fuzzy Portfolio Optimization: Theory and Methods. Springer- Verlag Berlin Heidelberg.

Farinelli, S., ve Tibiletti, L. (2008). Sharpe thinking in asset ranking with one-sided measures. *European Journal of Operational Research*, 185(3): 1542–1547.

Farinelli, S., Ferreira, M., Rossello, D., Thoeny, M., ve Tibiletti, L. (2008). Beyond Sharpe ratio: Optimal asset allocation using different performance ratios. *Journal of Banking and Finance*, 32(10): 2057–2063.

Farinelli, S., Ferreira, M., Rossello, D., Thoeny, M., ve Tibiletti, L. (2009). Optimal asset allocation aid system: From “one-size” vs “tailor-made” performance ratio. *European Journal of Operational Research*, 192(1): 209–215.

Feinstein, C. D., ve Thapa, M. N. (1993). Notes: A Reformulation of a Mean-Absolute Deviation Portfolio Optimization Model. *Management Science*, 39(12): 1552–1553.

Filomena, T. P., ve Lejeune, M. A. (2012). Stochastic portfolio optimization with proportional transaction costs: Convex reformulations and computational experiments. *Operations Research Letters*, 40(3): 212–217.

Filomena, T. P., ve Lejeune, M. A. (2014). Warm-Start Heuristic for Stochastic Portfolio Optimization with Fixed and Proportional Transaction Costs. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 161(1): 308–329.

Fishburn, P. C. (1977). Mean-risk analysis with risk associated with below-target returns. *The American Economic Review*, 67(2): 116-126.

Fishburn, P. C., ve Burr Porter, R. (1976). Optimal portfolios with one safe and one risky asset: Effects of changes in rate of return and risk. *Management science*, 22(10): 1064-1073.

Fliege, J., ve Werner, R. (2014). Robust multiobjective optimization & applications in portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 234(2): 422–433.

- Fouque, J., Sircar, R., ve Zariphopoulou, T. (2015). Portfolio optimization and stochastic volatility asymptotics. *Mathematical Finance*, 27(3): 704-745.
- Francis, J. C. ve Kim, D. (2013). *Modern Portfolio Theory: foundations, analysis, and new developments* (Vol. 795). John Wiley & Sons.
- Freitas, F. D., De Souza, A. F., ve de Almeida, A. R. (2009). Prediction-based portfolio optimization model using neural networks. *Neurocomputing*, 72(10–12): 2155–2170.
- Freund, R. J. ve Wilson, W. J. *Statistical Methods*, 2003. Elsevier.
- Friend, I., ve Blume, M. (1970). Measurement of portfolio performance under uncertainty. *The American Economic Review*, 60(4): 561-575.
- Frittelli, M., ve Rosazza Gianin, E. (2002). Putting order in risk measures. *Journal of Banking and Finance*, 26(7): 1473–1486.
- Fu, J., Wei, J., ve Yang, H. (2014). Portfolio optimization in a regime-switching market with derivatives. *European Journal of Operational Research*, 233(1): 184–192.
- Fulga, C. (2016). Portfolio optimization under loss aversion. *European Journal of Operational Research*, 251(1): 310–322.
- Gaivoronski, A. A., ve Pflug, G. (2005). Value-at-Risk in Portfolio Optimization: Properties and Computational Approach. *Journal of Risk*, 7(2): 1–31.
- Gao, J., ve Liu, H. (2017). A Risk-Free Protection Index Model for Portfolio Selection with Entropy Constraint under an Uncertainty Framework. *Entropy*, 19(2): 1-12.
- Gilli, M., Kellezi, E., ve Hysi, H. (2006). A data-driven optimization heuristic for downside risk minimization. *Journal of Risk*, 8(3): 1–19.
- Goh, J. W., Lim, K. G., Sim, M., ve Zhang, W. (2012). Portfolio value-at-risk optimization for asymmetrically distributed asset returns. *European Journal of Operational Research*, 221(2): 397-406.

- Gondzio, J., ve Grothey, A. (2007). Solving non-linear portfolio optimization problems with the primal-dual interior point method. *European Journal of Operational Research*, 181(3): 1019–1029.
- Guastaroba, G., Mansini, R., ve Speranza, M. G. (2009). On the effectiveness of scenario generation techniques in single-period portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 192(2): 500–511.
- Gupta, P., Mehlawat, M. K., ve Mittal, G. (2012). Asset portfolio optimization using support vector machines and real-coded genetic algorithm. *Journal of Global Optimization*, 53(2): 297–315.
- Gupta, P., Mehlawat, M. K., ve Saxena, A. (2008). Asset portfolio optimization using fuzzy mathematical programming. *Information Sciences*, 178(6): 1734–1755.
- Gutjahr, W. J., ve Pichler, A. (2016). Stochastic multi-objective optimization: a survey on non-scalarizing methods. *Annals of Operations Research*, 236(2): 475–499.
- Gülpinar, N., ve Rustem, B. (2007). Worst-case robust decisions for multi-period mean-variance portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 183(3): 981–1000.
- Gülten, S., ve Ruszczyński, A. (2015). Two-stage portfolio optimization with higher-order conditional measures of risk. *Annals of Operations Research*, 229(1): 409–427.
- Hababou, M., ve Martel, J. M. (1998). A multicriteria approach for selecting a portfolio manager. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 36(3): 161-176.
- Hakansson, N. H. (1971). Multi-Period Mean-Variance Analysis: Toward A General Theory Of Portfolio Choice. *The Journal of Finance*, 26(4): 857-884.
- Hanoch, G., ve Levy, H. (1969). The efficiency analysis of choices involving risk. *The Review of Economic Studies*, 36(3): 335-346.

Harlow, W. V., ve Rao, R. K. (1989). Asset pricing in a generalized mean-lower partial moment framework: Theory and evidence. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 24(03): 285-311.

Harris, J. (2006). *Fuzzy Logic Applications In Engineering Science*. Netherlands: Springer.

Hasuike, T., Katagiri, H., ve Ishii, H. (2009). Portfolio selection problems with random fuzzy variable returns. *Fuzzy Sets and Systems*, 160(18): 2579–2596.

Hatami, A., Seifi, H., ve Sheikh-EI-Eslami, M. K. (2011). A stochastic-based decision-making framework for an electricity retailer: Time-of-use pricing and electricity portfolio optimization. *IEEE Transactions on Power Systems*, 26(4): 1808–1816.

He, F., Qu, R., ve John, R. (2015). A compromise based fuzzy goal programming approach with satisfaction function for multi-objective portfolio optimisation. *Proceedings 29<sup>th</sup> European Conference on Modelling and Simulation* pp. 161–172.

He, J., Wang, Q. G., Cheng, P., Chen, J., ve Sun, Y. (2015). Multi-Period Mean-Variance Portfolio Optimization with High-Order Coupled Asset Dynamics. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 60(5): 1320–1335.

Hoe, L. W., Zaidi, I., ve Hafizah, J. S. (2010). An empirical comparison of different risk measures in portfolio optimization. *Business and Economic Horizons*, (01): 39-45.

Holt, C. A., ve Laury, S. K. (2002). Risk aversion and incentive effects. *American Economic Review*, 92(5): 1644–1655.

Hu, W., ve Kercheval, A. N. (2010). Portfolio optimization for student t and skewed t returns. *Quantitative Finance*, 10(1): 91–105.

Huang, C. Y., Chiou, C. C., Wu, T. H., ve Yang, S. C. (2015). An integrated DEA-MODM methodology for portfolio optimization. *Operational Research*, 15(1): 115–136.

Huang, D., Zhu, S., Fabozzi, F. J., ve Fukushima, M. (2010). Portfolio selection under distributional uncertainty: A relative robust CVaR approach. *European Journal of Operational Research*, 203(1): 185–194.

Huang, X. (2007). A new perspective for optimal portfolio selection with random fuzzy returns. *Information Sciences*, 177(23): 5404–5414.

Huang, X. (2008). Mean-entropy models for fuzzy portfolio selection. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 16(4): 1096-1101.

Huang, X. (2011). Minimax mean-variance models for fuzzy portfolio selection. *Soft Computing*, 15(2), 251–260.

Huang, X. (2012). An entropy method for diversified fuzzy portfolio selection. *International Journal of Fuzzy Systems*, 14(1): 160-165.

Huberman, G., ve Ross, S. (1983). Portfolio turnpike theorems, risk aversion, and regularly varying utility functions. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 51: 1345-1361.

Huo, L., Kim, T. H., ve Kim, Y. (2012). Robust estimation of covariance and its application to portfolio optimization. *Finance Research Letters*, 9(3): 121–134.

Hübner, G. (2005). The generalized Treynor ratio. *Review of Finance*, 9(3): 415-435.

Ignizio, J. P. (1978). A review of goal programming: A tool for multiobjective analysis. *Journal of the Operational Research Society*, 29(11), 1109-1119.

Ijiri, Y. (1965). *Management Goals and Accounting for Control*, North Holland, Amsterdam.

Inuiguchi, M., ve Ramik, J. (2000). Possibilistic linear programming: a brief review of fuzzy mathematical programming and a comparison with stochastic programming in portfolio selection problem. *Fuzzy Sets and Systems*, 111: 3–28.

Iyengar, G., ve Ma, A. K. C. (2013). Fast gradient descent method for Mean-CVaR optimization. *Annals of Operations Research*, 205(1): 203–212.

İbrahim, A.M. (2004). *Fuzzy Logic for Embedded Systems Applications*. USA: Elsever Sciences.

İkiz, F., Püskülcü, H. ve Eren, Ş. (2006). *İstatistiğe giriş*. Barış Yayınları Fakülteler Kitabevi.

Jacobs, B. I., Levy, K. N., ve Markowitz, H. M. (2006). Trimability and fast optimization of long-short portfolios. *Financial Analysts Journal*, 62(2): 36–46.

Jana, P., Roy, T. K., ve Mazumder, S. K. (2007). Multi-objective mean-variance-skewness model for portfolio optimization. *Advanced Modeling and Optimization*, 9(1): 181-193.

Javanmardi, L., ve Lawryshyn, Y. (2016). A new rank dependent utility approach to model risk averse preferences in portfolio optimization. *Annals of Operations Research*, 237(1–2): 161–176.

Jensen, M. C. (1968). The performance of mutual funds in the period 1945–1964. *The Journal of finance*, 23(2): 389-416.

Jewitt, I. (1987). Risk aversion and the choice between risky prospects: the preservation of comparative statics results. *The Review of Economic Studies*, 54(1): 73-85.

Jewitt, I. (1989). Choosing between risky prospects: the characterization of comparative statics results, and location independent risk. *Management Science*, 35(1): 60-70.

Jondeau, E., Poon, S. H. ve Rockinger, M. (2007). *Financial modeling under non-Gaussian distributions*. Springer Science & Business Media.

Jondeau, E., ve Rockinger, M. (2006). Optimal portfolio allocation under higher moments. *European Financial Management*, 12(1): 29-55.

Jorion, P. (1992). Portfolio optimization in practice. *Financial Analysts Journal*, 48(1): 68-74.

Joro, T., ve Na, P. (2006). Portfolio performance evaluation in a mean-variance-skewness framework. *European Journal of Operational Research*, 175(1): 446–461.

Kabakçı, A. (2013). *Portföy Yönetimi*. İlkem Yayınevi. İzmir.

Kakouris, I., ve Rustem, B. (2014). Robust portfolio optimization with copulas. *European Journal of Operational Research*, 235(1): 28–37.

Kallberg, J. G., ve Ziemba, W. T. (1983). Comparison of alternative utility functions in portfolio selection problems. *Management Science*, 29(11): 1257-1276.

Kallsen, J., ve Muhle-Karbe, J. (2010). On using shadow prices in portfolio optimization with transaction costs. *Annals of Applied Probability*, 20(4): 1341–1358.

Karan, M. B. (2004). *Yatırım analizi ve portföy yönetimi*. Gazi Kitabevi. Ankara

Kemalbay, G. (2008) Konveks Olmayan Çok Kriterli Optimizasyon ve Portföy Seçim Problemi. *Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi*. İstanbul, 1-120.

Kemalbay, G., Özkut, C. M. ve Franko, C. (2011). Portfolio selection with higher moments: A polynomial goal programming approach to ISE-30 index. *Ekonometri ve İstatistik Dergisi*, (13): 41-61.

Kempf, A., Korn, O., ve Sabning, S. (2015). Portfolio optimization using forward-looking information. *Review of Finance*, 19(1): 467–490.

Kenneth French internet sitesi. Çevrimiçi Adres :

<http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/index.html> (erişim tarihi 1 Mart 2017)

Khemchandani, R., ve Chandra, S. (2014). Efficient trading frontier: a shortage function approach. *Optimization*, 63(10): 1533–1548.



Kim, H. Y., ve Viens, F. G. (2012). Portfolio optimization in discrete time with proportional transaction costs under stochastic volatility. *Annals of Finance*, 8(2-3): 405-425.

Kim, J. S., Kim, Y. C., ve Shin, K. Y. (2005). An algorithm for portfolio optimization problem. *Informatica*, 16(1): 93-106.

Kim, Y. S., Giacometti, R., Rachev, S. T., Fabozzi, F. J., ve Mignacca, D. (2012). Measuring financial risk and portfolio optimization with a non-Gaussian multivariate model. *Annals of Operations Research*, 201(1): 325-343.

King, A. J. (1993). Asymmetric risk measures and tracking models for portfolio optimization under uncertainty. *Annals of Operations Research*, 45(1): 165-177.

Kleindorfer, P. R., ve Li, L. (2005). Multi-period VaR-constrained portfolio optimization with applications to the electric power sector. *The Energy Journal*, 26(1): 1-26.

Kleinman, L. C., ve Norton, E. C. (2009). What's the risk? A simple approach for estimating adjusted risk measures from nonlinear models including logistic regression. *Health Services Research*, 44(1): 288–302.

Klos, A., ve Weber, M. (2006). Portfolio Choice in the Presence of Non-Tradable Income: An Experimental Analysis. *German Economic Review*, 7(4): 427-448.

Kocadağlı, O., ve Keskin, R. (2015). A novel portfolio selection model based on fuzzy goal programming with different importance and priorities. *Expert Systems with Applications*, 42(20): 6898–6912.

Kolm, P. N., Tütüncü, R., ve Fabozzi, F. J. (2014). 60 Years of portfolio optimization: Practical challenges and current trends. *European Journal of Operational Research*, 234(2): 356–371.

Kon, S. J. (1984). Models of stock returns—a comparison. *The Journal of Finance*, 39(1): 147-165.

- Konno, H., ve Koshizuka, T. (2005). Mean-absolute deviation model. *IIE Transactions*, 37(10): 893–900.
- Konno, H., ve Yamamoto, R. (2005). Global optimization versus integer programming in portfolio optimization under nonconvex transaction costs. *Journal of Global Optimization*, 32(2): 207–219.
- Konno, H., ve Yamazaki, H. (1991). Mean-absolute deviation portfolio optimization model and its applications to Tokyo stock market. *Management science*, 37(5): 519–531.
- Konno, H., Akishino, K., ve Yamamoto, R. (2005). Optimization of a long-short portfolio under nonconvex transaction cost. *Computational Optimization and Applications*, 32(1–2): 115–132.
- Konno, H., Shirakawa, H., ve Yamazaki, H. (1993). A mean-absolute deviation-skewness portfolio optimization model. *Annals of Operations Research*, 45(1): 205–220.
- Konno, H., ve Suzuki, K. I. (1995). A mean-variance-skewness portfolio optimization model. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 38(2): 173–187.
- Korn, O., ve Koziol, C. (2006). Bond Portfolio Optimization. *The Journal of Fixed Income*, 15(4): 48–60.
- Korn, R., ve Menkens, O. (2005). Worst-case scenario portfolio optimization: A new stochastic control approach. *Mathematical Methods of Operations Research*, 62(1): 123–140.
- Korn, R., ve Steffensen, M. (2007). On worst-case portfolio optimization. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 46(6): 2013–2030.
- Kraft, H., Seifried, F. T., ve Steffensen, M. (2013). Consumption-portfolio optimization with recursive utility in incomplete markets. *Finance and Stochastics*, 17(1): 161–196.

Kraus, A. ve Litzenberger, R. H. (1976). Skewness preference and the valuation of risk assets. *The Journal of Finance*, 31(4): 1085-1100.

Kremmel, T., Kubalík, J., ve Biffl, S. (2011). Software project portfolio optimization with advanced multiobjective evolutionary algorithms. *Applied Soft Computing*, 11(1): 1416–1426.

Krink, T., ve Paterlini, S. (2011). Multiobjective optimization using differential evolution for real-world portfolio optimization. *Computational Management Science*, 8(1-2): 157-179.

Krzemienowski, A. (2009). Risk preference modeling with conditional average: An application to portfolio optimization. *Annals of Operations Research*, 165(1): 67–95.

Krzemienowski, A., ve Szymczyk, S. (2016). Portfolio optimization with a copula-based extension of conditional value-at-risk. *Annals of Operations Research*, 237(1–2): 219–236.

Kullback, S., ve Leibler, R. A. (1951). On information and sufficiency. *The annals of mathematical statistics*, 22(1): 79-86.

Kumar, A., Singh, P., Kuar, P. ve Kuar, A. (2011). RM Approach For Ranking of L-R Type Generalized Fuzzy Numbers. *Soft Comput.* 15: 1373-1381.

Küçükbay, F., ve Araz, C. (2016). Portfolio selection problem: a comparison of fuzzy goal programming and linear physical programming. *An International Journal of Optimization and Control: Theories & Applications (IJOCTA)*, 6(2),:121–128.

Labbé, C., ve Heunis, A. J. (2007). Convex duality in constrained mean-variance portfolio optimization. *Advances in applied probability*, 39(01): 77-104.

Lacagnina, V., ve Pecorella, A. (2006). A stochastic soft constraints fuzzy model for a portfolio selection problem. *Fuzzy Sets and Systems*, 157(10): 1317–1327.

Lai, K. K., Wang, S. Y., Xu, J. P., Zhu, S. S., ve Fang, Y. (2002). A class of linear interval programming problems and its application to portfolio selection. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 10(6): 698–704.

- Lai, K. K., Yu, L., ve Wang, S. (2006, June). Mean-variance-skewness-kurtosis-based portfolio optimization. In *Computer and Computational Sciences, 2006. IMSCCS'06. First International Multi-Symposiums on* (Vol. 2, pp. 292-297). IEEE.
- Lai, T. L., Xing, H., ve Chen, Z. (2011). Mean-variance portfolio optimization when means and covariances are unknown. *Annals of Applied Statistics*, 5(2 A): 798–823.
- Lai, T. Y. (1991). Portfolio selection with skewness: a multiple-objective approach. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 1(3): 293-305.
- Lakner, P., ve Nygren, L. M. (2006). Portfolio optimization with downside constraints. *Mathematical Finance*, 16(2): 283–299.
- Le Thi, H. A., ve Moeini, M. (2014). Long-short portfolio optimization under cardinality constraints by difference of convex functions algorithm. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 161(1): 199-224.
- Lee, S. M. (1972). *Goal programming for decision analysis* (p. 387). Philadelphia: Auerbach.
- Lee, S. M., ve Chesser, D. L. (1980). Goal programming for portfolio selection. *The Journal of Portfolio Management*, 6(3): 22-26.
- Lee, S. M., ve Lerro, A. J. (1973). Optimizing the portfolio selection for mutual funds. *The Journal of Finance*, 28(5): 1087-1101.
- Lee, S. M., Clayton, E. R. ve Taylor, B. W. (1978). A goal programming approach to multi-period production line scheduling. *Computers & Operations Research*, 5(3): 205-211.
- Leung, M. T., Daouk, H., ve Chen, A. S. (2001). Using investment portfolio return to combine forecasts: A multiobjective approach. *European Journal of Operational Research*, 134(1): 84-102.
- Leung, P. L., Ng, H. Y., ve Wong, W. K. (2012). An improved estimation to make Markowitz's portfolio optimization theory users friendly and estimation accurate with

application on the US stock market investment. *European Journal of Operational Research*, 222(1): 85–95.

Levy, H., ve Levy, M. (2014). The benefits of differential variance-based constraints in portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 234(2): 372–381.

Li, T., Zhang, W., ve Xu, W. (2015). A fuzzy portfolio selection model with background risk. *Applied Mathematics and Computation*, 256: 505–513.

Liagkouras, K., ve Metaxiotis, K. (2014). A new Probe Guided Mutation operator and its application for solving the cardinality constrained portfolio optimization problem. *Expert Systems with Applications*, 41(14): 6274–6290.

Liao, Q., ve Li, Z. (2014). Portfolio optimization of computer and mobile botnets. *International Journal of Information Security*, 13(1): 1-14.

Liern, V., ve Vercher, E. (2002). Viability of infeasible portfolio selection problems :, 139: 178–189.

Lim, A. E. B., Shanthikumar, J. G., ve Vahn, G. Y. (2011). Conditional value-at-risk in portfolio optimization: Coherent but fragile. *Operations Research Letters*, 39(3): 163–171.

Lim, C., Sherali, H. D., ve Uryasev, S. (2010). Portfolio optimization by minimizing Conditional Value-at-Risk via nondifferentiable optimization. *Computational Optimization and Applications*, 46(3): 391–415.

Lim, T., ve Quenez, M. C. (2015). Portfolio optimization in a default model under full/partial information. *Probability in the Engineering and Informational Sciences*, 29(04): 565-587.

Lin, C. C., ve Liu, Y. T. (2008). Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots. *European Journal of Operational Research*, 185(1): 393–404.

- Lin, C. M., ve Gen, M. (2007). An effective decision-based genetic algorithm approach to multiobjective portfolio optimization problem. *Applied Mathematical Sciences*, 1(5): 201-210.
- Lin, X., Floudas, C. A., ve Kallrath, J. (2005). Global solution approach for a nonconvex MINLP problem in product portfolio optimization. *Journal of Global Optimization*, 32(3): 417–431.
- Lindberg, C. (2009). Portfolio optimization when expected stock returns are determined by exposure to risk. *Bernoulli*, 15(2): 464–474.
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The review of economics and statistics*, 47: 13-37.
- Lintner, J. (1970). The market price of risk, size of market and investor's risk aversion. *The Review of Economics and Statistics*, 52: 87-99.
- Liu, M., ve Wu, F. F. (2007). Portfolio optimization in electricity markets. *Electric Power Systems Research*, 77(8): 1000–1009.
- Liu, Q. (2009). On portfolio optimization: How and when do we benefit from high-frequency data?. *Journal of Applied Econometrics*, 24(4): 560-582.
- Liu, Q., Dang, C., ve Huang, T. (2013). A one-layer recurrent neural network for real-time portfolio optimization with probability criterion. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 43(1): 14–23.
- Liu, Q., Guo, Z., ve Wang, J. (2012). A one-layer recurrent neural network for constrained pseudoconvex optimization and its application for dynamic portfolio optimization. *Neural Networks*, 26: 99–109.
- Liu, S. T. (2011). A fuzzy modeling for fuzzy portfolio optimization. *Expert Systems with Applications*, 38(11): 13803–13809.
- Liu, Y. J., ve Zhang, W. G. (2015). A multi-period fuzzy portfolio optimization model with minimum transaction lots. *European Journal of Operational Research*, 242(3): 933–941.

- Liu, Y., ve Qin, Z. (2012). Mean semi-absolute deviation model for uncertain portfolio optimization problem. *Journal of Uncertain Systems*, 6(4): 299–307.
- Liu, Y.-J., ve Zhang, W.-G. (2013). Fuzzy portfolio optimization model under real constraints. *Insurance: Mathematics and Economics*, 53(3): 704–711.
- Lobo, M. S., Fazel, M., ve Boyd, S. (2007). Portfolio optimization with linear and fixed transaction costs. *Annals of Operations Research*, 152(1): 341–365.
- Lu, F.-Q., Huang, M., Ching, W.-K., ve Siu, T. K. (2013). Credit portfolio management using two-level particle swarm optimization. *Information Sciences*, 237: 162–175.
- Lüthi, H. J., ve Doege, J. (2005). Convex risk measures for portfolio optimization and concepts of flexibility. *Mathematical Programming*, 104(2–3): 541–559.
- Lwin, K., Qu, R., ve Kendall, G. (2014). A learning-guided multi-objective evolutionary algorithm for constrained portfolio optimization. *Applied Soft Computing*, 24: 757–772.
- Ma, Y., MacLean, L., Xu, K., ve Zhao, Y. (2011). A portfolio optimization model with regime-switching risk factors for sector exchange traded funds. *Pac J Optim*, 7(2): 281-296.
- Mainik, G., Mitov, G., ve Rüschendorf, L. (2015). Portfolio optimization for heavy-tailed assets: Extreme Risk Index vs. Markowitz. *Journal of Empirical Finance*, 32: 115-134.
- Mansini, R. (2003). LP solvable models for portfolio optimization: a classification and computational comparison. *IMA Journal of Management Mathematics*, 14(3): 187–220.
- Mansini, R., Ogryczak, W., ve Speranza, M. G. (2007). Conditional value at risk and related linear programming models for portfolio optimization. *Annals of Operations Research*, 152(1): 227–256.

Mansini, R., Ogryczak, W., ve Speranza, M. G. (2014). Twenty years of linear programming based portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 234(2), 518–535.

Mansourfar, G., Mohamad, S., ve Hassan, T. (2010). The behavior of MENA oil and non-oil producing countries in international portfolio optimization. *Quarterly Review of Economics and Finance*, 50(4): 415–423.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The journal of finance*, 7(1): 77-91.

Markowitz, H. (1959). *Portfolio Selection, Efficient Diversification of Investments*. J. Wiley.

Markowitz, H. M. (1991). Foundations of portfolio theory. *The journal of finance*, 46(2): 469-477.

Markowitz, H. M. (1999). The early history of portfolio theory: 1600-1960. *Financial Analysts Journal*, 55(4): 5-16.

Martel, J. M., Houry, N. T., ve Bergeron, M. (1988). An application of a multicriteria approach to portfolio comparisons. *Journal of the Operational Research Society*, 39(7): 617-628.

Mato, M. Á. M. (2005). Classic and modern measures of risk in fixed-income portfolio optimization. *Journal of Risk Finance*.6(5): 416–423.

Merton, R. C. (1969). Lifetime portfolio selection under uncertainty: The continuous-time case. *The review of Economics and Statistics*, 51: 247-257.

Meskarian, R., Xu, H., ve Fliege, J. (2012). Numerical methods for stochastic programs with second order dominance constraints with applications to portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 216(2): 376–385.

Michaud, R. O., ve Michaud, R. (2008). Estimation error and portfolio optimization: a resampling solution. *Journal of Investment Management*, 6(1): 8–28.

Miller, M. B. (2014). *Mathematics and Statistics for Financial Risk Management*. John Wiley & Sons.53-56.



- Miller, N., ve Ruszczyński, A. (2008). Risk-adjusted probability measures in portfolio optimization with coherent measures of risk. *European Journal of Operational Research*, 191(1): 191–204.
- Moon, Y., ve Yao, T. (2011). A robust mean absolute deviation model for portfolio optimization. *Computers and Operations Research*, 38(9): 1251–1258.
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 34: 768-783.
- Murray, W., ve Shek, H. (2012). A local relaxation method for the cardinality constrained portfolio optimization problem. *Computational Optimization and Applications*, 53(3): 681–709.
- Muthuraman, K., ve Zha, H. (2008). Simulation-Based Portfolio Optimization For Large Portfolios With Transaction Costs. *Mathematical Finance*, 18(1): 115-134.
- Najafi, A. A., ve Mushakhian, S. (2015). Multi-stage stochastic mean-semivariance-CVaR portfolio optimization under transaction costs. *Applied Mathematics and Computation*, 256: 445–458.
- Natarajan, K., Sim, M., ve Uichanco, J. (2010). Tractable robust expected utility and risk models for portfolio optimization. *Mathematical Finance*, 20(4): 695–731.
- Nguyen, T. T. (2016). Portfolio selection under higher moments using fuzzy multi-objective linear programming. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 30(4): 2139-2156.
- Niu, B., Fan, Y., Xiao, H., ve Xue, B. (2012). Bacterial foraging based approaches to portfolio optimization with liquidity risk. *Neurocomputing*, 98: 90–100.
- Ogryczak, W. (2000). Multiple criteria linear programming model for portfolio selection. *Annals of Operations Research*, 97: 143–162.
- Ogryczak, W., ve Ruszczyński, A. (1999). From stochastic dominance to mean risk models: Semiderivations and risk measures. *European Journal of Operational Research*, 116: 33–50.

Ogryczak, W., ve Śliwiński, T. (2011). On solving the dual for portfolio selection by optimizing Conditional Value at Risk. *Computational Optimization and Applications*, 50(3): 591–595.

Oh, K. J., Kim, T. Y., ve Min, S. (2005). Using genetic algorithm to support portfolio optimization for index fund management. *Expert Systems with Applications*, 28(2): 371–379.

Øksendal, B., ve Sulem, A. (2011). Portfolio optimization under model uncertainty and BSDE games. *Quantitative Finance*, 11(11): 1665–1674.

Ortobelli, S., Rachev, S. T., Stoyanov, S., Fabozzi, F. J., ve Biglova, A. (2005). The proper use of risk measures in portfolio theory. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 8(8): 1107–1133.

Östermark, R. (1996). A fuzzy control model (FCM) for dynamic portfolio management. *Fuzzy Sets and Systems*, 78(3): 243–254.

Özkan, M.M. (2003). *Bulanık Hedef Programlama*. Bursa: Ekin Kitapevi

Pala, O. (2013). *Bulanık Mantık ve Çok Kriterli Karar Verme Uygulaması*, Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir.

Pala, O., ve Aksaraylı, M. (2016). Bulanık Hedef Programlama Tabanlı Yüksek Dereceden Momentlerle Bist 30 Endeksinde Portföy Seçimi. Sosyal Bilimler Metinleri. Aralık ICOMEP Özel Sayısı. 98-113.

Palczewski, J., Poulsen, R., Schenk-Hoppé, K. R., ve Wang, H. (2015). Dynamic portfolio optimization with transaction costs and state-dependent drift. *European Journal of Operational Research*, 243(3): 921–931.

Pang, T. (2006). Stochastic portfolio optimization with Log utility. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 9(6): 869–887.

Pantaleo, E., Tumminello, M., Lillo, F., ve Mantegna, R. N. (2010). When do improved covariance matrix estimators enhance portfolio optimization? An empirical comparative study of nine estimators. *Quantitative Finance*, 11(7): 1067-1080.

Papahristodoulou, C., ve Dotzauer, E. (2004). Optimal portfolios using linear programming models. *Journal of the Operational Research Society*, 55(11): 1169–1177.

Papp, G., Pafka, S., Nowak, M. A., ve Kondor, I. (2005). Random matrix filtering in portfolio optimization. *Acta Physica Polonica B*, 36(9): 2757–2765.

Parpas, P., Rustem, B., ve Pistikopoulos, E. N. (2006). Linearly constrained global optimization and stochastic differential equations. *Journal of Global Optimization*, 36(2): 191-217.

Peiro, A. (1999). Skewness in financial returns. *Journal of Banking & Finance*, 23(6): 847-862.

Pezier, J., ve White, A. (2006). *The relative merits of investable hedge fund indices and of funds of hedge funds in optimal passive portfolios* (No. icma-dp2006-10). Henley Business School, Reading University. 1-32.

Philippatos, G. C., ve Wilson, C. J. (1972). Entropy, market risk, and the selection of efficient portfolios. *Applied Economics*, 4(3): 209-220.

Pirvu, T. A. (2007). Portfolio optimization under the Value-at-Risk constraint. *Quantitative Finance*, 7(2): 125–136.

Pirvu, T. A., ve Schulze, K. (2012). Multi-stock portfolio optimization under prospect theory. *Mathematics and financial economics*, 6(4): 337-362.

Pla-Santamaria, D., ve Bravo, M. (2013). Portfolio optimization based on downside risk: A mean-semivariance efficient frontier from Dow Jones blue chips. *Annals of Operations Research*, 205(1): 189–201.

Polak, G. G., Rogers, D. F., ve Sweeney, D. J. (2010). Risk management strategies via minimax portfolio optimization. *European Journal of Operational Research*, 207(1): 409–419.

Ponsich, A., Jaimes, A. L., ve Coello, C. A. C. (2013). A survey on multiobjective evolutionary algorithms for the solution of the portfolio optimization problem and

other finance and economics applications. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 17(3): 321–344.

Post, T., ve van Vliet, P. (2006). Downside risk and asset pricing. *Journal of Banking and Finance*, 30(3): 823–849.

Prakash, A. J., Chang, C. H., ve Pactwa, T. E. (2003). Selecting a portfolio with skewness: Recent evidence from US, European, and Latin American equity markets. *Journal of Banking & Finance*, 27(7): 1375-1390.

Pratt, J. W. (1964). Risk aversion in the small and in the large. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 32: 122-136.

Price, K., Price, B., ve Nantell, T. J. (1982). Variance and Lower Partial Moment Measures of Systematic Risk: Some Analytical and Empirical Results. *The Journal of Finance*, 37(3): 843–855.

Qin, Z. (2015). Mean-variance model for portfolio optimization problem in the simultaneous presence of random and uncertain returns. *European Journal of Operational Research*, 245(2): 480–488.

Qin, Z. (2017). Random fuzzy mean-absolute deviation models for portfolio optimization problem with hybrid uncertainty. *Applied Soft Computing*, 56: 597-603.

Qin, Z., Li, X., ve Ji, X. (2009). Portfolio selection based on fuzzy cross-entropy. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 228(1): 139–149.

Rachev, S., Ortobelli, S., Stoyanov, S., Fabozzi, F. J., ve Biglova, A. (2008). Desirable properties of an ideal risk measure in portfolio theory. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 11(01): 19-54.

Raei, R., ve Jahromi, M. (2012). Portfolio optimization using a hybrid of fuzzy ANP, VIKOR and TOPSIS. *Management Science Letters*, 2(7): 2473–2484.

Ray, A., ve Majumder, S. K. (2018). Multi objective mean–variance–skewness model with Burg’s entropy and fuzzy return for portfolio optimization. *OPSEARCH*, 55(1): 107-133.

Reveiz, A., ve León, C. (2008). Efficient Portfolio Optimization in the Wealth Creation and Maximum Drawdown Space. *Borradores de Economía*, (5): 1–23.

Rieder, U., ve Bäuerle, N. (2005). Portfolio optimization with unobservable Markov-modulated drift process. *Journal of Applied Probability*, 42(02): 362-378.

Rodriguez-Moreno, M., ve Perra, J. I. (2013). Systemic risk measures: The simpler the better? *Journal of Banking and Finance*, 37(6): 1817–1831.

Rommelfanger, H. (1996). Fuzzy linear programming and applications. *European Journal of Operational Research*, 92(3): 512–527.

Ross, T.J. (2004). *Fuzzy Logic With Engineering Applications*. England: John Wiley & Sons, Ltd.

Roy, A. D. (1952). Safety first and the holding of assets, *Econometrica* 20 (3): 431–449.

Rubinstein, M. E. (1973). A mean-variance synthesis of corporate financial theory. *The Journal of Finance*, 28(1): 167-181.

Rutkowska, A. (2016). Influence of membership function's shape on portfolio optimization results. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 6(1): 45-54.

Ryoo, H. S. (2007). A compact mean-variance-skewness model for large-scale portfolio optimization and its application to the NYSE market. *Journal of the Operational Research Society*, 58(4): 505–515.

Saaty, T. L., Rogers, P. C., ve Pell, R. (1980). Portfolio selection through hierarchies. *The journal of portfolio management*, 6(3): 16-21.

Saborido, R., Ruiz, A. B., Bermudez, J. D., Vercher, E., ve Luque, M. (2016). Evolutionary multi-objective optimization algorithms for fuzzy portfolio selection. *Applied Soft Computing Journal*, 39: 48–63.

Sadjadi, S. J., Gharakhani, M., ve Safari, E. (2012). Robust optimization framework for cardinality constrained portfolio problem. *Applied Soft Computing Journal*, 12(1): 91–99.

Samuelson, P. A. (1970). The fundamental approximation theorem of portfolio analysis in terms of means, variances and higher moments. *The Review of Economic Studies*, 37(4): 537-542.

Saraçoğlu, B., ve Çevik, F. (1995). *Matematiksel istatistik: olasılık ve önemli dağılımlar*. Teori Yayınları.

Sawik, B. (2008). A three stage lexicographic approach for multi-criteria portfolio optimization by mixed integer programming. *Przeglad Elektrotechniczny*, 84(9): 108–112.

Schafer, R., Nilsson, N. F., ve Guhr, T. (2010). Power mapping with dynamical adjustment for improved portfolio optimization. *Quantitative Finance*, 10(1): 107–119.

Schied, A., Follmer, H., ve Weber, S. (2009). Robust Preferences and Robust Portfolio Choice. *Handbook of Numerical Analysis*, 15: 29–87.

Scott, R. C., ve Horvath, P. A. (1980). On the direction of preference for moments of higher order than the variance. *The Journal of Finance*, 35(4): 915-919.

Sen, S., ve Higle, J. L. (1999). An Introductory Tutorial on Stochastic Linear Programming Models. *Interfaces*, 29(4): 33–61.

Sen, S., Yu, L., ve Genc, T. (2006). A Stochastic Programming Approach to Power Portfolio Optimization. *Operations Research*, 54(1): 55–72.

Serban, F., Stefanescu, V., ve Ferrara, M. (2013). Portfolio optimization in the framework mean-variance-VaR. *Econ Comput Econ Cybern Stud Res*, 1: 61-79.

Sereda, E. N., Bronshtein, E. M., Rachev, S. T., Fabozzi, F. J., Sun, E. W., ve Stoyanov, S. V. (2010). Distortion risk measures in portfolio optimization. *Handbook of Portfolio Construction*, Springer, Boston, MA. 649–673.

Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*, 27: 379–423.

Sharma, A., ve Mehra, A. (2017). Financial analysis based sectoral portfolio optimization under second order stochastic dominance. *Annals of Operations Research*, 256(1): 171-197.

Sharpe, W. F. (1963). A simplified model for portfolio analysis. *Management science*, 9(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.

Sharpe, W. F. (1971). A Linear Programming Approximation for the General Portfolio Analysis Problem. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 6(5): 1263–1275.

Shefrin, H., ve Statman, M. (2000). Behavioral portfolio theory. *Journal of financial and quantitative analysis*, 35(02): 127-151.

Sihem, M., ve Slaheddine, H. (2014). The Impact of Higher Order Moments on Market Risk Assessment. *Procedia Economics and Finance*, 13: 143-153.

Simaan, Y. (1997). Estimation risk in portfolio selection: the mean variance model versus the mean absolute deviation model. *Management science*, 43(10): 1437-1446.

Sivanandam, S.N., Sumathi, S. ve Deepa, S.N. (2007). *Introduction To Fuzzy Logic Using Matlab*. Verlag Berlin Heidelberg: Springer.

Solatikia, F., Kiliç, E., ve Weber, G. W. (2014). Fuzzy optimization for portfolio selection based on Embedding Theorem in Fuzzy Normed Linear Spaces. *Organizacija*, 47(2): 90–97.

Soleimani, H., Golmakani, H. R., ve Salimi, M. H. (2009). Markowitz-based portfolio selection with minimum transaction lots, cardinality constraints and regarding sector capitalization using genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 36(3 PART 1): 5058–5063.

Steinbach, M. C. (2001). Markowitz revisited: Mean-variance models in financial portfolio analysis. *SIAM review*, 43(1), 31-85.

Steuer, R. E., ve Na, P. (2003). Multiple criteria decision making combined with finance: A categorized bibliographic study. *European Journal of operational research*, 150(3): 496-515.

Steuer, R. E., Qi, Y., ve Hirschberger, M. (2006). Portfolio Optimization: New Capabilities and Future Methods. *Zeitschrift Für Betriebswirtschaft*, 76(2): 1–29.

Still, S., ve Kondor, I. (2010). Regularizing portfolio optimization. *New Journal of Physics*, 12(7): 1-15.

Stone, B. K. (1973). A linear programming formulation of the general portfolio selection problem. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 8(4): 621-636.

Subbu, R., Bonissone, P. P., Eklund, N., Bollapragada, S., ve Chalermkraivuth, K. (2005). Multiobjective financial portfolio design: a hybrid evolutionary approach. *2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2: 1722–1729.

Sun, J., Fang, W., Wu, X., Lai, C. H., ve Xu, W. (2011). Solving the multi-stage portfolio optimization problem with a novel particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 38(6): 6727–6735.

Szegö, G. (2002). Measures of risk. *Journal of Banking & finance*, 26(7): 1253-1272.

Şen, Z. (2009). *Bulanık Mantık İlkeleri ve Modelleme*. İstanbul: Su Vakfı Yayınları.

Tamiz, M., Jones, D. ve Romero, C. (1998). Goal programming for decision making: An overview of the current state-of-the-art. *European Journal of operational research*, 111(3), 569-581.



Tanaka, H., ve Guo, P. (1999). Portfolio selection based on upper and lower exponential possibility distributions. *European Journal of Operational Research*, 114(1): 115–126.

Tayi, G. K., ve Leonard, P. A. (1988). Bank balance-sheet management: An alternative multi-objective model. *Journal of the Operational Research Society*, 39(4): 401-410.

Tiryaki, F., ve Ahlatcioglu, B. (2009). Fuzzy portfolio selection using fuzzy analytic hierarchy process. *Information Sciences*, 179(1–2): 53–69.

Tiryaki, F., ve Ahlatcioglu, M. (2005). Fuzzy stock selection using a new fuzzy ranking and weighting algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, 170(1): 144–157.

Tiwari, R.N., Dharmar, S. ve Rao, J.R. (1987). Fuzzy Goal Programming- An Additive Model. *Fuzzy Sets and Systems*. 24: 27-34.

Tobin, J. (1958). Liquidity preference as behavior towards risk. *The review of economic studies*, 25(2): 65-86.

Tola, V., Lillo, F., Gallegati, M., ve Mantegna, R. N. (2008). Cluster analysis for portfolio optimization. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 32(1), 235–258.

Tong, X., Qi, L., Wu, F., ve Zhou, H. (2010). A smoothing method for solving portfolio optimization with CVaR and applications in allocation of generation asset. *Applied Mathematics and Computation*, 216(6): 1723–1740.

Treynor, J. L. (1965). How to rate management of investment funds. *Harvard business review*, 43(1): 63-75.

Triantaphyllou, E. (2000) Multi-criteria decision making methods: a comparative study.. *Netherlands: Kluwer Academic Publishers*.

Tuba, M., ve Bacanin, N. (2014a). Artificial bee colony algorithm hybridized with firefly algorithm for cardinality constrained mean-variance portfolio selection problem. *Applied Mathematics and Information Sciences*, 8(6), 2831–2844.

Şakar, C. T., ve Köksalan, M. (2013). A stochastic programming approach to multicriteria portfolio optimization. *Journal of Global Optimization*, 57(2): 299–314.

Uğur, B.G. (2006). *Çok Amaçlı Bulanık Transport Probleminin Genişleme Prensipleriyle Çözülmesi*, (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi), İstanbul: Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Uryasev, S. (2000). Conditional value-at-risk: Optimization algorithms and applications. In *Computational Intelligence for Financial Engineering, 2000.(CIFER) Proceedings of the IEEE/IAFE/INFORMS 2000 Conference on* (pp. 49-57). IEEE.

Usta, I., ve Kantar, Y. M. (2011). Mean-variance-skewness-entropy measures: A multi-objective approach for portfolio selection. *Entropy*, 13(1): 117-133.

Usta, Öcal. *İşletme Finansı ve Finansal Yönetim*. Ankara: Detay Yayıncılık, 2005.

Utz, S., Wimmer, M., Hirschberger, M., ve Steuer, R. E. (2014). Tri-criterion inverse portfolio optimization with application to socially responsible mutual funds. *European Journal of Operational Research*, 234(2): 491–498.

Üstün, O., ve Kasimbeyli, R. (2012). Combined forecasts in portfolio optimization: A generalized approach. *Computers and Operations Research*, 39(4): 805–819.

Varga-Haszonits, I., Caccioli, F., ve Kondor, I. (2016). Replica approach to mean-variance portfolio optimization, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 2016(12): 12-34

Vasicek, O. (1977). An equilibrium characterization of the term structure. *Journal of financial economics*, 5(2): 177-188.

Vercher, E. (2008). Portfolios with fuzzy returns: Selection strategies based on semi-infinite programming. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 217(2): 381–393.

Vercher, E., ve Bermúdez, J. D. (2015). Portfolio optimization using a credibility mean-absolute semi-deviation model. *Expert Systems with Applications*, 42(20): 7121–7131.

- Vercher, E., Bermúdez, J. D., ve Segura, J. V. (2007). Fuzzy portfolio optimization under downside risk measures. *Fuzzy Sets and Systems*, 158(7): 769–782.
- Vetschera, R., ve De Almeida, A. T. (2012). A PROMETHEE-based approach to portfolio selection problems. *Computers & Operations Research*, 39(5): 1010-1020.
- Wang, S., ve Zhu, S. (2002). On fuzzy portfolio selection problems. *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 1(4): 361-377.
- Wang, S., Chen, J., Wee, H., ve Wang, K. (2006). Non-linear Stochastic Optimization Using Genetic Algorithm for Portfolio Selection. *International Journal of Operations Research*, 3(1): 16–22.
- Wang, S., ve Xia, Y. (2002). *Portfolio selection and asset pricing* (Vol. 514). Springer Science & Business Media.
- Wang, Z., Glynn, P. W., ve Ye, Y. (2016). Likelihood robust optimization for data-driven problems. *Computational Management Science*, 13(2): 241-261.
- Wang, Z., Liu, S., ve Kong, X. (2012). Artificial bee colony algorithm for portfolio optimization problems. *International Journal of Advancements in Computing Technology*, 4(4): 8-16.
- Westfall, P. H. (2014). Kurtosis as peakedness, 1905–2014. RIP. *The American Statistician*, 68(3): 191-195.
- Würtz, D., Chalabi, Y., Chen, W., ve Ellis, A. (2009). *Portfolio optimization with R/Rmetrics*. Rmetrics.
- Xia, J., ve Yan, J. A. (2006). Markowitz's portfolio optimization in an incomplete market. *Mathematical Finance*, 16(1): 203–216.
- Xidonas, P., ve Mavrotas, G. (2014). Multiobjective portfolio optimization with non-convex policy constraints: Evidence from the Eurostoxx 50. *The European Journal of Finance*, 20(11): 957-977.

Xu, F., Lu, Z., ve Xu, Z. (2016). An efficient optimization approach for a cardinality-constrained index tracking problem. *Optimization Methods and Software*, 31(2): 258-271.

Xu, J., Luh, P. B., White, F. B., Ni, E., ve Kasiviswanathan, K. (2006). Power Portfolio Optimization in Deregulated Electricity Markets With Risk Management. *IEEE Transactions on Power Systems*, 21(4): 1653–1662.

Yager, R. R. (1995). Measures of entropy and fuzziness related to aggregation operators. *Information Sciences*, 82(3-4): 147-166.

Yamane, T. (2001). Temel Örnekleme Yöntemleri. (İngilizceden Çeviren: Alptekin ESİN, M. Akif BAKIR, Celal AYDIN ve Esen GÜRBÜZSEL). İstanbul: Literatür Yayıncılık.

Yang, J., ve Qiu, W. (2005). A measure of risk and a decision-making model based on expected utility and entropy. *European Journal of Operational Research*, 164(3): 792-799.

Yang, X. (2006). Improving portfolio efficiency: A Genetic Algorithm approach. *Computational Economics*, 28(1): 1–14.

Yang, Y., Rubio, F., Scutari, G., ve Palomar, D. P. (2013). Multi-portfolio optimization: A potential game approach. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 61(22): 5590-5602.

Yau, S., Kwon, R. H., Scott Rogers, J., ve Wu, D. (2011). Financial and operational decisions in the electricity sector: Contract portfolio optimization with the conditional value-at-risk criterion. *International Journal of Production Economics*, 134(1): 67–77.

Yen, Y. M., ve Yen, T. J. (2014). Solving norm constrained portfolio optimization via coordinate-wise descent algorithms. *Computational Statistics and Data Analysis*, 76: 737–759.

Yiu, K. F. C. (2004). Optimal portfolios under a value-at-risk constraint. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 28(7): 1317–1334.

- Young, M. R. (1998). A Minimax Portfolio Selection Rule with Linear Programming Solution. *Management Science*, 44(5): 673–683.
- Yu, J. R., Lee, W. Y., ve Chiou, W. J. P. (2014). Diversified portfolios with different entropy measures. *Applied Mathematics and Computation*, 241: 47-63.
- Yu, M., Takahashi, S., Inoue, H., ve Wang, S. (2010). Dynamic portfolio optimization with risk control for absolute deviation model. *European Journal of Operational Research*, 201(2): 349–364.
- Yue, W., ve Wang, Y. (2017). A new fuzzy multi-objective higher order moment portfolio selection model for diversified portfolios. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 465: 124-140.
- Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*. 8: 338-353.
- Zadeh, L.A. (1988). Fuzzy Logic. *IEEE Computer*. 21(4): 83-93.
- Zakamouline, V. I. (2005). A unified approach to portfolio optimization with linear transaction costs. *Mathematical Methods of Operations Research*, 62(2): 319–343.
- Zakamouline, V., ve Koekebakker, S. (2009). Portfolio performance evaluation with generalized Sharpe ratios: Beyond the mean and variance. *Journal of Banking and Finance*, 33(7): 1242–1254.
- Zhang, W.-G., Liu, Y.-J., ve Xu, W.-J. (2014). A new fuzzy programming approach for multi-period portfolio optimization with return demand and risk control. *Fuzzy Sets and Systems*, 246: 107–126.
- Zhang, X., Zhang, W. G., ve Xu, W. J. (2011). An optimization model of the portfolio adjusting problem with fuzzy return and a SMO algorithm. *Expert Systems with Applications*, 38(4): 3069–3074.
- Zhou, R., Cai, R., ve Tong, G. (2013). Applications of entropy in finance: A review. *Entropy*, 15(11): 4909-4931.

Zhu, H., Wang, Y., Wang, K., ve Chen, Y. (2011). Particle Swarm Optimization (PSO) for the constrained portfolio optimization problem. *Expert Systems with Applications*, 38(8): 10161–10169.

Zhu, S., ve Fukushima, M. (2009). Worst-case conditional value-at-risk with application to robust portfolio management. *Operations research*, 57(5): 1155-1168.

Zopounidis, C., ve Doumpos, M. (2002). Multi-criteria decision aid in financial decision making: methodologies and literature review. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 11(4-5): 167-186.

Zopounidis, C., ve Doumpos, M. (2013). Multicriteria decision systems for financial problems. *Top*, 21(2): 241–261.

Zopounidis, C., Doumpos, M., ve Zanakis, S. (1999). Stock evaluation using a preference disaggregation methodology. *Decision Sciences*, 30(2): 313-336.

Zymler, S., Rustem, B., ve Kuhn, D. (2011). Robust portfolio optimization with derivative insurance guarantees. *European Journal of Operational Research*, 210(2): 410–424.