T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ-CERRAHPAŞA
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MARKOWİTZ PORTFOLYO OPTİMİZASYONU MODELİNİN ÖZGÜN META-SEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI İLE ÇÖZÜMÜ

YUNUS ARDIÇOĞLU

DANIŞMAN
DOÇ.DR. TARIK KÜÇÜKDENİZ

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ PROGRAMI

İSTANBUL-2019

T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ-CERRAHPAŞA
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MARKOWİTZ PORTFOLYO OPTİMİZASYONU MODELİNİN ÖZGÜN META-SEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI İLE ÇÖZÜMÜ

YUNUS ARDIÇOĞLU

DANIŞMAN
DOÇ.DR. TARIK KÜÇÜKDENİZ

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ PROGRAMI

İSTANBUL-2019

Bu çalışma 19.06.2019 Tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Endüstri Mühendisliği Programı Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

TEZ JÜRİSİ

Doç. Dr. Tarık KÜÇÜKDENİZ (Danışman)
İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi

Prof. Dr. Şükrü Alp BARAY
İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa
Mühendislik Fakültesi

Dr.Öğr.Üyesi Zeynep GERGİN
İstanbul Kültür Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

20.04.2016 tarihli Resmi Gazete'de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince; Bu Lisansüstü teze, İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa'nın abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Lisansüstü Eğitim Enstitüsü'nün belirlemiş olduğu ölçütlere uygun rapor alınmıştır.

ÖNSÖZ

Yüksek lisans öğrenimim sırasında ve tez çalışmalarım boyunca gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam Doç.Dr. Tarık KÜÇÜKDENİZ'E en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Ayrıca hayatımın her döneminde benden desteklerini esirgemeyen aileme teşekkürlerimi sunarım.

Haziran, 2019 Yunus ARDIÇOĞLU

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ ..... **i**

İÇİNDEKİLER ..... **ii**

ŞEKİL LİSTESİ ..... **iv**

TABLO LİSTESİ ..... **v**

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ ..... **vi**

ÖZET ..... **vii**

SUMMARY ..... **ix**

1. GİRİŞ **1**

2. GENEL KISIMLAR **3**

2.1. PORTFOLYO NEDİR? 3

2.2. PORTFOLYO OPTİMİZASYONU 4

2.3 YATIRIM FONLARI 6

2.4. MARKOWİTZ PORTFOLYO OPTİMİZASYON MODELİ 7

2.5. FON DAĞITIMI OPTİMİZASYON MODELİ 17

2.6. META-SEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI 19

2.6.1 Optimizasyon Algoritmaları 20

2.6.2. Meta-Sezgisel Algoritmaların Özellikleri 22

2.6.3. Meta-Sezgisel Algoritaların Tarihçesi 22

2.6.4. Çalışmada Kullanılan Meta-Sezgisel Algoritmalar 24

2.6.4.1. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) 24

2.6.4.2. Genetik Algoritma 25

2.6.4.3. Vekil Optimizasyon Algoritması 28

2.6.4.4. Kalıp Arama Optimizasyonu 29

3. MALZEME VE YÖNTEM **31**

3.1. YÖNTEM HAKKINDA BİLGİ 31

3.2. YATIRIM ALTERNATİFLERİ 32

3.2.1. Altın 33

3.2.2. Amerikan Doları ... 33
3.2.3. Euro ... 33
3.2.4. Japon Yeni ... 33
3.2.5. BitCoin ... 34
3.2.6. BIST 100 ve BIST 30 ... 34
3.2.7. Hükümet Bonosu ... 34
3.2.8. Bimeks Hisseleri ... 35
3.2.9. ASELSAN Hisseleri ... 35
3.2.10. Brent Petrol ... 35
3.3. VERİLERİN TOPLANMASI ... 35
3.4. FONLARIN OLUŞTURULMASI ... 44
4. BULGULAR ... 45
4.1. UYGULAMA ... 45
4.1.1. Kodlarda Kullanılan Paremetreler ... 46
4.1.1.1. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) ... 46
4.1.1.2. Kalıp Arama Algoritması (PSA) ... 47
4.1.1.3. Genetik Algoritma (GA) ... 47
4.1.1.4. Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) ... 47
4.2. MARKOWİTZ PORTFOLYO DAĞILIMI SONUÇLARI ... 47
4.2.1. Risk-Getiri Grafikleri ... 49
4.2.1.1. Kalıp Arama Algoritması Risk-Getiri Grafikleri ... 49
4.2.1.2. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu Risk-Getiri Grafikleri ... 51
4.2.1.3. Vekil Optimizasyon Algoritması Risk-Getiri Grafikleri ... 53
4.2.1.4. Genetik Algoritma Risk-Getiri Grafikleri ... 55
4.3. MARKOWİTZ SONUÇLARININ FONLARA DAĞITIMI ... 58
4.3.1. Fon Dağılımları ... 59
4.4. TEK TİP YATIRIM ALTERNATİFİ İLE EDİNİLEN SONUÇLAR ... 69
5. TARTIŞMA VE SONUÇ ... 71
KAYNAKLAR ... 75
ÖZGEÇMİŞ ... 82

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1. PSO Süreci……...…..40

Şekil 2.2. Genetik Algoritma (başlangıç popülasyonu ve lokasyonları)……...43

Şekil 2.3. Genetik Algoritma(final lokasyonları)…….…….....43

Şekil 3.1. BIST 100 ve BIST 30 Yıllara Göre Grafiği……..….57

Şekil 3.2. Dolar, Euro, Japon Yeni ve Bimeks Hisselerinin Yıllara Göre Grafiği…….…57

Şekil 3.3. Altın, Hükümet Bonosu, Brent Petrol ve Aselsan Hisselerinin Yıllara Göre Grafiği....58

Şekil 3.4. Bitcoin Fiyatlarının Yıllara Göre Grafiği…….…..58

TABLO LİSTESİ

Tablo 3.1. Yatırım Alternatifleri Verileri……...……...51
Tablo 3.2. Yatırım Alternatifleri Verileri-2……...54
Tablo 3.3. Yatırım Fonları…….59
Tablo 4.1. Yatırım Alternatiflerinin Yıllara Göre Değerleri ve Önceki Yıla Göre Değişimleri...60
Tablo 4.2. Yatırım Alternatiflerinin Yıllara Göre Değerleri ve Önceki Yıla Göre Değişimleri2..61
Tablo 4.3. Yıllık Mevduat Faizleri ve Getirileri……61
Tablo 4.4. Markowitz Sonuçlarının Toplu Hali…….……..……..63
Tablo 4.5. Fonlara Dağıtıldıktan Sonraki Sonuçların Toplu Hali…….…73
Tablo 4.6. Algoritmaların Yıllara Göre Kar Oranları ve Mevduat Getirisine Göre Yüzdeleri (Markowitz Portfolyo Dağılımı)…….82
Tablo 4.7. Algoritmaların Yıllara Göre Kar Oranları ve Mevduat Getirisine Göre Yüzdeleri (Markowitz&Fon Dağıtımı)…….83
Tablo 4.8.Tüm Yılların Ortalama Kar Oranı ve Kar Miktarı (Markowitz&Fon Dağıtımı)…….84
Tablo 4.9.Tüm Yılların Ortalama Kar Oranı ve Kar Miktarı (Markowitz Portfolyo Dağılım……..84
Tablo 4.10. Tek Tip Yatırım İle Edinilecek Toplam Varlıklar-1……..…….…...85
Tablo 4.11. Tek Tip Yatırım İle Edinilecek Toplam Varlıklar-2……..85
Tablo 4.12. Yıllara Göre Tek Tip İle Edinilen Varlığın Mevduat Getiri Yüzdesine Göre Oranı..85

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Kısaltmalar	Açıklama
PSO	**:** Parçacık Sürü Optimizasyonu
PSA	**:** Kalıp Arama Algoritması
GA	**:** Genetik Algoritma
SOA	**:** Vekil Optimizasyon Algoritması

…….. …….. ……..

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MARKOWİTZ PORTFOLYO OPTİMİZASYON MODELİNİN ÖZGÜN META-SEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI İLE ÇÖZÜMÜ

Yunus ARDIÇOĞLU

İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç.Dr. Tarık KÜÇÜKDENİZ

Günümüzde, kişiler ve kuruluşlar likit varlıklarını hemen harcamak yerine ileriye dönük yatırım yapmaktadırlar. Bu tutumun nedeni, geleceğe para taşıma isteğidir. Bu nedenle, para sahipleri nereye yatırım yapacakları konusunda karar vermelidir. Bu karara etki eden iki önemli faktör vardır; getiri oranı ve maruz kalınan risk. Bu faktörler ışığında doğru yere yatırım yapmak için portfolyo optimizasyon yöntemleri kullanılır.

Bu çalışmada başlangıç olarak portfolyo ve portfolyo optimizasyonu hakkında bilgi verilmiş ve daha sonra portfolyo optimizasyonu yaklaşımlarından biri olan Markowitz modeli detaylı bir biçimde incelenmiştir. Sonrasında Markowitz modeli sonuçlarını fonlara dağıtabilmek için kullanılan ikinci bir optimizasyon modeli açıklanmıştır. Portfolyo optimizasyonu modelleri varlık bazlı olarak çalışır fakat bireysel emeklilik gibi sistemlerde fon sepeti oluşturmak gerektiği için Markowitz çözümünün üzerine bir fon karması seçimi yapılması gerektiğinden, bunun için ikinci bir optimizasyon modeli gerekmektedir. Devamında meta-sezgisel algoritmalara değinilmiş ve bu çalışmada uygulanacak olan portfolyo optimizasyonunda kullanılan Parçacık Sürü

Optimizasyonu (PSO), Kalıp Arama Algoritması (PSA), Genetik Algoritma (GA) ve Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) meta-sezgisel algoritmaları ayrıntıları ile açıklanmıştır.

Daha sonra vaka çalışması olarak, 11 farklı yatırım alternatifi ve 7 farklı fon belirlenmiş ve bu yatırım alternatiflerinin 2009 yılından 2017 yılına kadar olan değerleri aylık olarak edinilmiştir. Edinilen bu aylık değerlerle birlikte aylık değişim miktarları da hesaplanmıştır. 2015, 2016, 2017 yıllarının başlarında ve 2017 yılının Kasım ayında 1 sene sabit kalacak şekilde yatırım yapılacakmış gibi farklı meta-sezgisel optimizasyon yöntemleri ile Markowitz modeli çözülmüş ve sonuçlar ikinci optimizasyon modeli ile fonlara adapte edilerek farklı açılardan ele alınarak incelenmiştir. Yani çalışmada iki seviyeli optimizasyon kullanılmıştır. Yöntemlerden edinilen sonuçların da kendi aralarında yapılan karşılaştırmalarına göre hangi yöntemin daha iyi sonuç verdiği belirlenmeye çalışılmıştır.

....

Haziran 2019, 94 sayfa.

Anahtar Kelimeler: Portfolyo Optimizasyonu, Meta-Sezgisel Algoritmalar, Markowitz

SUMMARY

M.Sc. THESIS

SOLUTION OF MARKOWITZ PORTFOLIO OPTIMIZATION MODEL WITH NOVEL METAHEURISTIC OPTIMIZATION ALGORITHMS

Yunus ARDIÇOĞLU

Istanbul University-Cerrahpaşa

Institute of Graduate Studies

Department of Industrial Engineering

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Tarık KÜÇÜKDENİZ

Nowadays, individuals and organizations are investing prospectively instead of spending their liquid assets immediately. The reason for this attitude is the desire to carry money into the future. For this reason, money holders should decide where to invest. At this point, there are two important factors to determine the decision; rate of return and risk. In the light of these factors, we use portfolio optimization to invest in the right place.

In this thesis, information was given about portfolio and portfolio optimization, and Markowitz model, which is one of the portfolio optimization approaches, was examined in detail. Then, a second optimization model is used to distribute the solution to the funds. Since generally portfolio optimizations operate on an asset-based basis, a second optimization model is required, since a fund mix selection must be made on the Markowitz solution because it is necessary to create a fund basket in systems such as private pension. After that, meta-heuristic algorithms are mentioned and Particle Swarm Optimization (PSO), Pattern Search Algorithm (PSA), Genetic Algorithm (GA) and Surrogate Optimization Algorithm (SOA) meta-heuristic algorithms which are used in portfolio optimization were explained with detail.

Then as a case study, 11 different investment alternatives and 7 different funds were determined and the values of these investment alternatives from 2009 to 2017 were obtained monthly. Monthly change amounts were calculated from these monthly values. Begining of 2015, 2016, 2017 and November 2017 were investment starting dates and those investments will be fixed for 1 year. Markowitz model was solved with different meta-heuristic optimization methods. After that, with second optimization model, results which were obtained by Markowitz model adapted to funds. According to the comparisons between the results obtained from the methods, which method had better results were tried to determined.

....

June 2019, 94 pages.

Keywords: Portfolio Optimization, Meta-Heuristic Algorithms, Markowitz

1. GİRİŞ

Kişilerin ve kurumların geleceği düşünerek yaptıkları yatırımlar günden güne artmaktadır. Artık eskisi gibi, olan varlığı hızlıca tüketmek veya mevcudu korumak yerine bu varlığı arttırarak ileriye taşıma amacı güdülmektedir. Bu tutumun nedeni, geleceğe para taşıma isteğidir. Bundan mütevellit, para sahipleri için yatırım yapabilecekleri uygun yatırım alternatiflerini doğru şekilde değerlendirip bir karar verme zorunluluğu oluşmaktadır. Bu karar aynı zamanda kişinin veya kurumun portfolyosunu nasıl şekillendireceği ile ilgilidir.

Bir portfolyo, genellikle hisse senetleri, kamu veya özel kuruluşlarca ihraç edilen bono ve tahvil şeklindeki borç senetleri ile diğer para piyasası araçları kullanılarak yurt dışı yerleşiklerle yapılan işlemleri içermektedir. Yatırım portföyü, yatırımcıların getiri ve risk beklentileri doğrultusunda hazırlanır. Bu süreç portfolyo yönetimi olarak adlandırılır.

Portfolyo optimizasyonu, bir hedefe göre, dikkate alınan tüm portfolyo setlerinden en iyi portfolyonun (varlık dağılımı) seçilmesi sürecidir. Amaç genellikle, beklenen getiri gibi faktörleri en üst düzeye çıkarmak ve finansal risk gibi maliyetleri en aza indirmektir. Bu noktada, kararı belirlemek için iki önemli faktör vardır; getiri oranı ve maruz kalınan risk. Bu faktörler ışığında doğru yere yatırım yapmak için portfolyo optimizasyonu kullanılır.

Mevcut kaynakları, bilimsel bir yaklaşım kullanarak yatırım yapılabilecek uygun yatırım alternatifini belirlemede portfolyo optimizasyon tekniklerini kullanmak önemlidir. Aksi takdirde, kişilerin ya da kuruluşların mevcut kaynakları doğru şekilde kullanılmamış olur ve yapılan yatırımın istenilen sonucu verme olasılığı bir hayli düşebilir. Portfolyo optimizasyonunun esas amacı, getiri oranını en üst düzeye çıkarırken ve maruz kalınan riski en aza indirmektir.

Harry Markowitz'in 1952 yılında Markowitz portfolyo optimizasyon modelini ortaya atmasından itibaren yıllar içerisinde bu model kullanılarak ve geliştirilerek birçok çalışma yapıldı. Markowitz portfolyo optimizasyon modeli meta-sezgisel algoritmalar kullanılarak makul derecede çalışıldıysa da yaygın olarak çalışıldığı söylenemez. Meta-sezgisel algoritmaların gerçekçi çözüm

önerileri vardır. Çözüm yolları ve önerilen sunumlar sadece teorikde değil pratikte de makul çözümlerdir. Bu sebeple meta-sezgisel algoritmaların bu konuda ki kullanımı umut vericidir. Bu çalışmanın temel amacı da, Markowitz portfolyo optimizasyon modeline farklı meta-sezgisel yaklaşımları uygulamak ve sonuçları ikinci bir optimizasyon modeli ile fonlara dağıtarak karşılaştırmaktır.

Bu çalışmada ana hatları ile Markowitz modeli merkez alınacak ve ardından bu model farklı meta-sezgisel algoritmalar ile çözülecek ve fonlarla birebir eşleşme olamayacağı için ikinci bir optimizasyon modeli ile en yakın fonlar belirlenmiştir. Daha sonra kullanılan algoritmalar kendi aralarında karşılaştırılmıştır. Birinci aşamada kullanılacak olan meta-sezgisel algoritmalar Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO), Kalıp Arama Algoritması (PSA), Genetik Algoritma (GA) ve Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) dır. Bu optimizasyon yöntemleri kullanılarak en uygun yatırımın hangi metotlarla en doğru şekilde belirlenebileceği incelenmiştir.

Bu çalışmada, ilk olarak portfolyo ve portfolyo optimizasyonun ne olduğu anlatılmıştır. Devamında Markowitz modeli başta olmak üzere bazı portfolyo optimizasyon modelleri incelendi. Daha sonra meta-sezgisel algoritmaların tanımı yapılarak çalışmada kullanılacak olan Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO), Kalıp Arama Algoritması (PSA), Genetik Algoritma (GA) ve Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) meta-sezgisel algoritmaları anlatıldı. Bu kısımdan sonra MATLAB programında 2019a sürümü ile yukarıda zikredilen 4 farklı meta-sezgisel algoritmanın Markowitz modelini çözebilmesi ve fonlara dağıtımlarıyla edinilen sonuçlarının kıyaslarının doğru şekilde yapılabilmesi adına belirlenen 11 farklı yatırım alternatifinin 2009 yılından başlamak suretiyle aylık verileri edinildi. Bu veriler 2015, 2016, 2017 yıllarının başlarında ve 2017 yılı Kasım ayında yatırım yapılıp 1 sene yatırım sabit tutulacakmış gibi 4 meta-sezgisel algoritma için uygulamada kullanıldı. Daha sonra sonuçların kıyaslanabilmesi için bir sonraki yılın yatırım alternatiflerinin verileriyle kar-zarar durumunu hesaplandı ve Excel Solver yardımı ile fonlara dağıtılarak bankaların yıllık mevduat faizlerinin getirileri ile kıyaslandı. En son bölümde çıkan sonuçlar üzerinde analiz yapılıp, gerekli yorumlarda bulunulup konu sonuca bağlanmıştır.

2. GENEL KISIMLAR

Çalışmanın bu bölümünde, kullanılacak olan ve teze başlanmadan önce edinilmesi gereken kaynak bilgisi, tanımlar, çalışmada kullanılan optimizasyon modelleri ve ilgili konuların açıklamalı anlatımları yer almaktadır. Öncelikle yatırım fonları, porfolyo ve portfolyo optimizasyonunun tanımları yapılacak. Devamında Markowitz portfolyo optimizasyon modeli başta olmak üzere bazı portfolyo optimizasyon modelleri ve fon dağıtımı optimizasyon modeli incelenecektir. Daha sonrasında meta-sezgisel algoritmaların genel tanımı ve çıkış noktaları ile birlikte uygulama bölümünde de kullanılacak olan Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO), Kalıp Arama Algoritması (PSA), Genetik Algoritma (GA) ve Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) meta-sezgisel algoritmaları hakkında bilgi verilecektir.

2.1. PORTFOLYO NEDİR?

Bir portfolyo, hisse senetleri, tahviller, emtialar, para birimleri ve nakde eşdeğer varlıklar gibi finansal varlıkların yanı sıra karşılıklı, borsada işlem gören ve kapatılan fonlar dahil olmak üzere fon muadilleridir. Bir portfolyo, emlak, sanat ve özel yatırımlar gibi halka açık olmayan menkul kıymetlerden de oluşabilir. Portfolyolar doğrudan yatırımcılar tarafından veya finansal profesyoneller ve para yöneticileri tarafından yönetilmektedir. Yatırımcılar, risk toleranslarına ve yatırım hedeflerine uygun bir yatırım portfolyosu oluşturmalıdır. Yatırımcılar ayrıca çeşitli amaçlar için çoklu portfolyolara da sahip olabilirler.

Bir yatırım portfolyosu, uygun risk-getiri portfolyo tahsisini gerçekleştirmek için çeşitli varlık sınıflarını ve yatırım türlerini temsil eden farklı boyutlardaki parçalara ayrılmış bir pasta olarak düşünülebilir. Çeşitlendirilmiş bir portfolyo oluşturmak için birçok farklı türde menkul kıymet kullanılabilir, ancak hisse senetleri, tahvil ve nakit genellikle bir portfolyonun temel yapı taşları olarak kabul edilir. Diğer potansiyel varlık sınıfları, gayrimenkul, altın ve para ile sınırlı değildir.

2.2. PORTFOLYO OPTİMİZASYONU

Portfolyo optimizasyonu, bir hedefe göre, dikkate alınan tüm portfolyo setlerinden en iyi portfolyonun (varlık dağılımı) seçilmesi sürecidir. Amaç genellikle, beklenen getiri gibi faktörleri en üst düzeye çıkarmak ve finansal risk gibi maliyetleri en aza indirmektir.

Portfolyo optimizasyonu, menkul kıymet analizi, portfolyo analizi ve portfolyo seçimi olmak üzere üç safhada gerçekleşmektedir. Portfolyo optimizasonu işlemi belli girdiler ve kısıtlara sahip, yatırımcının ihtiyaçlarını en iyi biçimde karşılayacak menkul kıymet birleşiminin bulunmasına yönelik matematiksel bir problemdir.

Portfolyo optimizasyonu, portfolyoyu diğer kriterlere göre daha iyi hale getirecek şekilde bir portfolyoda tutulacak çeşitli varlıkların oranlarını seçme sürecidir. Kriter, doğrudan veya dolaylı olarak, portfolyonun getiri oranının beklenen değerinin yanı sıra, getiri dağılımı ve muhtemelen diğer finansal risk ölçümlerini de dikkate alacaktır.

1900'lerin son bölümü, finansal ve teknolojik yönlerden oldukça önemli gelişimlere şahit olmuştur. Bu değişim esnasında, ticaretin artış göstermesi, daha yaygın hale gelmesi, global ticaretin ve sermaye hareketlerinin serbestlik kazanması, yeni mevduat seçeneklerinin gelişmesi, yeni üretim tekniklerinin ve bilgi ekonomisinin kazanımları ile birlikte gelişen dünya ekonomisinin yapısı, mühim bir şekilde değişiklik göstermiştir. Birçok endüstri de çeşitli inovasyonlarla gelişen teknolojik yapıyı izlemiştir. 1980'li yıllardan sonra değişime uğrayan finans dünyası, bu inovasyonlardan etkilenmiştir.Meydana gelen yeniliklerle beraber finans piyasaları ve ekonomik çevreler olduğundan çok daha karmaşıklaşmıştır.

Günümüzde bilgiye ulaşım, teknolojik gelişmelerin bir hayli artması ile oldukça kolaylaşmıştır. Olabildiğince fazla değişkenin hesaba katılması, globalleşen dünyada yatırımcıların hisse senetleri ile alakalı yatırım üzerine kararlar alırken pekçok yatırımcının beklentilerinin aksine farklı getiri beklentilerinde olmalarına sebebiyet vermektedir.

Genel olarak beklenen getirileri benzer olan iki farklı yatırım alternatifinden, riskin düşük olduğu yatırım alternatifi yatırımcılar tarafından tercih edilir. Aynı mantık ile, risk seviyeleri yakın olan yatırım alternatifleri içerisinde seçim yapılması gerektiğinde, beklenen getirinin fazla olduğu yatırım alternatifi tercih edilir. Bu tutumun sebebi ise, maksimum seviyede kar arzulayan yatırımcının, yatırım karşısında elde edilmek istenen getirinin en üst düzeye çıkarılma veya minimum riski arzulayan yatırımcının düşük kazanca rağmen riskten kaçma isteğidir.

Optimum mevduat portfolyosuna sahip olmak adına mevduatlar değerlendirilirken getiri ve bu getirilerle birlikte gelen riskin de aynı oranda ele alınması gerekir. Bu sebeple portfolyo optimizasyonu ile alakalı çalışmalar H. Markowitz'in portfolyo optimizasyon modeline dayanmaktadır. Modern Portfolyo Teorisi'nin çıkış noktası, 1952 senesinde Markowitz' in yayınlayıp sonrasında kitap haline gelen "Ortalama Varyans Optimizasyonu"dur. Bu metodun şu anda da gelişim gösteren bilgisayar teknolojisi ile kullanımı artarak devam etmektedir. (Markowitz, 1952).

Geleneksel portfolyo modeline, Markowitz tarafından geliştirilen portfolyo optimizasyon modelinin mühim katkıları olmuştur. Geleneksel portfolyo modeline göre, portfolyo üzerinde çeşitlendirmeyi arttırarak riski düşürmek mümkündür. Markowitz ortaya koyduğu portfolyo optimizasyon modeli ile varlıkların getirilerinin arasında bulunan bağlantıların da modele katılması ve yüksek bir ilişki içerisinde olmayan yatırım alternatiflerinin aynı portfolyo üzerinde toplanması ile beklenen getiride azalma olmadan riskin düşürülebileceğini kanıtlamıştır.
(Markowitz, 1952).

Teknolojinin gelişmesi ile beraber yatırımlar, bilgisayar yazılımlarından faydalanarak oluşturulmaya başlanmışlardır. Fakat bu yazılımlar ayrı ayrı yatırımcı görüşlerine kıymet vermemekte ve daha çok kitlesel olarak geniş bir yatırımcı kümesi için aynı oranda beklenen getiri ve aynı oranda risk ile oluşturulan portfolyolara sahiptir. Bu yüzden, bu yazılımlar basit bilgisayar uygulamalarından ileriye geçememiştir.

Aynı yatırım potasında bulunan yatırımcılar, her yatırım alternatifi için farklı düşüncelerde olabilir. Bahsedilen bilgisayar yazılımları bunu hesaba katamadığı için gerçekleşen getiri oranı ile

beklenen getiri oranı arasında farklar oluşmaktadır. Bu durumu 1991 yılında Fischer Black ve Robert Litterman farketmiş ve "Global Asset Allocation With Equities, Bonds and Currencies" isimli makale ile yeni modellerini yayınlamışlardır. (Black ve Litterman, 1991).

Black-Litterman Portfolyo Optimizasyon Modeli, en uygun portfolyo seçim sürecine yatırımcı beklentilerininde eklenmesine olanak sağlar. Black-Litterman portfolyo optimizasyon modeli optimum portfolyo seçimi esnasında, yatırımcıların bir veya birden fazla yatırım alternatifinin beklenen getirileri hakkındaki subjektif değerleri ile piyasa denge getirilerini harmanlayarak, yeni beklenen getirilerin hesaplanmasına olanak sağlanmaktadır (Black ve Litterman, 1991).

2.3 YATIRIM FONLARI

Bir yatırım fonu, menkul kıymetleri toplu olarak satın almak için kullanılan çok sayıda yatırımcıya ait bir sermaye kaynağıdır ve her yatırımcı kendi hisselerinin mülkiyetini ve kontrolünü elinde tutar. Bir yatırım fonu, yatırımcıların kendi başlarına elde edebileceğinden daha geniş bir yatırım fırsatı seçimi, daha yüksek yönetim uzmanlığı ve daha düşük yatırım ücretleri sağlar. Yatırım fonları, yatırım fonu yönetimi şirketleri tarafından kurulur ve yönetilir. Yatırım fonları, varlık sınıfları dikkate alınarak oluşturulur. Bir varlık sınıfı, benzer özellikler gösteren ve aynı yasa ve düzenlemelere tabi olan bir yatırım grubudur.

Yatırım fonu türleri arasında borsa yatırım fonları, para piyasası fonları ve riskten korunma fonları bulunmaktadır. Fonlar, birçok yatırımcının varlıklarını yönetir ve bunları hisse senetleri, tahvil, hazine bonosu ve diğer finansal araçlar gibi menkul kıymetlere yatırır.

Bununla birlikte, sabit faizli banka mevduatlarının aksine, bir yatırım fonundaki yatırımların geri dönüşü bilinmemektedir ve garanti de edilemez. Getiri miktarı, faiz gelirine değil, menkul kıymetlerin ve fonların yatırım yaptığı diğer varlıkların değerindeki değişime dayanmaktadır. Menkul kıymetlerin değerindeki artış yükseldikçe getiri de artar. Yatırımların değeri sürekli olarak ilgili fonların katılım birimlerinin değerini takip ederek kontrol edilebilir.

Bu çalışmanın amacı ile paralellik gösteren fon türlerinden birisi olan riskten korunma fonu, kaybetme ihtimalini azaltmak için artmasını beklediği hisse senetleri ile riskini azaltmak istediği hisse senetlerini eşleştirmek için kullanılabilecek bir fon türüdür.

Risk kabul edilebilirlik seviyesi yüksek olduğunda, yatırımcılar daha yüksek getiriler edinme imkanı bulur. Risk kabul edilebilirlik seviyesi düşük olduğunda, getirileri düşük olsa bile, değişkenliği düşük alt fonlara yatırım yapmak daha tutarlı olarak kabul görür.

Genellikle bankalar veya özel yatırım şirketlerinin oluşturduğu fon sınıfları, müşterinin profiline ve isteklerine göre değişen risk seviyelerine göre şekillenmiştir. Bu bankalar ve özel yatırım şirketleri içerisinde farklı yatırım alternatiflerini barındıran fonlar oluşturarak kişiye özel alternatifler sunmaktadır.

2.4. MARKOWİTZ PORTFOLYO OPTİMİZASYON MODELİ

Yatırım yapmak için uygun olan yatırım alternatiflerini seçmek, hem bireysel yatırımcılar hem de fon yönetim şirketleri için zorlayıcı bir süreçtir. Borsaların uzun geçmişine rağmen risk ve getiri arasındaki ilişki bir hayli geç farkedilmiş, toplam riskin portfolyo çeşitlendirmesi ile düşürülebileceği ile ilgili yapılan çalışmalar finans piyasaları ile alakalı görüşleri oldukça değiştirmiştir.

Getiriyi merkez alan yatırım yöntemleri zaman içerisinde daha fazla risk odaklı hale dönüşmüştür. Geleneksel portfolyo yönetiminde, portfolyoda yer alan yatırım alternatiflerinin getirileri hesaba katılmadan portfolyodaki yatırım alternatiflerinin sayıları arttırılarak portfolyo riskinin düşürülebileceği ve getiri potansiyeli yüksek olan yatırım alternatiflerinin seçilmesi durumunda başarılı olunabileceği düşünülüyordu. Bu yaklaşıma göre birbirinden ne kadar uzak ve alakasız yatırım alternatifleri portfolyoya dahil edilirse, portfolyo o kadar iyi çeşitlendirilmiş olarak görülüyordu. Bu yaklaşımın temel mantığı "yumurtaları aynı sepete koymamak" atasözü ile özdeşleşmektedir.

Bu geleneksel yöntemin ilk bakışta mantıklı gelmesine rağmen, yöntemin bazı eksikleri bulunmaktadır. Çeşitlendirme ne kadar arttırılırsa arttırılsın, risk miktarı azalmasına rağmen sistematik risk çeşitlendirme ile tam olarak sıfırlanamaz. Ayrıca bu kadar fazla yatırım alternatifinin yönetilmesi de bir hayli zor olacaktır ve birbirine uzak sektörlerden seçilen bu yatırım alternatiflerinin ideal portfolyoyu oluşturduğunu söylemek kolay değildir.

Geleneksel portfolyo yaklaşımı eksiklerine rağmen farklı modellere ilham vermiştir. "Journal of Finance" dergisinde "Portfolio Selection" başlıklı makalesinde Harry Markowitz 1952 yılında "Modern Portfolyo Teorisi (MPT)"ni ortaya atmıştır.

Markowitz portfolyo teorisinin geleneksel portfolyo teorisinden farkları;

- Portfolyo kavramına niceliksel bir yön kazandırması,
- Yatırım alternatiflerini tek tek değil portfolyoyu bir bütün olarak önemsemesi
- Yatırım alternatifi değil portfolyo optimizasyonunu hedeflemesi
- Risk seviyeleri aynı olan fakat daha fazla getiri sunabilecek yatırım alternatiflerini ortaya koyması

şeklinde belirtilebilir.

Markowitz portfolyo optimizasyon modelinde kullanılan kavramlar aşağıda tanımlanmıştır;

Beklenen Getiri: Bir yatırım alternatifinin getirisinin gerçekleşme olasılığı ile hedeflenen getiri değerinin çarpımına eşittir. Portfolyo için beklenen getiri, her yatırım alternatifinin beklenen getirilerinin portfolyo içerisindeki ağırlıklarına göre ortalamalarının toplamına eşittir.

Standart sapma: Bir yatırım alternatifine yatırım yapıldığın zaman yatırımcının edindiği risk beklediği getiriye sahip olamaması, başka bir deyiş ile sahip olduğu getiride "sapma" meydana gelmesidir. Markowitz portfolyo optimizasyon teorisinde bu risk standart sapma olarak ifade edilmektedir.

Korelasyon katsayısı: Korelasyon katsayısı, iki değişkenin göreli hareketleri arasındaki ilişkinin gücünü hesaplayan istatistiksel bir ölçektir. Mutlak değer esasında 1.0 ile sınırlanan korelasyon katsayısı değerleri -1.0 ile 1.0 arasındadır. Değişkenlerin hareketleri benzerlik gösteriyorsa korelasyon katsayısı 1'e, benzerlik göstermiyorsa korelasyon katsayısı -1'e yakın bir değer almaktadır.

Etkin sınır : Etkin sınır Markowitz Portfolyo Modeli'nin çıktısı şeklinde düşünülebilir. Etkin sınır, risk ve getiri düzeyleri baz alınarak oluşturulmuş olan ve alternatif portfolyo seçeneklerini gösteren çizgidir. Çizgide yer alan portfolyo alternatifleri belirli bir risk seviyesinde edinilecek en fazla getiri seçeneğini belirtirken, çizginin altında kalan kısımdaki seçenekler, aynı risk seviyesinde daha yüksek getiri edinilebilecek yatırım seçenekleri bulunduğundan geçerlilikleri yoktur. Çizginin üstündeki bölümde ise makul portfolyo seçeneği bulunmamaktadır.

1952'de Harry Markowitz tarafından kurulan portfolyo seçimi sadece getiri ortalaması değil, aynı zamanda varlığın geri dönüşünün standart sapmasına ve diğerlerinin geri dönüşleri arasındaki korelasyona da dayanır. Risk, portfolyonun geri dönüşünün standart sapması ile belirlenir. Markowitz portfolyo seçim modelinin amacı, beklenen getiriyi karşılayarak riski en aza indirmektir. Bu yüzden, Markowitz portfolyo optimizasyon modeli, en iyi varlık seçeneğini seçmek için oldukça uygun yollardan bir tanesidir.

Harry Markowitz modern portfolyo teorisinin babası olarak kabul edilir. Özgün kitabı ve konuyla ilgili makalesi, ilk kez modern portfolyo teorisini açıkça ortaya koymuştur. Kitap, bu alandaki daha sonra ki gelişmelerin çoğunu öngören içgörüler ve önerilerle doludur. Teorinin önemli mesajı, yatırım alternatiflerinin yalnızca güvenliğe özgü özelliklere göre seçilememesidir. Daha ziyade, bir yatırımcı, her güvencenin tüm diğer menkul kıymetlerle nasıl işbirliği yaptığını düşünmek zorundadır. Dahası, bu ortak hareketlerin hesaba katılması, menkul kıymetler arasındaki etkileşimleri göz ardı ederek inşa edilen bir portfolyodan aynı beklenen getiri ve daha az riske sahip bir portfolyo oluşturma becerisi kazandırmıştır. Harry Markowitz finansal ekonominin temelini oluşturan teoriyi geliştirmiş ve yatırım uygulamalarında büyük gelişim sağlanmasına öncülük etmiştir. Yaptığı çalışmalarla 1990 yılında Ekonomi Dalında Nobel Ödülünü almıştır. (Markowitz, 1952, Markowitz, 1959)

Hisse senedi çeşitlendirilmesinde temel amaç çeşitlendirme ile riski minimize etmektir. Portfolyo çeşitlendirilmesinde ve yönetiminde temelde yatırımcılar bir hisse senedine kıyasla birden çok hisse senedine yatırım yaparak riskin dağıtılması amaçlarlar. Geleneksel portfolyo yönetiminde, portfolyoda yer alan menkul kıymetlerin getirileri göz önünde bulundurulmadan portfolyodaki menkul kıymet sayıları arttırılarak portfolyo riskinin azaltılabileceği öngörülüyordu.

Harry Markowitz'in geliştirdiği modelle sadece portfolyodaki menkul kıymet sayısı arttırılarak riskin giderek azaltılamayacağı, aynı zamanda portfolyoda yer alan menkul kıymetler arasındaki ilişkinin yönünün ve derecesinin de riskin azaltılmasında etkili olduğu ortaya konulmuştur. Böylece geleneksel portfolyo yönetimi geçerliliğini yitirmiştir.

Modern portfolyo teorisi'nin kabul görmeye başlamasıyla beraber, 1960'lı ve 1970'li yıllarda hisse senetlerinin fiyatlarını belirleyen etmenler konusunda yapılan araştırmalar hızlanmıştır. Finans literatüründe, üzerinde en fazla çalışılan konulardan biri portfolyonun performansı ile portfolyoda yer alan menkul kıymet sayısı arasındaki ilişki olmuştur.

Literatürde önemli ölçüde dikkat çeken ancak portfolyo yönetiminin uygulanması üzerinde büyük bir etkisi olmayan iki farklı teorik araştırma türü vardır. Birincisi hakkında, sürekli olarak portfolyo problemini analiz eden bir dizi makale yazılmıştır (Merton, 1990, Elton ve diğerleri, 1977, Elton ve arkadaşları, 1978a, Elton ve diğerleri, 1978b). Sürekli zamanlı formülasyonda, portfolyo sorunu ve tüketim yatırım problemi aynı anda çözülür. Sürekli zaman çerçevesinin birincil sonucu, ayrık zaman sonuçlarını doğrulamak olmuştur. Bazı durumlarda teyit, normal geri dönüşlerden ziyade lognormal ve daha genel fayda fonksiyonları gibi birtakım daha gerçekçi varsayımlara sahiptir. Ancak sonuçlar büyük ölçüde standart ayrık zamanlı sonuçların teyidini oluşturmaktadır. Bazı dikkat çeken teorik araştırmaların diğer türü, mevcut holdinglerin ve işlem maliyetlerinin portfolyonun yeniden dengelenmesini nasıl etkilemesi gerektiğini anlama girişimleridir. Yine, bu analiz ilginç olsa da, uygulama üzerinde çok az etkisi olmuştur.

1964 yılında Sharpe risk kısıtı ile sermaye varlıklarının fiyatlandırılması ile alakalı çalışmıştır. 1965 senesinde de Lintner risk sahibi varlıkların fiyatlandırılması ve portfolyoya eklenmesi ile ilgili çalışarak modern portfolyo teorisini ileriye taşımış ve portfolyoya risksiz varlıklarında eklenebileceğini göstermiştir.

Evans ve Archer tarafından 1968 yılında risk ve portfolyo büyüklüğünü ölçen ilk çalışma yapılmıştır. Yazarlar portfolyo riskini getirilerin standart sapmalarından yola çıkarak ölçmüşlerdir.1968 senesinde Evans ve Archer portfolyoya eklenecek menkul kıymet seyısı ile alakalı çalışmalar yapmışlardır. Çeşitlendirmenin 8 ve 15 aralığında menkul ıymet ile optimum olacağı sonucuna ulaşmışlardır. (Evans ve Archer, 1968)

1969 yılında yaptığı çalışmada Samuelson kişilerin uzun vadede bekledikleri faydayı maksimize edecek şekilde yatırım kararlarını modellemiştir. (Samuelson, 1969)

1971 yılında ise Chen, Jen ve Zionts değişen faktörlere bağlı olarak portfolyo ağırlıklarının dönemsel olarak yeniden gözden geçirildiği bir yaklaşım ortaya koymuşlardır. 1977 yılında Elton ve Gruber, Markowitz'in geliştirdiği modelden hareketle portfolyodaki varlık sayısının 15-100 arasında olması durumunda portfolyo varyansının etkin bir şekilde azaldığını saptamışlardır.

Portfolyo sorununa basit çözümler ile elde edilebilecek optimum portfolyo bileşimi hakkındaki bir dizi makalede Elton ve ark. (1976), Elton ve ark. (1977, 1978a, b), basit bir sıralama aracı ile optimum portfolyoların nasıl seçilebileceğini göstermişlerdir. Bu sıralama aracı, optimum bir portfolyoda yer almasına yol açacak menkul kıymetlerin özelliklerini açıklamaktadır. EG & P algoritmalarını işleyen temel anlayış şu şekildedir. Portfolyo problemlerini çözen çoğu analist, menkul kıymetler arasındaki kovaryansları tahmin etmek için bir model kullanır. Portfolyo sorunları matrisin tersine çevrilmesiyle çözülebilir. Çoğu zaman, kovaryansları tahmin etmek için kullanılan modelin yapısı, kovaryans matrisinin açıkça tersine çevrilebileceği ve aşağıya doğru yazılmış kapalı bir form olacağı şekildedir.

Olasılık teorisi ve istatistikte, kovaryans iki değişkenin birlikte ne kadar değiştiklerinin ölçüsüdür. Kovaryans, iki rastgele değişkenin beraber değişimlerini inceleyen bir istatistik veya iki değişken arasındaki doğrusal ilişkinin değişkenliğini ölçen bir kavram olarak tanımlanabilir. Kovaryans formülü aşağıdadır;

$$Cov(X,Y) = \frac{\sum(x-\overline{x})(y-\overline{y})}{n}$$

Burada "n" veri setinin boyutudur. $\overline{x}$ ve $\overline{y}$ veri setlerinin ortalamalarıdır. x ve y ise veri setlerindeki her bir veridir.

Eğer kovaryans, menkul kıymetler arasındaki korelasyonun sabit olduğu varsayılarak tahmin edilirse, sıralama, standart getiri sapmasına fazladan geri dönmektir. Kovaryansın nasıl tahmin edildiği hakkında daha karmaşık varsayımlar için benzer sıralama araçları mevcuttur. Orijinal EG & P analizinde bir dizi makale hazırlanmıştır. Bunlar, hesaplamaların hızlandırılması ve daha gerçekçi kısa satış varsayımlarının dahil edilmesinin yollarını önermiş ve tahmin hatalarının optimum portfolyolar üzerindeki etkisinin daha iyi anlaşılmasını sağlamıştır (Chen ve Brown, 1983).

8 menkul kıymetin çeşitlendirme için yeterli olduğu, Fisher ve Lorie tarafından 1970 yılında yapılan çalışma ile ifade edilmiştir.Solnik tarafından 1974 yılında Ulusal ve uluslararası çeşitlendirme seçeneklerinin karşılaştırıldığı çalışma ile Amerikan piyasalarının Avrupa piyasalarına göre çeşitlendirme imkanın daha gelişmiş olduğu belirtilmiştir. 2003 yılında Cohen ve Natoli yaptıkları çalışma ile risk ve getiri faktörlerini modern portfolyo modelinin temellerine eklemiştir. New York borsasında 1977 ile 1996 seneleri arasındaki verileri kullanarak yaptıkları çalışma vasıtası ile risk ve getiri faktörlerinin ilişkisini ortaya koymuşlardır. Joro ve Na 2006 yılında 58 farklı yatırım alternatifi üzerinden 1995 ile 2000 yılları aralığındaki veriler ile yapmış oldukları çalışmada, çarpıklığı geleneksel ortalama-varyans modeline ekleyerek grafiksel ifadeye üçüncü bir boyut dahil etmişlerdir.

2015 senesinde Karadeniz IMKB 30 endeksindeki hisseler kullanılarak en uygun portfolyo seçimi ile ilgili yapılan çalışmada, IMKB 30 hisseleri arasından seçilen 2- 6 aralığında menkul kıymete sahip olan portfolyoların başarılı olabileceği sonucuna varılmıştır. Kaya ve Kocadağlı'nın 2012 yılında portfolyo seçimi ile alakalı etkin sınır ve beta katsayısını kısıt olarak ele aldıkları çalışmada geleneksel modele göre etkin sınır IMKB 30 hisselerinin verileri kullanılarak oluşturulmuştur.

2004 yılında Matthias Ehrgott tarafından Markowitz portfolio optimizasyon yöntemi tabu arama ve genetic algoritma meta-sezgisel algoritmları kullanılarak beş farklı alternative üzerinde çözülmüştür (Ehrgott, 2004).

Wendel Duarte tarafından 2017 senesinde Brazilya borsasındaki 2013 ve 2016 yılları arasındaki veriler kullanılarak Markowitz portfolio optimizasyon modeli uygulanmaya çalışılmıştır.(Duarte, 2017)

2018 senesinde Mazier Sahamkhadam tarafından bir gün sonraki getiri miktarını tahminleyebilmek adına Markowitz portfolio optimizasyon modeli kullanılmış ve yapılan çalışmada 10 farklı hisse için uygulamasını işletmiştir (Sahamkhadam, 2018).

Ivana Strumberger 2018 yılında arı kolonisi ve genetic algoritmayı harmanlayarak Markowitz portfolio optimizasyon modelini çözmek için kullanmıştır. Bunu gerçekleştirirken 5 hisseden aldığı verileri kullanarak çözümlemesini yapmıştır (Strumberger, 2018).

Yine 2018 yılında, Ökkeş Ertenlice Markowitz portfolyo optimizasyon modeli ile birlikte kullanılabilecek bazı meta-sezgisellerden ve portfolio optimizasyonuna nasıl entegre edilebileceğinden bahsetmiştir. Bahsedilen meta-sezgisel algoritmalar arasında Baskın Olmayan Sıralı Genetik Algoritma-2 (NSGA-II), Pareto Gücü Evrimsel Algoritma-2(SPEA-II), Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO), Karınca Kolonisi Algoritması, Arı Kolonisi Algoritması ve bazı hibrit meta-sezgisel algoritmalar bulunmaktadır.

Farklı alanda sayılabilecek bir çalışma olarak 2018 yılında Iryna Yevseyeva tarafından yapılmıştır. İlaç üretimi için kullanılabilecek moleküllerin seçimini Markowitz portfolyo optimizasyonu olarak uyarlayalark modeli çözmüştür (Yevseyeva, 2018).

Kaynakların kıtlığı nedeniyle ekonominin temel dayanağı olarak tüm kararlar bir değiş tokuş ile alınır. Markowitz yatırımcının karşılaştığı değiş tokuşun risk ile getiri olduğunu belirlemiş, böylece yatırım alternatifini iki boyuta indirgemiştir. Analiz sırasında yatırımcının tercihlerini göz önünde bulundurarak en yüksek faydayı sağlayacak optimal portfolyoyu belirlemeye çalışır. Yatırım kararının hangi menkul kıymetlere sahip olmasının belirlenmesi değil, yatırımcının varlığının menkul kıymetler arasında nasıl bölünmesi gerektiğini ortaya koymuştur. Bu noktada tüm yatırımcıların hemfikir olduğu iki amacı kullanmaktadır;

1.Getirilerin yüksek olması
2.Bu getirilerin belirsizlikten uzak olması

Markowitz yatırım problemi için kimi varsayımlar altında getiri düzeyinin varyansının anlamlı bir risk ölçüsü olduğunu göstermiştir. Portfolyo varyansını hesaplamak için formüller geliştirmiştir. Bu formül riski düşürmek için çeşitlendirmenin önemini belirtmesinin yanında, etkin çeşitlendirmenin nasıl yapılacağını da göstermiştir. Markowitz modeli yatırımcı davranışlarına ilişkin beş temel varsayıma dayanır:

1. Yatırımcılar, belli bir periyot için her yatırım alternatifinin beklenen getirisine sahiptir.

2. Yatırımcılar, bir periyotluk beklenen faydalarını maksimize ederler.

3. Yatırımcılar riski, beklenen getirinin değişkenliğine dayanarak tahmin ederler.

4. Yatırımcılar kararlarını, beklenen getiri ve riske göre alırlar. Bu nedenle fayda eğrileri beklenen getiri ve standart sapmanın (veya varyansın) fonksiyonudur.

5. Belli bir risk düzeyi için yatırımcılar yüksek getiriyi düşük getiriye tercih ederler. Benzer şekilde belli bir getiri düzeyi için düşük riski yüksek riske tercih ederler.

Bu özelliklere sahip Markowitz ortalama-varyans analizi, portfolyoyu oluşturan menkul kıymetlerin getirileri ile getirilerinin sapmasını girdi olarak alır. Menkul kıymetler arasındaki ilişkiyi ortaya koyabilmek için kovaryans da analizin girdisidir. Yapılan analizin girdileri, menkul kıymetlerin geçmişte sağladığı performansa dayanabileceği gibi, analistlerin gelecekle ilgili beklentileri de olabilir. Ancak Markowitz, analizinde geçmiş getirileri kullanmaktadır. Geçmişte gerçekleşen getirilerin aritmetik ortalaması beklenen getiri olarak tanımlanmaktadır. Aynı zamanda, ortalama-varyans analizi "Tüm yumurtalarını tek sepete koyma." atasözünün matematiksel anlamını ortaya koymaktadır.

Gerek ortalama-varyans analizi ve gerekse indeks modelleri etkin sınırın belirlenmesinin ardından portfolyo seçim safhasında fayda fonksiyonunun ürettiği kayıtsızlık eğrileri yardımıyla optimum portfolyoyu belirlerler. Ancak kişi ve kurumların faydasını formüle etmenin güçlüğü nedeniyle kimi alternatif portfolyo seçim modelleri geliştirilmiştir.

Açığa düşüş yaklaşımı, etkin sınır üzerinden bir portfolyonun belirlenmesi sırasında fayda fonksiyonu kullanmamaktadır. Ancak bu, Markowitz analizinin özel bir durumudur. Yatırımcının seçtiği taban getiri düzeyi, risksiz menkul kıymetin getiri düzeyi olarak seçildiğinde açığa düşüş analizi Markowitz analizinde risksiz menkul kıymet bulunmasına eşdeğerdir.

Geometrik ortalama getiri maksimizasyonu, aritmetik ortalama getiri maksimizasyonu ile varyans minimizasyonunu içerdiği için iyi bir yatırım aracı olabilir. Geometrik ortalama getirinin maksimizasyonu aynı zamanda varlığın nihai değerinin maksimizasyonuna eşdeğerdir. Ancak Markowitz analizinin de dayandığı varsayımlar düşünüldüğünde optimizasyon sonucu bulunacak portfolyo, yatırımcının faydasını maksimize etmelidir. Oysa geometrik ortalama getiri maksimizasyonu sırasında varlığın nihai değerinin maksimizasyonu ancak fayda fonksiyonu logaritmik ise fayda maksimizasyonunu sağlar.

Önce güvenlik kriterlerinin farklı formları yatırımcının beklenen fayda hesaplamaları yapamayacağına dayanır ve kötü getirilerden uzak durmaya dayalı basit karar kriterleri kullanırlar. Kriterler getirilerin dağılımları ve fayda fonksiyonunun formu ile ilgili varsayımlarda bulunmazlar. Yatırımcının altına düşmekten çekindiği bir getiri düzeyi için analiz yaparlar (Kataoka, 1963), (Roy, 1952).

Yatırımcılar yüksek getiri sağlama olasılığı yüksek olan menkul kıymetleri tercih ederler. Bu nedenle pozitif çarpıklık, bir menkul kıymetin tercih edilmesini sağlayabilir. Ortalama, varyans ve çarpıklık ile menkul kıymetler arasındaki ilişkinin girdi olduğu bir analiz çok daha etkin portfolyolar oluşturabilir. Ancak bu çalışmalar öncelikle ilişkiler konusundaki basitleştirmeyi beklemektedirler.

Dolayısıyla portfolyo seçim safhasında çeşitli farklılıklar gösteren diğer portfolyo seçim modelleri henüz Markowitz modeline ciddi bir alternatif oluşturamamaktadırlar. Üstelik hesaplama güçlüğü konusundaki problemler de bilgisayar dünyasındaki gelişmelerle alt edilmiş durumdadır. Orijinal Markowitz ortalama varyans portfolyo seçim probleminin formülasyonu aşağıdaki gibi gösterilmiştir.

(Markowitz, 1959);

$$min\sigma^2_{Rp}=\sigma^2_p=\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} w_i w_j Cov(\overline{R_i},\overline{R_j}) \quad (1)$$

Bu eşitlikte

$$\overline{R_p}= E(R_p) = \sum_{i=1}^{N} w_i\overline{R_i} \geq R \quad (2)$$

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

$$w_i \geq 0, \qquad \forall_i \in \{1,2,\ldots,N\} \quad (4)$$

R: Beklenen Getiri Oranı

N: Uygun Yatırım Alternatifi Sayısı

σ^2_{Rp}: *Portfolyo Riski*

W_i: *Sermaynin Yatırım Alternatifi i'ye Yatırılma Oranı*

$\overline{R_i}$: *Yatırım Alternatifi i'nin Ortalama Getirisi*

Portfolyo riskini en aza indirgemek, standart Markowitz ortalama varyans portfolyo seçim probleminin ana işlevidir (1). Bir portfolyo seçimi durumunda, çoğunlukla, ana bir işlev olarak, akla gelen geri dönüş oranını en üst düzeye çıkarırken, Markowitz portfolyo seçim modeli, riskli girişimleri önlemek isteyen yatırımcılar için daha kullanışlıdır. Normalde yüksek getiri arayışı yüksek riski beraberinde getirir, ancak bu durumda risk minimize edilirken, ilk kısıtlama yatırımcının beklenen getirisinin korunmasını sağlar. Bu nedenle, ilk kısıtlama yatırımcının beklenen varlık getirisini kapsamaktır (2). Yukarıdaki göstergeler gibi, varlık *i*'ye yatırılacak sermayenin oranının ikincisinin iadesi oranı ile çarpılması, yatırımcının beklenen getiri oranından büyük veya ona eşit olmalıdır. Ayrıca, yatırılacak sermayenin oranlarının toplamı '1'e eşit olmalıdır (3). Son kısıtlamada gösterilebileceği gibi, yatırılacak varlık sermayesi oranı negatif değerler alamaz (4). (Golmakani ve Fazel, 2011)

2.5. FON DAĞITIMI OPTİMİZASYON MODELİ

Markowitz portfolyo optimizasyon modelinin meta-sezgisel algoritmalar ile Matlab üzerinden olan çözümünden elde edilen yatırım alternatiflerinin ağırlıklarını fonlara en yakın şekilde dağıtabilmek için ikinci bir optimizasyon modeline ihtiyaç duyulmuştur. Portfolyo optimizasyon modelleri varlık bazlı olarak çalışır fakat bireysel emeklilik gibi sistemlerde fon sepeti oluşturmak gerektiği için Markowitz çözümünün üzerine bir fon karması seçimi yapılması gerektiğinden, bunun için ikinci bir optimizasyon modeli gerekmektedir. Oluşturulan optimizasyon modeli şu şekildedir;

$$min\, z = \sum_{i=1}^{i=11} K_i \qquad (1)$$

Bu eşitlikte,

$$K_i = (W_i - X_i)^2 \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{i=11} X_i = 1 \quad (3)$$

$$X_i = \sum_{f=1}^{f=7} A_{fi} \quad (4)$$

$$f\,x\,i \begin{bmatrix} A11 & A12 & . & . & A1i \\ A21 & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . \\ Af1 & . & . & . & Afi \end{bmatrix}$$

W_i: i. yatırım alternatifi için Markowitz modeli ile edinilen ağırlık

X_i: i. yatırım alternafi için 2.seviye optimizasyon modeli ile edinilen ağırlık

Bu optimizasyon modelinde Markowitz ile çözülen meta-sezgisel algoritmalardan elde edilen yatırım alternatiflerinin ağırlıklarının fonlara dağıtıldıktan sonra ilk Markowitz sonuçlarına olabildiğince yakın olması amaçlanmıştır. Bu doğrultuda problemin ana işlevi z değerinin minimize edilmesidir. K_i değerinin bulunabilmesi için i. yatırım alternatifi için fonlara dağılımdan sonraki f X i'lik matriste ilgili kolonun ilk satırından f. satırına kadar olan ağırlıkların toplam ağırlıktan Markowitz ile bulunan ağırlığın çıkarılarak karesinin alınması ile bulunur.

Fonlara dağılımların 1'e eşit olması için 5. kısıt kullanılır.

$$\sum_{f=1}^{f=7} F_f = 1 \qquad (5)$$

Bu sayede fonlara dağıtılma işlemi Markowitz ile edinilen w ağırlıklarına en yakın şekilde gerçekleştirilir.

2.6. META-SEZGİSEL OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI

Meta-sezgisel optimizasyon, meta-sezgisel algoritmalar kullanılarak çözülen optimizasyon problemleri ile ilgilidir. Optimizasyon, mühendislik tasarımından ekonomiye ve tatil planlamasından internet yönlendirme hizmetlerine kadar pek çok alanda kullanılır. Para, kaynaklar ve zaman her zaman sınırlı olduğu için, bu mevcut kaynakların optimal kullanımı önem teşkil eder.

Teorik olmayan çoğu optimizasyon, çeşitli karmaşık kısıtlara sahiptir. Farklı hedefler genellikle birbiriyle çelişkilidir. Tek bir amaç için bile, bazen optimal çözümler mevcut olmayabilir. Genel olarak optimal bir çözüm bulmak bu bağlamda çoğu zaman kolay değildir.

En basit anlamda optimizasyon, bir minimizasyon veya maksimizasyon problemi olarak düşünülebilir. Örneğin, $f(x) = x^2$ işlevi, $(-)\infty < x < \infty$ alanın tamamında $x = 0$ değerinde minimum $f(min) = 0$ değerine sahiptir. Genel olarak, eğer bir fonksiyon yeterince basitse, potansiyel konumları belirlemek için ilk türevi $f'(x) = 0$ kullanabiliriz ve çözümün maksimum veya minimum olup olmadığını doğrulamak için ikinci türevi $f''(x)$ kullanılır. Ancak, doğrusal olmayan, çok modlu ve çok değişkenli fonksiyonlar için, bu kolay bir iş değildir. Ek olarak, bazı işlevler süreksizliğe sahip olabilir ve bu nedenle türevin elde edilmesi kolay değildir. Bu, tepe tırmanışı gibi birçok geleneksel yöntem için çeşitli zorluklar doğurabilir. Genel olarak, bir optimizasyon problemi şu şekilde yazılabilir;

$$\min \; f_1(\mathbf{x}),...,f_i(\mathbf{x}),...,f_I(\mathbf{x}),\mathbf{x}=(x_1,...,x_d),(1)$$

Bu eşitlikte

$$h_j(\mathbf{x})=0,(j=1,2,...,J)$$

$$g_k(\mathbf{x})\leq 0,(k=1,2,...,K),$$

Burada f_1, ..., f_I hedefler iken, h_j ve g_k sırasıyla eşitlik ve eşitsizlik kısıtlamalarıdır. $I = 1$ olduğunda, tek amaçlı optimizasyon olarak adlandırılır. $I \geq 2$ olduğunda, çözüm stratejisi tek bir hedefe göre farklı olan çok amaçlı bir sorun haline gelir. Genel olarak, fi, h_j ve g_k'nin tüm fonksiyonları doğrusal değildir. Bütün bu fonksiyonların lineer olduğu özel durumda, optimizasyon problemi standart simplex metodu (Dantzig 1963) kullanılarak çözülebilen lineer bir programlama problemi haline gelir. Meta-sezgisel optimizasyon daha genelleştirilmiş, doğrusal olmayan optimizasyon problemleri ile ilgilidir. Yukarıdaki minimizasyon probleminin, fi, $-fi$ ile değiştirilirse, bir maksimizasyon problemi olarak da formüle edilebileceğine işaret etmek gerekir. Benzer şekilde, g_k, $-g_k$ ile değiştirilirse, eşitsizliği kısıtlamaları g_k başka bir şekilde de yazılabilir.

2.6.1 Optimizasyon Algoritmaları

Bir optimizasyon problemini çözmek için, verimli arama veya optimizasyon algoritmalarına ihtiyaç vardır. Odak ve özelliklerine bağlı olarak birçok şekilde sınıflandırılabilen birçok optimizasyon algoritması vardır.

Bir fonksiyon türev veya gradyan odaklıysa, optimizasyon gradyan tabanlı algoritmalara ve türevsiz veya indirgenmemiş algoritmalarla sınıflandırılabilir. Tepe tırmanma kullanımı türev bilgileri gibi gradyan tabanlı algoritmalar genellikle verimli olarak nitelendirilir. Türev içermeyen algoritmalar herhangi bir türev bilgi kullanmaz, ancak fonksiyonun kendisinin değerlerini kullanır. Bazı fonksiyonlar süreksizliğe sahip olabilir veya türevlerin doğru bir şekilde hesaplanması fazla efor harcanmasına neden olabilir ve bu nedenle Nelder-Mead iniş simpleksi gibi türevsiz algoritmalar bu tip durumlarda faydalı hale gelir.

Farklı bir perspektif ile bakıldığında, optimizasyon algoritmaları yörünge tabanlı ve popülasyona dayalı olarak sınıflandırılabilir. Bir yörünge tabanlı algoritma, tek seferde tek bir çözüm kullanır, bu da iterasyonların devam etmesi ile bir yol izler. Tepe tırmanışı yörüngeye dayalıdır ve başlangıç noktasını son noktayla bir parçalı zikzak yolu ile bağlar. Bir diğer önemli örnek, yaygın olarak kullanılan bir meta-sezgisel algoritma olan benzetimli tavlamadır. Öte yandan, parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) gibi populasyon tabanlı algoritmalar çoklu yollarla etkileşime girecek ve birden fazla yol izler. (Kennedy ve Eberhardt, 1995).

Optimizasyon algoritmaları ayrıca deterministik veya stokastik olarak da sınıflandırılabilir. Bir algoritma, herhangi bir rastgele tabiat olmadan, mekanik bir şekilde çalışırsa, buna deterministik denir. Böyle bir algoritma için aynı başlangıç noktasından başlanıyorsa aynı nihai çözüme ulaşılacaktır. Yokuş tırmanışı ve yokuş aşağı simpleks, deterministik algoritmaları bu konuya iyi örneklerdir. Diğer taraftan, algoritmada bir rastlantısallık varsa, algoritma her başlangıçta aynı başlangıç noktası kullanılsa bile, algoritma her çalıştırıldığında farklı bir noktaya ulaşacaktır. Genetik algoritmalar ve PSO stokastik algoritmaları bu bağlamda iyi örneklerdir.

Arama yeteneği de algoritma sınıflandırması için bir temel olabilir. Bu durumda, algoritmalar yerel ve küresel arama algoritmalarına bölünebilir. Örnek olarak, küresel optimizasyon için yerel arama algoritmaları uygun değildir ve küresel arama algoritmaları kullanılmalıdır. Modern meta-sezgisel algoritmalar, çoğu durumda, her zaman başarılı veya verimli olmasa da, küresel optimizasyon için uygun olma eğilimindedir. Rastgele yeniden başlatmalarla yama tırmanışı gibi basit bir strateji, yerel arama algoritmasını küresel arama yeteneğine sahip bir algoritmaya dönüştürebilir. Özünde, rasgeleleştirme, küresel arama algoritmaları için etkili bir bileşendir.

Algoritmalar her kategoriye tam olarak uymayabilir. Rasgeleliğe sahip deterministik bileşenlerin bazı kombinasyonlarını kullanan veya daha etkili algoritmalar tasarlamak için bir algoritmayı bir diğeriyle birleştiren karma tip veya karma olarak adlandırılabilen algoritmalar mevcuttur.

2.6.2. Meta-Sezgisel Algoritmaların Özellikleri

Stokastik bileşenlere sahip olan algoritmalar, geçmişte çoğu zaman sezgisel olarak ifade edilmekle birlikte, yakın zamandaki literatürde, meta-sezgisel olarak adlandırılmaya eğilimlidir. Genellikle bir çok meta-sezgisel algoritma doğadan esinlenerek oluşturulmuştur. Meta-sezgisel kelimesinde ki, sezgisel, deneme yanılma yoluyla bulmak ya da keşfetmek anlamına gelir. Burada meta, ötesine ya da daha yüksek bir düzeye anlamına sahiptir. "Meta-sezgisel" kelimesi, ilk olarak Fred Glover tarafından (Glover 1986) ele alındı. Bir meta-sezgisel, normalde yerel bir arayış içinde üretilenlerin ötesinde çözümler üretmek için diğer buluşsal yöntemleri yönlendiren ana bir strateji olarak düşünülebilir.(Glover ve Laguna 1997). Ayrıca, tüm meta-sezgisel algoritmalarda belirli bir rastgele seçim ve yerel arama kullanılır. Zorlu optimizasyon problemlerine kaliteli çözümler makul bir süre içinde bulunabilir, ancak optimal çözümlere ulaşılabileceğinin garantisi yoktur. Bu algoritmaların her zaman değil, çoğu zaman işe yarayacağı umulmaktadır. Hemen hemen tüm meta-sezgisel algoritmalar, küresel optimizasyon için uygun olma eğilimindedir. (Voss 2001)

Herhangi bir meta-sezgisel algoritmanın iki ana bileşeni şunlardır: yoğunlaşma ve çeşitlendirme ya da sömürü ve keşif (Blum ve Roli, 2003). Çeşitlendirme, arama alanını küresel ölçekte araştırmak için çeşitli çözümler üretmek anlamına gelirken, yoğunlaştırma, bölgedeki mevcut iyi bir çözümün bulunduğunu bilerek yerel bir bölgeye odaklanma anlamına gelir. Algoritma yakınsama oranını iyileştirmek için en iyi çözümlerin seçimi sırasında yoğunlaşma ve çeşitlendirme arasında iyi bir denge bulunmalıdır. En iyinin seçimi, çözümlerin optimumlara yakınlaşmasını sağlarken, rasgele seçim yoluyla çeşitlendirme, aramanın yerel optimumdan esinlenmesine ve aynı zamanda çözüm çeşitliliğinin artmasına olanak sağlar. Bu iki ana bileşenin iyi bir bileşimi genellikle küresel optimalliğin elde edilebilmesini sağlar.

2.6.3. Meta-Sezgisel Algoritaların Tarihçesi

Birçok problem çözme süreci insanlık tarihi boyunca sezgisel olma eğilimindedir. Ancak optimizasyon için bilimsel bir yöntem olarak sezgisel, modern bir olgudur. 1940'lardan 1960'lara kadar, çeşitli uygulamalarda sezgisel yöntemler kullanılmıştır. Ancak ilk dönüm noktası, evrimsel algoritmaların ortaya çıkışıdır. 1963 yılında Ingo Rechenberg ve Hans-Paul Schwefel'de, her ikisi

de Berlin Teknik Üniversitesi'nde evrimsel stratejiler geliştirirken, L.J. Fogel 1966'da evrimsel programlamayı geliştirdi. 1975 ve 1970'lerde J. Holland tarafından genetik algoritmalar geliştirildi ve 1975'te (Holland 1975) genetik algoritmalarla ilgili bir kitap yayınlandı.

1980'ler ve 1990'lar meta-sezgisel algoritmaların en popüler zamanlarıydı. 1983 de benzetimi yapılan tavlama (SA)'nın geliştirilmesi büyük bir adım olmuştur. Bir diğer önemli adım, 1986'da Farmer tarafından yapay bağışıklık sistemlerinin geliştirilmesiydi.

Tabu Arama kitabı 1997 (Glover ve Laguna 1997) yılında yayınlanmış olsa da, 1980'lerde Tabu Arama yöntemine yine Glover öncülük etmiştir. Arama hareketleri bir Tabu listesinde kaydedilir ve gelecekteki hareketler önceki çözümlerin gözden geçirilmesinden kaçınmaya çalışır.

2004'de Marco Dorigo, karınca kolonisi optimizasyonu (ACO) üzerine yaptığı çalışmayı tarif ettiği çalışmayı gerçekleştirdi. (Dorigo 2004). Bu arama tekniği, bir sosyal haberci olarak feromon kullanan karıncaların hareketlerinden ilham alınarak ortaya çıkarılmıştır. Daha sonra, 1992'de Stanford Üniversitesi'nden John R. Koza, bilgisayar programcılığında devrim yaratan yeni bir makine öğrenimi alanının temelini oluşturan genetik programlama üzerine bir kitap yayınladı. Daha sonra 1995'te, bir başka önemli gelişme, James Kennedy ve Russell C. Eberhart tarafından farklı makaleler ile parçacık sürüsü optimizasyonunun (PSO) geliştirilmesiydi. Daha sonra 1997'de R. Storn ve K. Price, diferansiyel evrim (DE) olarak adlandırılan vektör tabanlı evrimsel algoritmalarını geliştirdiler. Bu algoritmanın birçok uygulamada genetik algoritmalardan daha verimli olduğu kanıtlanmıştır.

21. yüzyılın başında işler daha da farklı bir hal aldı. İlk olarak, Zong Woo Geem müzik esinli bir algoritma olan 2001 yılında uyum arama (HS) algoritmasını geliştirdi. Daha sonra 2002 yılı içersinde, Passino tarafından bir bakteri toplama algoritması geliştirilmiştir.

2004 yılında, S. Nakrani ve C. Tovey, bal arısı algoritmasını ve internet barındırma merkezlerini optimize etmeye yönelik uygulamalarını önermişlerdir. Bunu, D. T. Pham ve ark.'nın yeni bir arı algoritması geliştirmesi izlemiştir. 2005 yılında D. Karaboga tarafından yapay arı kolonisi (ABC) geliştirilmiştir. 2009 yılında, Xin-She Yang ve Suash Deb etkili bir guguklu arama (CS)

algoritması geliştirdi (Yang ve Deb, 2009; Yang ve Deb, 2010) ve CS'nin de dahil olmak üzere varolan birçok meta-sezgisel algoritmadan çok daha etkili olduğu gösterilmiştir. Bunun haricinde Yang bireysel olarak da 2005, 2008 ve 2010 yıllarında yine meta-sezgisel algoritmalar üzerine çalışmalarda bulunmuştur.

Bu çalışmada da Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Kalıp Arama Algoritması (PSA), Genetik Algoritma (GA) ve Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) olmak üzere 4 meta-sezgisel algoritma incelenerek uygulama içerisinde test edilecektir. Bu sayede incelenilen meta-sezgisel algoritmalardan hangisinin veya hangilerinin portfolyo optimizasyonunda kullanıma daha uygun olabileceği ile alakalı fikir sahibi olunabilir.

2.6.4. Çalışmada Kullanılan Meta-Sezgisel Algoritmalar

2.6.4.1. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO)

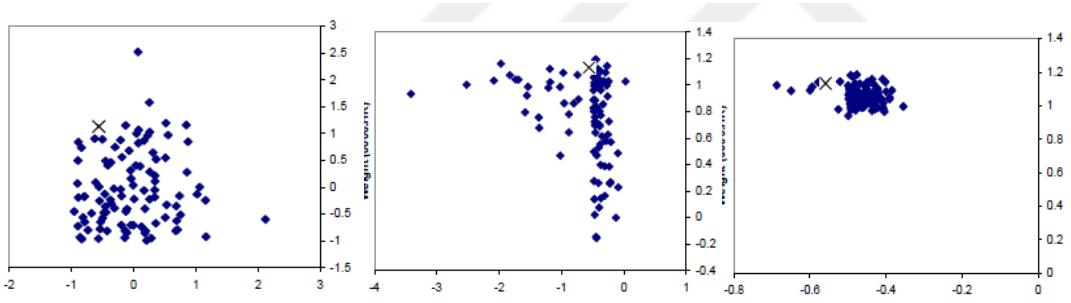
1995 yılında James Kennedy ve Russell Eberhart tarafından tanıtılan parçacık sürüsü optimizasyonu algoritması. PSO, balıkların ve kuş sürülerinin sosyal davranışlarını gözlemleyerek keşfedilen popülasyon tabanlı bir sezgisel optimizasyon algoritmasıdır. Sistem, en iyi çözümü bulmak için rastgele çözümler (aday çözümleri) ve her adımda güncelleme ile arama yapan parçacıklar ile başlatıldı. (Golmakani ve Fazel, 2011)

Bir örnek olarak, yiyecek arayan bir kuş sürüsünü düşünün, ancak bölgede sadece bir yemek var. Her çözüm bir kuştur ve parçacık olarak adlandırır. Her parçacık birbiriyle iletişim kurabilir veya sadece bazı parçacıklar hepsiyle değil ama bazı parçacıklarla iletişim kurar. Her iterasyondan sonra, parçacıklar hangi partikülün gıdaya en yakın olduğunu bilirler ve bu yöne bakmaya başlarlar. Böylece, PSO algoritmasında, parçacıklar, en yakın olan partikülü takip ederek uzayda uçarlar. Her parçacık, her bir iterasyonda iki değere göre güncellenir. Bunlardan birincisi, partikülün en iyi ile pbest olarak adlandırılan ve en iyi, en iyi küresel ürün anlamında gbest olarak adlandırılan tüm parçacıklar arasında en iyi değer olan partikülün kişisel en iyi değeridir. Rastgele başlangıç pozisyonlarından sonra, parçacıkların hızı ve her bir iterasyondan sonraki pozisyonlar aşağıdaki formülasyonlarla hesaplanır.(Kennedy and Eberhart, 1995);

$$V_{id}(t) = W\,V_{id}(t\text{-}1) + C_1\,r_{i1}\,(P_{id}\text{-}X_{id}(t\text{-}1)) + C_2\,r_{i2}\,(P_{gd}\text{-}\,X_{id}(t\text{-}1))$$

$$X_{id}(t) = X_{id}(t\text{-}1) + V_{id}(t)$$

Vi, parçacık i için hızı temsil eder. Hangi yönü ve hangi mesafeyi kapsayacağını belirler. Xi, parçacığın pozisyonudur. Pi, parçacığın en iyi değeri anlamına gelir ve Pg en iyi Pi değeri arasında en iyi olduğu anlamına gelir. C1 ve C2 sabit hızlanma katsayılarıdır. Son olarak, ri1 ve ri2 rasgele üretilmiş sayıları gösterir ve w eylemsizlik ağırlığıdır. Ek olarak, her bir hız değeri Vmax ve Vmin ile sınırlıdır. (Golmakani ve Fazel, 2011) PSO'nun çalışma sürecinin bir örneği Şekil 2.1'de gösterilmiştir (Kendall, 2005).



Şekil 2.1. PSO Süreci

2.6.4.2. Genetik Algoritma

Genetik algoritmalar (GA), çeşitli uygulamalar ile muhtemelen en popüler evrimsel algoritmalardır. İyi bilinen optimizasyon problemlerinin büyük çoğunluğu genetik algoritmalar ile çözülmüştür. Ek olarak, genetik algoritmalar popülasyona dayalıdır ve birçok modern evrimsel algoritma doğrudan genetik algoritmalara dayanır veya güçlü benzerliklere sahiptir.

1960 ve 1970'lerde John Holland ve onun arkadaşları tarafından geliştirilen genetik algoritmalar, Charles Darwin'in doğal seleksiyon teorisine dayanan bir biyolojik evrim modeli veya soyutlamasıdır. Holland, adaptif ve yapay sistemlerin çalışmasında çaprazlama, rekombinasyon, mutasyon ve seçim ilkelerini kullanmıştır. Bu genetik operatörler, problem çözme stratejisi olarak genetik algoritmaların temel bileşenleridir. O zamandan bu yana, genetik algoritmaların birçok

çeşidi, grafik renklendirmeden kalıp tanımaya, farklı sistemlerden (seyahat eden satıcı problemi gibi) sürekli sistemlere (örneğin, hava folyosunun verimli tasarımı), havacılık mühendisliğine ve finansal piyasalardan çok amaçlı mühendislik optimizasyonlarına kadar geniş bir yelpazede optimizasyon problemleri geliştirildi ve uygulandı.

Genetik algoritmaların özü, karakter dizilerinin (kromozomlar) dizileri olarak çözümlerin kodlanmasını, bu dizilerin genetik operatörler tarafından manipülasyonunu ve belirli bir probleme çözüm bulma uygunluğuna dayanan bir seçimi içerir. Bu işlem genellikle aşağıdaki adımlardan meydana gelir.;

1)Bir kodlama şemasının tanımı
2)Bir uygunluk fonksiyonunun veya seçim kriterinin tanımı
3)Bir kromozom popülasyonunun oluşturulması
4)Popülasyondaki her kromozomun uygunluğunun değerlendirilmesi
5)Uygunluk orantılı seçim, geçiş ve mutasyon gerçekleştirerek yeni bir nüfus oluşturulması
6)Eski nüfusun yenisi ile değiştirilmesi.
Adımlar 4), 5) ve 6) daha sonra birkaç nesil için tekrarlanır. Sonunda, problemin çözümü için en iyi kromozom çözülür.

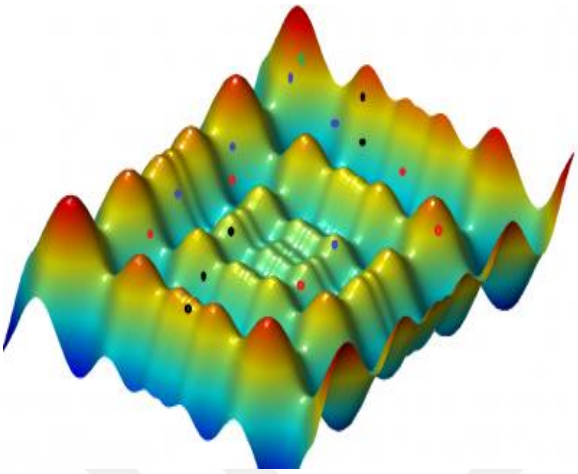
$F(xi)=f(\xi i))\sum Ni=1f(\xi i)$,
Burada bireysel i fenotipik değer, N ise nüfus büyüklüğüdür. Uygunluk fonksiyonunun biçimi, daha yüksek uygunluğa sahip kromozomların, daha düşük uygunluğa sahip olanlardan daha sık seçildiğinden emin olmalıdır. Zayıf uygunluk işlevleri yanlış veya anlamsız çözümlere neden olabilir.

Diğer önemli bir konu da çeşitli parametre değerlerinin seçilmesidir. Çaprazlama pc olasılığı genellikle [0.7,1.0] aralığında çok yüksektir. Diğer taraftan, mutasyon olasılığı pm genellikle küçüktür (tipik olarak, [0.001.0.05] aralığında). Eğer pc çok küçükse, çaprazlama seyrek olarak uygulanır, bu da arzu edilmez. Mutasyon olasılığı çok yüksekse, optimal çözüm yakın olsa bile algoritma yine de etrafda dolaşabilir.

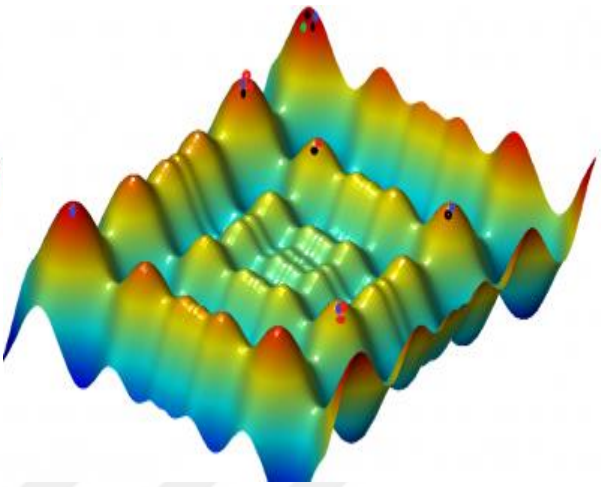
En uygun olanın seçilmesi, kromozomların uygunluğuna göre yapılır. Bazen, en iyi kromozomların popülasyonda kalmasını sağlamak için, elitizm olarak adlandırılan, çok fazla değişime gidilmeden, bir sonraki nesle aktarılırlar. En iyi kromozomları seçmek için uygun ölçüt de önemlidir, çünkü daha yüksek kondisyona sahip kromozomların nasıl korunacağını ve yeni nesle aktarıldığını belirler. Bu genellikle belirli bir elitizm biçimi ile bağlantılı olarak gerçekleştirilir. Temel form, genetik operatörler tarafından değiştirilmeden yeni nesile taşınacak olan en iyi kromozomu (her kuşakta) seçmektir. Bu, iyi bir çözümün daha çabuk elde edilmesini sağlar.

Diğer konular arasında mutasyona yönelik birden fazla alan ve çeşitli popülasyon boyutlarının kullanımı bulunmaktadır. Tek bir bölgedeki mutasyon çok etkili değildir, bu nedenle birden fazla alanda mutasyon genellikle araştırmanın evrimini artırır. Öte yandan, çok fazla mutant, sistemin yanlış çözümlere yönelmesi, hatta sisteme ulaşılmasını zorlaştırabilir. Gerçek ekolojik sistemlerde, mutasyon oranı çok fazla yüksek seçim baskısı altında ise tüm popülasyonun soyu tükenebilir.

Ayrıca, doğru nüfus büyüklüğü seçimi de çok önemlidir. Nüfus büyüklüğü çok küçük ise, yeterli evrim olmayacak ve tüm nüfusun erken doğması için bir risk oluşacaktır. Gerçek dünyada ekolojik teori, küçük bir nüfusa sahip türlerin gerçek bir yok olma tehlikesi içinde olduğunu göstermektedir. Küçük bir popülasyonda, popülasyondaki diğer kromozomların uygunluğundan önemli ölçüde daha büyük olan bir antijene sahip olan bir kromozom, tüm (küçük) popülasyonu alt etmek için yeterli yavru üretebilir. Bu, sistemi yerel bir optimuma (global optimum değil) götürecektir. Öte yandan, eğer nüfus çok büyükse, kapsamlı bilgi işlem süresi gerektiren objektif işlevin daha fazla değerlendirmesine ihtiyaç vardır. Genetik algoritmanın çalışma şeklindeki popülasyonun başlangıç ve final lokasyonları Şekil 2.2 ve Şekil 2.3'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Genetik Algoritma (başlangıç popülasyonu ve lokasyonları).



Şekil 2.3. Genetik Algoritma(final lokasyonları)

2.6.4.3. Vekil Optimizasyon Algoritması

Vekil olarak adlandırılan parçacık bir nesnel fonksiyona yaklaşan bir fonksiyondur. Değerlendirmek çok az zaman aldığı için vekil oldukça yararlı kabul edilir. Örnek olarak, bir nesnel işlevi en aza indiren bir noktayı aramak için, vekili binlerce nokta üzerinde değerlendirmek ve en iyi değeri, nesnel işlevi minimize edene yaklaşım olarak almaktır.

Vekil optimizasyonu zaman alan objektif işlevlere sahip problemler için en uygun optimizasyon metotlarından biridir. Vekil optimizasyonunda amaç fonksiyonunun doğrusal olması gerekmez, ancak amaç fonksiyonu sürekli olduğunda algoritma en iyi şekilde çalışır.

Vekil optimizasyonu, az sayıda objektif fonksiyon değerlendirmesi kullanarak, objektif bir fonksiyonun global minimumunu bulmaya çalışır. Bunu yapmak için algoritma, optimizasyon işlemini iki hedef arasında dengelemeye çalışır; keşif ve hız.

- Global bir minimum aramak için keşif.
- Birkaç objektif fonksiyon değerlendirmesinde iyi bir çözüm elde etmek için hız.

Algoritmanın sınırlı alanlarda sürekli objektif fonksiyonlar için küresel bir çözüme yaklaştığı kanıtlanmıştır. Ancak, bu yakınsama istenen hızda değildir.

Genel olarak, çözücüyü global bir çözüme yakın olduğunda durduran hiçbir yararlı durma kriteri yoktur. Genellikle, bir dizi işlev değerlendirmesi veya bir süre için durma kriteri belirlenir ve bu hesaplama bütçesi içinde bulunan en iyi çözüm alınır.

2.6.4.4. Kalıp Arama Optimizasyonu

Kalıp arama, gradyan gerektirmeyen bir sayısal optimizasyon yöntemidir. Sonuç olarak, sürekli veya farklı olmayan fonksiyonlarda kullanılabilir. Böyle bir model arama yöntemi, pozitif bazlar teorisine dayanan "yakınsama" ile tanımlanabilir. Kalıp arama optimizasyonu ile alakalı Lewis ve Torczon 1996 ve 2000 yılları arasında birlikte yarım düzine kadar çalışma yapmışlardır.

Genelleştirilmiş kalıp arama aşağıda belirtilmiştir. yöntem, bir çözümdeki ilk tahminle başlar (x_0, kullanıcı tarafından sağlanan), bir başlangıç düzeni (matris P_0, genellikle belirli kalıp arama yöntemi ile belirlenir.) ve skaler parametre ($\Delta 0$, kontrol parametresinin rolü adım uzunluğudur). Δk olduğuna dikkat edilmesi gerekir. Adımların “yeterince küçük” olarak değerlendirilmesi arama için doğal bir durma kriteri sağlar ve arama durur.
Genelleştirilmiş Kalıp Arama:

Verilen $x_0 \in IRn$
, $f(x_0)$, $P_0 \in IRn \times p$
ve $\Delta 0 >$
0 için, k = 0, 1,. . . yakınsama yapmak için

1. Keşif yapılarak bir adım (s_k) bulunur,
(A_K, P_k) kadar hareket eder
2. Eğer $f(x_k + s_k) < f(x_k)$ ise, $x_k + 1 = x_k + s_k$.
Aksi takdirde, $x_k + 1 = x_k$.
3. Güncelleme (Δk, P_k)

Bireysel kalıp arama yöntemi ayrıca, aralarında seçim yapılabilen keşif hareketleri ile de karakterize edilir. Bunun için birkaç basit kural uygulanmalıdır:

(1) Deneme adımları s^i_k, kalıp tarafından tanımlanmalıdır. Başka bir deyişle, $s^i_k \in P_k$ P_k. keyfi adım uzunluklarına izin verilmez.

(2) Herhangi bir adım $s^i_k \in$ PkPk hangi f ($x_k + s^i_k$) <f (x_k) kabul edilebilir. Bu, çok sayıda strateji için izin verir.

(3) Bir keşifçi hareket algoritması stratejisi "inişli" olmalıdır. Bu strateji minimumu içermelidir. Sınırdaki iniş yönünü garanti altına almak için p "+ 1 " olarak arttırılır. Bu doğrultuda f'nin durağan olmayan bir noktaya erken yaklaşması önlenmiş olur.

(4) Kişi x_k tutabilir ve Δ_k değerini azaltabilir. Yalnızca adım yoksa, s^i_k geri çekilme stratejisi ile tanımlanan durum oluşur. Böylece, bir adım belirlenemediğinde, bu f ($x_k + s^i_k$) <f (x_k), sonra bir adım ilerlemek için f'yi p + 1 kadar değerlendirilerek ilerlenir. (Torczon, 1998), (Torczon, 1997)

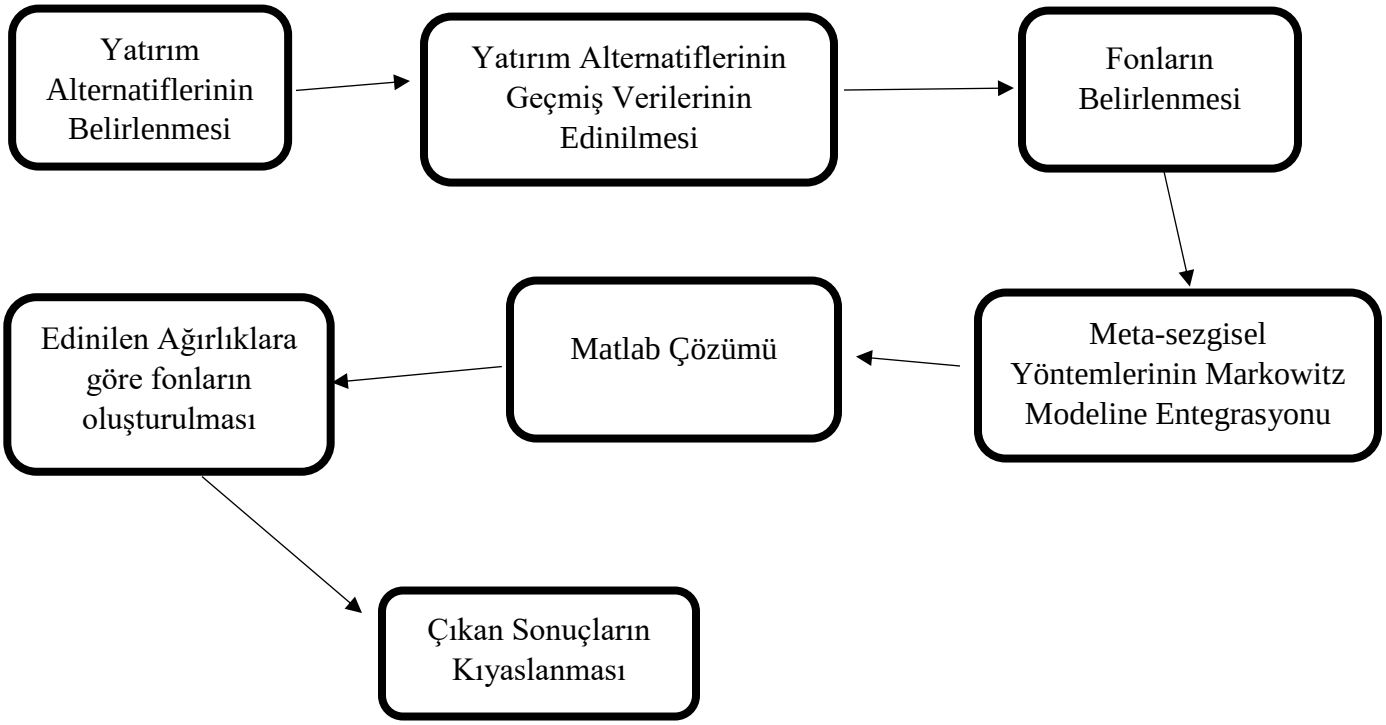
3. MALZEME VE YÖNTEM

Bu bölümde, çalışmada kullanılan, yazılım, yöntemler, metotlar, metotların kullanım şekli, yatırım alternatifleri, yatırım alternatifleri ile alakalı veriler ve oluşturulan yatırım fonları bulumaktadır. Yöntem hakkında kısa bir bilgi verdikten sonra yatırım alternatiflerinin neler olduğu ve neye göre seçildikleri anlatılmaktadır. Daha sonraki bölümde ise bu yatırım alternatifleri ile ilgili verilerin toplanma şekli ile birlikte verilerin tümü bulunmaktadır. Devamında ise oluşturulan yatırım fonları ve bu fonların neye göre oluşturulduğu anlatılmaktadır.

3.1. YÖNTEM HAKKINDA BİLGİ

MATLAB programının 2019a sürümü kullanılarak Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Kalıp Arama Algoritması (PSA), Genetik Algoritma (GA) ve Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) meta-sezgisel algoritmalarının önce Markowitz modelinin çözüldüğü kodlar ile aşağıda anlatılan veriler kulanılarak Markowitz çözümünden elde edilen yatırım alternatiflerinin ağırlıklarını fonlara en yakın şekilde dağıtıbilmek için ikinci bir optimizasyon modeli olarak fon dağıtımı optimizasyon modeli kullanılmıştır. Sırasıyla 2015, 2016, 2017 yılları başında ve 2017 yılı Kasım ayında 10.000 TL yatırım yapılacak ve 1 sene bekletilecektir. Daha detaylı açıklamak gerekirse, örnek olarak 2016 yılı başında yatırım algoritmalarının sonuçlarından edinilen verilerle fonlar oluşturularak fonlardan gelen sonuca göre 2017 yılının başında, kalan varlık yatırımlar üzerinden çekilir. Diğer üç sene için de bu şekilde işlem uygulanır ve çıkan sonuçları hesaplayabilmek adına yatırım yapılan alternatiflerin yatırımın yapıldığı yıl başı ve yatırımın geri çekildiği zamanlarda ki piyasa değerlerine bakılır ve değişimleri hesaplanarak toplam edinilen kar-zarar miktarları, kar-zarar oranları ve toplam varlığa ulaşılır. Devamında yatırım yapılan her yılın merkez bankası tarafından belirlenen yıllık faiz oranları baz alınarak, eğer o sene algoritmanın önerdiği yatırım alternatifleri yerine yıllık mevduat faizine yatırım yapılsaydı edinilecek olan toplam varlık hesaplanır ve kıyaslaması yapılır.

Çalışma esnasında uygulanan adımların neler olduğunu ve hangi sıra ile gerçekleştiğinin gösterildiği akış şeması aşağıda gösterilmiştir;



3.2. YATIRIM ALTERNATİFLERİ

Çözümde kullanılmak üzere 11 farklı yatırım alternatifi oluşturulmuştur. Bu yatırım alternatifleri günümüz popüler yatırım araçlarından seçilmiştir. Seçilen yatırım alternatifleri; Altın (Gram), Amerikan Doları (USD), Euro, 100 Japon Yeni, BIST 100 Endeksi, BIST 30 Endeksi, Aselsan Hisseleri, Bimeks Hisseleri, Brent Petrol, Bitcoin ve Hükümet Bonosu olarak belirlenmiştir. Bu yatırım alternatifleri ile alakalı kısa bilgileri ve neden yatırım alternatifi olarak tercih edildikleri bilgisi başlıklar halinde aşağıdadır.

3.2.1. Altın

Tüm değerli metallerden altın, yatırım olarak en popüler olanıdır. Yatırımcılara genellikle, özellikle vadeli işlem sözleşmeleri ve türevlerini kullanılarak, riski çeşitlendirmenin bir yolu olarak altın alınması tavsiye edilir. Altın piyasası spekülasyon ve diğer piyasalardaki gibi dalgalanmalara maruz kalmaktadır. Yatırım için kullanılan diğer kıymetli madenlerden ayrılan altın, birçok ülkede güvenli sığınak ve korunma özelliklerine sahiptir. Bunun sebeblerinden biriside altının tüm ülkelerin merkez bankalarında her zaman rezerv olarak bulunmasıdır.

3.2.2. Amerikan Doları

ABD doları, çoğu ülkenin rezerv para birimi olarak hareket etmektedir. Avrupa, Asya ve Afrika'nın merkez bankaları enflasyona karşı korunma amacıyla istikrarlı bir rezerv tutmaktadır. Amerikan Dolarını değerli hale getiren en önemli faktör istikrardır. Sonuç olarak, ABD doları tüm dünyada finansal işlemleri temsil etmek için kullanılır. Bu yüzden, Amerikan dolarının piyasanın en güçlü ve en baskın trendine sahip para birimi olduğu söylenebilir.

3.2.3. Euro

Finans piyasalarında en çok işlem gören dövizler arasında yer alan Euro, Amerikan doları kadar popülerdir. Euro kullanan Almanya gibi ülkelerin sanayilerinin gelişmiş olması, onu değerli kılan özelliklerden birisidir. Bu nedenle de finans piyasalarında yoğun bir ilgi görmektedir. Ekonomik manada kuvvetli ülkelerin ortak para birimi olmasından mütevellit Euro da baskın bir para birimi haline gelmiştir. Dolar ile arasında zaman zaman oluşan zıtlıklardan dolayı da çapraz kur işlemlerinde oldukça fazla tercih edilmektedir.

3.2.4. Japon Yeni

Güçlü dövizler arasında kabul edilen Japon Yeni, ülkeler arasında kuvvetli olarak kabul edilen Japonya’nın resmi para birimidir. Amerikan doları, Euro ve İngiliz sterlininin ardından rezerv para birimi olarak kabul edilmektedir. Günümüz finans piyasalarında Amerikan doları ve Euro ile oluşturduğu pariteler üzerinden işlem görmektedir.

3.2.5. BitCoin

Bitcoin piyasaları hiç kapanmadığı ve her an güncellenmesi sebebiyle yatırımcıların ilgisini çekmektedir. Bir çok yatırımcı bu yeni para birimi olan Bitcoini bir yatırım aracı olarak kullanmaktadırlar. Bundan dolayı Bitcoin hakkında yeterli bilgiye sahip olunduğu takdirde iyi bir yatırım aracı haline gelebilir.

3.2.6. BIST 100 ve BIST 30

En eski finans piyasası olarak borsalar, günümüzde gelişen teknoloji ile birlikte çok daha iyi olanaklar altında yatırım yapma imkanı sunmaktadır. Borsa endeksleri, birden fazla finansal varlığı bünyesinde barındırır. 100 farklı şirketin senedini içerisinde bulunduran BİST 100 endeksi veya 30 farklı şirketin senedini içerisinde bulunduran BIST 30 örnek olarak gösterilebilir. Endeksler hisselerin paylarına göre hesaplanır ve oransal değişimlerini gösterir. Borsa endekslerine yatırım yapmak günümüz imkanları göz önüne alındığında eskiye nazaran daha güvenlidir ve daha yüksek kazançlar elde edilebilmektedir.

3.2.7. Hükümet Bonosu

Hükümet bonoları, az riskli yatırım alternatifleri olarak kabul edilirler. Hükümet bonoları, devlet güvencelerinin olması sebebiyle diğer yatırım alternatiflerine göre daha güvenli yatırım alternatifleri olarak tanımlanmaktadır. Portfolyosunda risk yönetimini sağlamak için çeşitlendirmeye gitmek isteyen yatırımcılar için hükümet bonoları makul bir yatırım alternatifidir. En fazla 1 yıl vadeli olan bu senetler, devletin kısa vadeli borçlarına kısa zaman içerisinde bütçe sağlamak amacı ile satılır. Hükümet bonoları da bir bono türüdür ve bonolar, belirli miktarda paranın belirli bir zaman sonrasında ödeneceğini gösteren ticari belgelerdir. Az riskli yatırım alternatifi arayan yatırımcılar için makul bir seçenektir.

3.2.8. Bimeks Hisseleri

Kadıköy Mühürdar'daki küçük bir dükkanda 1990 yılında ticarete başlayan Bimeks, Türkiye'nin ilk teknoloji ürünleri perakende şirketidir. BIST 100'de oldukça keskin düşüşler yaşadığı gözlemlendiği için buraya yatırım alternatifi olarak koyulmuştur. Bu sayede, genel trendi düşüşte olan bu hissenin test edilen metotlar tarafından tercih edilip edilmeyeceği gözlemlenmek istenmiştir.

3.2.9. ASELSAN Hisseleri

ASELSAN AŞ, 1975 yılında Türk Silahlı Kuvvetleri'nin haberleşme cihaz ihtiyaçlarının karşılanması amacıyla kurulmuştur. Türk Silahlı Kuvvetlerini Güçlendirme Vakfı'nın bir kuruluşudur. Son yıllarda borsadaki hızlı ve yüksek miktarlardaki hisse değeri artışlarından mütevellit güçlü bir yatırım alternatifi olarak görülmektedir.

3.2.10. Brent Petrol

Petrolün tüm endüstriler üzerindeki etkisi hesaba katıldığında ekonomi üzerinde de fazlaca bir etkiye sahip olduğu görülmektedir. Petrol fiyatlarında meydana gelebilecek olası bir düzensiz değişim dünya ekonomisinde de olumsuzluklar meydana getirecektir. Genelde petrol fiyatlarında bu tip düzensizlikler görülmemektedir. Petrol Piyasasında geçerli olan ve rafineriler tarafından kullanılan petrol türleri üçe ayrılmıştır. Bunlar Brent, WTI ve Umman petrolüdür. Dünya üzerindeki petrol anlaşmalarının üçte ikisi Brent petrol üzerinde gerçekleşmektedir. Dolayısıyla Brent petrol için en yaygın petrol türü diyebiliriz.

3.3. VERİLERİN TOPLANMASI

Yatırım alternatifi olarak belirlenen; Altın, Dolar, Euro, 100 Japon Yeni, Bitcoin, Hükümet Bonosu, BIST 100, BIST 30, Bimeks, Aselsan ve Brent Petrol'ün 2009 yılı başından itibaren 2017 yılına kadar aylık olarak veriler Internet üzerinden temin edilmiştir. Belirlenen yatırım alternatiflerinin aylık değerlerinin ve değişimlerinin bulunduğu tablo bölünmüş olarak Tablo 3.1, 3.2'de, ilgili garfikler de Şekil 3.1, Şekil 3.2, Şekil 3.3 ve Şekil 3.4'de gösterilmiştir;

Tablo 3.1. Yatırım Alternatifleri Verileri

TRH/YTRM	Altın (Gram)		Amerikan Doları		Euro		100 Japon Yeni		Bitcoin(BTC/USD)		BIST100	
2009-2016	Değeri	Değişimi	Değeri	Değişimi	Değeri	Değişimi	Değeri	Değişimi	Değeri	Değişimi	Değeri	Değişimi
Oca.09	41,39	-	1,53	-	2,13	-	1,67	-	-	-	27.148	-
Şub.09	47,47	14,69%	1,64	7,19%	2,1	-1,41%	1,82	8,98%	-	-	25.561	-5,84%
Mar.09	50,33	6,02%	1,72	4,88%	2,16	2,86%	1,76	-3,30%	-	-	23.679	-7,36%
Nis.09	47,92	-4,79%	1,61	-6,40%	2,15	-0,46%	1,62	-7,95%	-	-	25.616	8,18%
May.09	45,01	-6,07%	1,58	-1,86%	2,1	-2,33%	1,59	-1,85%	-	-	31.996	24,91%
Haz.09	47,42	5,35%	1,52	-3,80%	2,16	2,86%	1,6	0,63%	-	-	35.805	11,91%
Tem.09	46,16	-2,66%	1,53	0,66%	2,15	-0,46%	1,57	-1,88%	-	-	36.854	2,93%
Ağu.09	45,29	-1,88%	1,46	-4,58%	2,09	-2,79%	1,54	-1,91%	-	-	43.018	16,72%
Eyl.09	45,45	0,35%	1,5	2,74%	2,15	2,87%	1,6	3,90%	-	-	46.958	9,16%
Eki.09	47,75	5,06%	1,48	-1,33%	2,16	0,47%	1,66	3,75%	-	-	48.228	2,70%
Kas.09	50,11	4,94%	1,49	0,68%	2,21	2,31%	1,65	-0,60%	-	-	46.720	-3,13%
Ara.09	56,68	13,11%	1,5	0,67%	2,26	2,26%	1,73	4,85%	-	-	45.209	-3,23%
Oca.10	52,36	-7,62%	1,48	-1,33%	2,13	-5,75%	1,59	-8,09%	-	-	52.819	16,83%
Şub.10	51,75	-1,17%	1,48	0,00%	2,06	-3,29%	1,64	3,14%	-	-	54.731	3,62%
Mar.10	55,1	6,47%	1,53	3,38%	2,09	1,46%	1,72	4,88%	-	-	50.482	-7,76%
Nis.10	54,31	-1,43%	1,51	-1,31%	2,04	-2,39%	1,61	-6,40%	-	-	56.822	12,56%
May.10	56,09	3,28%	1,49	-1,32%	1,97	-3,43%	1,58	-1,86%	-	-	58.794	3,47%
Haz.10	60,75	8,31%	1,58	6,04%	1,92	-2,54%	1,74	10,13%	-	-	54.197	-7,82%
Tem.10	62,88	3,51%	1,57	-0,63%	1,94	1,04%	1,79	2,87%	-	-	54.238	0,08%
Ağu.10	57,4	-8,72%	1,49	-5,10%	1,95	0,52%	1,71	-4,47%	-	-	60.336	11,24%
Eyl.10	60,7	5,75%	1,52	2,01%	1,94	-0,51%	1,79	4,68%	-	-	60.100	-0,39%
Eki.10	60,97	0,44%	1,44	-5,26%	1,98	2,06%	1,73	-3,35%	-	-	65.763	9,42%
Kas.10	61,75	1,28%	1,42	-1,39%	1,98	0,00%	1,76	1,73%	-	-	69.442	5,60%
Ara.10	66,33	7,42%	1,49	4,93%	1,95	-1,52%	1,77	0,57%	-	-	65.561	-5,59%
Oca.11	69,77	5,19%	1,55	4,03%	2,06	5,64%	1,9	7,34%	-	-	66.363	1,22%
Şub.11	68,08	-2,42%	1,58	1,94%	2,17	5,34%	1,93	1,58%	-	-	63.810	-3,85%
Mar.11	71,9	5,61%	1,6	1,27%	2,21	1,84%	1,94	0,52%	-	-	61.525	-3,58%
Nis.11	70,7	-1,67%	1,54	-3,75%	2,17	-1,81%	1,83	-5,67%	-	-	64.316	4,54%
May.11	74,52	5,40%	1,51	-1,95%	2,24	3,23%	1,85	1,09%	-	-	69.621	8,25%
Haz.11	78,5	5,34%	1,58	4,64%	2,28	1,79%	1,94	4,86%	-	-	62.929	-9,61%
Tem.11	78,44	-0,08%	1,6	1,27%	2,33	2,19%	1,98	2,06%	-	-	63.355	0,68%
Ağu.11	87,77	11,89%	1,67	4,37%	2,4	3,00%	2,15	8,59%	-	-	62.732	-0,98%
Eyl.11	100,37	14,36%	1,74	4,19%	2,47	2,92%	2,26	5,12%	-	-	54.589	-12,98%
Eki.11	96,12	-4,23%	1,86	6,90%	2,48	0,40%	2,41	6,64%	-	-	58.907	7,91%
Kas.11	96	-0,12%	1,79	-3,76%	2,45	-1,21%	2,28	-5,39%	-	-	55.257	-6,20%
Ara.11	101,46	5,69%	1,82	1,68%	2,46	0,41%	2,34	2,63%	-	-	54.413	-1,53%
Oca.12	94,7	-6,66%	1,88	3,30%	2,43	-1,22%	2,44	4,27%	-	-	51.315	-5,69%

Şub.12	98,03	3,52%	1,76	-6,38%	2,31	-4,94%	2,31	-5,33%	-	-	57.080	11,23%
Mar.12	98,41	0,39%	1,74	-1,14%	2,32	0,43%	2,15	-6,93%	4,9	-	60.399	5,81%
Nis.12	94,6	-3,87%	1,77	1,72%	2,37	2,16%	2,14	-0,47%	4,8	-2,04%	62.598	3,64%
May.12	93,06	-1,63%	1,75	-1,13%	2,31	-2,53%	2,18	1,87%	5	4,17%	59.972	-4,20%
Haz.12	92,8	-0,28%	1,86	6,29%	2,29	-0,87%	2,37	8,72%	5,3	6,00%	55.125	-8,08%
Tem.12	92,3	-0,54%	1,8	-3,23%	2,27	-0,87%	2,26	-4,64%	6,6	24,53%	62.310	13,03%
Ağu.12	92,41	0,12%	1,79	-0,56%	2,2	-3,08%	2,28	0,88%	9,6	45,45%	64.207	3,04%
Eyl.12	96,83	4,78%	1,81	1,12%	2,28	3,64%	2,31	1,32%	10	4,17%	67.304	4,82%
Eki.12	100,81	4,11%	1,79	-1,10%	2,3	0,88%	2,29	-0,87%	12,4	24,00%	66.270	-1,54%
Kas.12	98,41	-2,38%	1,78	-0,56%	2,31	0,43%	2,23	-2,62%	10,6	-14,52%	72.574	9,51%
Ara.12	97,92	-0,50%	1,78	0,00%	2,32	0,43%	2,16	-3,14%	12,6	18,87%	73.126	0,76%
Oca.13	95,03	-2,95%	1,77	-0,56%	2,35	1,29%	2,03	-6,02%	13,3	5,56%	78.857	7,84%
Şub.13	93,66	-1,44%	1,75	-1,13%	2,38	1,28%	1,89	-6,90%	20,5	54,14%	79.050	0,24%
Mar.13	91,6	-2,20%	1,8	2,86%	2,35	-1,26%	1,94	2,65%	34,5	68,29%	79.320	0,34%
Nis.13	92,52	1,00%	1,81	0,56%	2,32	-1,28%	1,93	-0,52%	104	201,45%	85.812	8,18%
May.13	84,88	-8,26%	1,79	-1,10%	2,36	1,72%	1,84	-4,66%	116,4	11,92%	86.255	0,52%
Haz.13	83,65	-1,45%	1,89	5,59%	2,46	4,24%	1,88	2,17%	129,3	11,08%	80.463	-6,72%
Tem.13	76,65	-8,37%	1,92	1,59%	2,5	1,63%	1,93	2,66%	84,6	-34,57%	76.424	-5,02%
Ağu.13	82,36	7,45%	1,93	0,52%	2,56	2,40%	1,96	1,55%	96,4	13,95%	74.254	-2,84%
Eyl.13	91,34	10,90%	2,02	4,66%	2,66	3,91%	2,03	3,57%	128,3	33,09%	67.446	-9,17%
Eki.13	86,19	-5,64%	2,01	-0,50%	2,73	2,63%	2,05	0,99%	125,5	-2,18%	75.018	11,23%
Kas.13	84,69	-1,74%	2	-0,50%	2,71	-0,73%	2,04	-0,49%	198,5	58,17%	77.904	3,85%
Ara.13	81,21	-4,11%	2,03	1,50%	2,75	1,48%	1,97	-3,43%	998,1	402,82%	75.897	-2,58%
Oca.14	82,42	1,49%	2,17	6,90%	2,97	8,00%	2,05	4,06%	740	-25,86%	67.367	-11,24%
Şub.14	94,03	14,09%	2,26	4,15%	3,05	2,69%	2,22	8,29%	801,9	8,36%	62.166	-7,72%
Mar.14	93,17	-0,91%	2,22	-1,77%	3,05	0,00%	2,19	-1,35%	565	-29,54%	61.655	-0,82%
Nis.14	87,11	-6,50%	2,15	-3,15%	2,96	-2,95%	2,08	-5,02%	460,3	-18,53%	69.849	13,29%
May.14	86,1	-1,16%	2,11	-1,86%	2,92	-1,35%	2,05	-1,44%	450,8	-2,06%	74.481	6,63%
Haz.14	88,87	3,22%	2,1	-0,47%	2,85	-2,40%	2,05	0,00%	638	41,53%	79.648	6,94%
Tem.14	95,55	7,52%	2,12	0,95%	2,9	1,75%	2,08	1,46%	650	1,88%	78.536	-1,40%
Ağu.14	87,37	-8,56%	2,09	-1,42%	2,81	-3,10%	2,05	-1,44%	578	-11,08%	82.371	4,88%
Eyl.14	88,5	1,29%	2,16	3,35%	2,84	1,07%	2,07	0,98%	487,4	-15,67%	80.455	-2,33%
Eki.14	87,59	-1,03%	2,28	5,56%	2,88	1,41%	2,07	0,00%	387	-20,60%	75.001	-6,78%
Kas.14	82,77	-5,50%	2,23	-2,19%	2,78	-3,47%	1,96	-5,31%	337,7	-12,74%	80.556	7,41%
Ara.14	82,29	-0,58%	2,22	-0,45%	2,77	-0,36%	1,87	-4,59%	376,7	11,55%	86.214	7,02%
Oca.15	87,57	6,42%	2,35	5,86%	2,83	2,17%	1,94	3,74%	317,5	-15,72%	85.448	-0,89%
Şub.15	99,51	13,63%	2,42	2,98%	2,75	-2,83%	2,06	6,19%	221,4	-30,27%	89.145	4,33%
Mar.15	96,67	-2,85%	2,51	3,72%	2,82	2,55%	2,09	1,46%	255,7	15,49%	84.405	-5,32%
Nis.15	97,73	1,10%	2,6	3,59%	2,8	-0,71%	2,16	3,35%	244,5	-4,38%	81.090	-3,93%
May.15	100,53	2,87%	2,71	4,23%	3,03	8,21%	2,25	4,17%	236,1	-3,44%	83.881	3,44%
Haz.15	100,64	0,11%	2,68	-1,11%	2,92	-3,63%	2,15	-4,44%	228,7	-3,13%	82.769	-1,33%

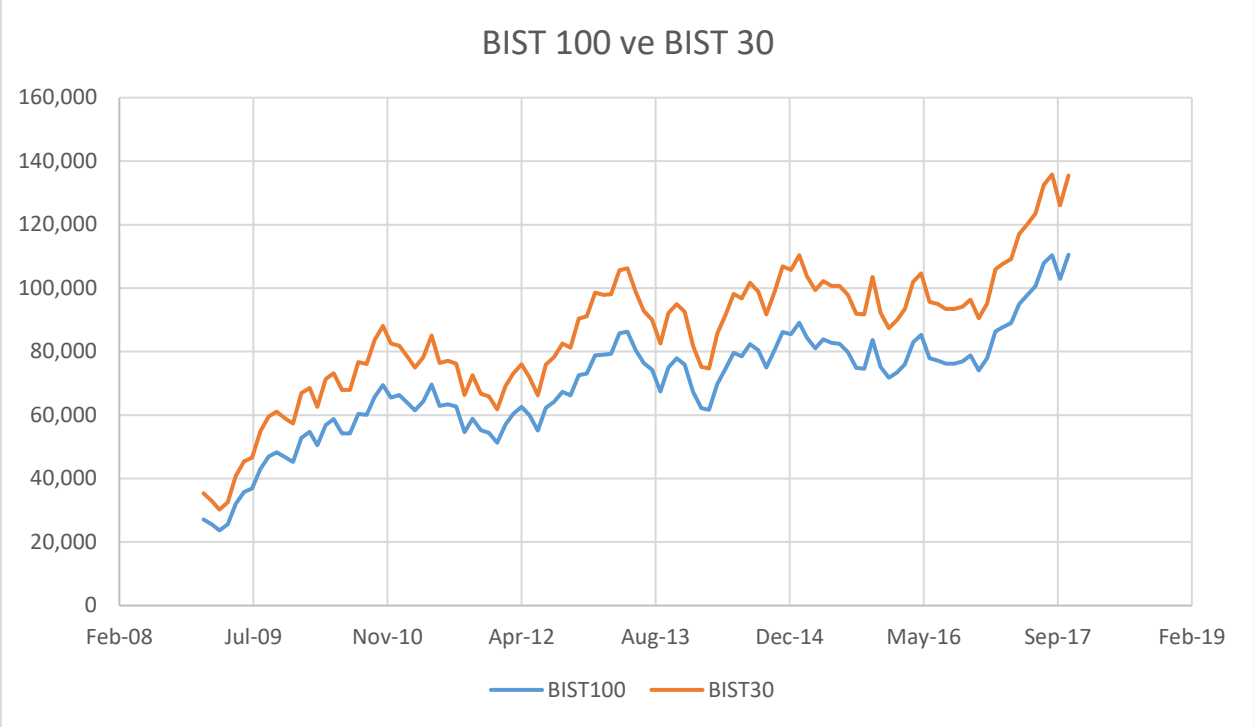
Tem.15	99,94	-0,70%	2,68	0,00%	2,98	2,05%	2,17	0,93%	262,9	14,95%	82.445	-0,39%
Ağu.15	95,75	-4,19%	2,78	3,73%	3,04	2,01%	2,23	2,76%	284,5	8,22%	79.880	-3,11%
Eyl.15	105,1	9,77%	2,92	5,04%	3,29	8,22%	2,42	8,52%	231,4	-18,66%	74.844	-6,30%
Eki.15	107,17	1,97%	3,017	3,32%	3,37	2,43%	2,5	3,31%	236,5	2,20%	74.623	-0,29%
Kas.15	105,75	-1,32%	2,8	-7,19%	3,1	-8,01%	2,32	-7,20%	316	33,62%	83.654	12,10%
Ara.15	98,54	-6,82%	2,89	3,21%	3,06	-1,29%	2,35	1,29%	376,9	19,27%	75.233	-10,07%
Oca.16	98,9	0,37%	2,94	1,73%	3,21	4,90%	2,47	5,11%	429	13,82%	71.727	-4,66%
Şub.16	105,37	6,54%	2,97	1,02%	3,22	0,31%	2,44	-1,21%	365,5	-14,80%	73.496	2,47%
Mar.16	117,12	11,15%	2,95	-0,67%	3,2	-0,62%	2,6	6,56%	439,2	20,16%	75.949	3,34%
Nis.16	110,72	-5,46%	2,82	-4,41%	3,22	0,63%	2,51	-3,46%	416	-5,28%	82.987	9,27%
May.16	115,23	4,07%	2,79	-1,06%	3,21	-0,31%	2,62	4,38%	446,6	7,36%	85.242	2,72%
Haz.16	114,24	-0,86%	2,95	5,73%	3,29	2,49%	2,68	2,29%	530,7	18,83%	77.912	-8,60%
Tem.16	121,25	6,14%	2,89	-2,03%	3,2	-2,74%	2,8	4,48%	674,7	27,13%	77.178	-0,94%
Ağu.16	129	6,39%	2,98	3,11%	3,33	4,06%	2,91	3,93%	622,7	-7,71%	76.228	-1,23%
Eyl.16	123,4	-4,34%	2,96	-0,67%	3,3	-0,90%	2,85	-2,06%	576,2	-7,47%	76.200	-0,04%
Eki.16	125,81	1,95%	3	1,35%	3,37	2,12%	2,96	3,86%	611,1	6,06%	76.924	0,95%
Kas.16	125,99	0,14%	3,1	3,33%	3,41	1,19%	2,95	-0,34%	708,1	15,87%	78.802	2,44%
Ara.16	128,47	1,97%	3,45	11,29%	3,66	7,33%	3,01	2,03%	739	4,36%	74.060	-6,02%
Oca.17	129,26	0,61%	3,53	2,32%	3,71	1,37%	3	-0,33%	966,6	30,80%	77.907	5,20%
Şub.17	145,77	12,77%	3,77	6,80%	4,08	9,97%	3,32	10,67%	966,2	-0,04%	86.390	10,89%
Mar.17	145,14	-0,43%	3,65	-3,18%	3,86	-5,39%	3,19	-3,92%	1.189,1	23,07%	87.720	1,54%
Nis.17	145	-0,10%	3,64	-0,27%	3,88	0,52%	3,24	1,57%	1.081,3	-9,07%	89.020	1,48%
May.17	143,68	-0,91%	3,55	-2,47%	3,88	0,00%	3,14	-3,09%	1.435,0	32,71%	94.994	6,71%
Haz.17	142,72	-0,67%	3,53	-0,56%	3,96	2,06%	3,17	0,96%	2.191,8	52,74%	97.854	3,01%
Tem.17	139,4	-2,33%	3,52	-0,28%	4,02	1,52%	3,12	-1,58%	2.420,6	10,44%	100.639	2,85%
Ağu.17	142,44	2,18%	3,52	0,00%	4,17	3,73%	3,18	1,92%	2.854,3	17,92%	107.885	7,20%
Eyl.17	145,44	2,11%	3,45	-1,99%	4,11	-1,44%	3,14	-1,26%	4.718,3	65,30%	110.349	2,28%
Eki.17	145,36	-0,06%	3,56	3,19%	4,21	2,43%	3,16	0,64%	4.366,6	-7,45%	102.934	-6,72%
Kas.17	153,61	5,68%	3,79	6,46%	4,42	4,99%	3,33	5,38%	6.450,2	47,72%	110.513	7,36%

Tablo 3.2. Yatırım Alternatifleri Verileri-2

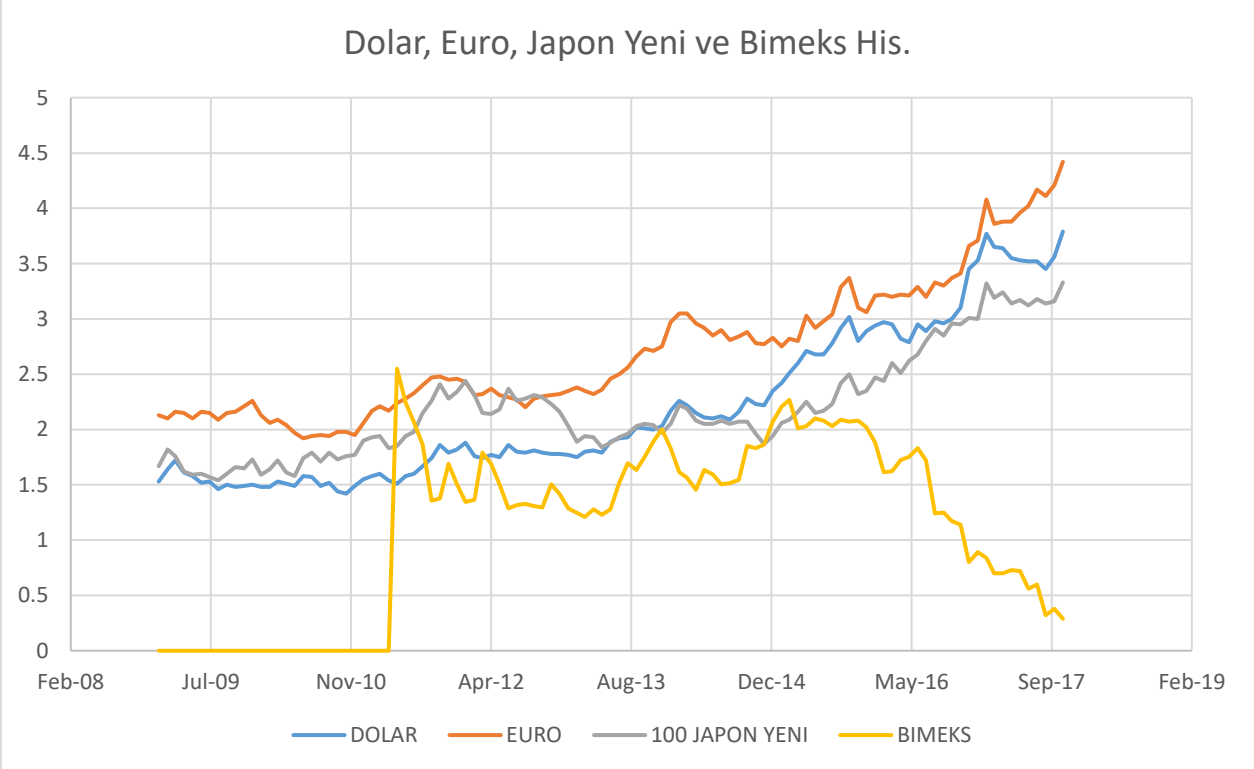
TRH/YTRM	Hükümet Bonosu		BIST30		BIMEKS(BIST100)		Brent Petrol		ASELSAN(BIST100)	
2009-2016	Değeri	Değişimi	Değeri	Değişimi	Değeri	Değişimi	Değeri	Değişimi	Değeri	Değişimi
Oca.09	174,56	-	35.385	-	-	-	43,85	-	0,31	-
Şub.09	179,58	2,88%	32.990	-6,77%	-	-	46,06	5,04%	0,31	0,00%
Mar.09	179,49	-0,05%	30.229	-8,37%	-	-	45,56	-1,09%	0,29	-6,45%
Nis.09	184,23	2,64%	32.583	7,79%	-	-	48,37	6,17%	0,31	6,90%
May.09	189,71	2,97%	40.850	25,37%	-	-	50,7	4,82%	0,42	35,48%
Haz.09	190,59	0,46%	45.477	11,33%	-	-	65,77	29,72%	0,44	4,76%
Tem.09	193,21	1,37%	46.568	2,40%	-	-	69,9	6,28%	0,47	6,82%
Ağu.09	197,54	2,24%	54.976	18,06%	-	-	71,98	2,98%	0,5	6,38%
Eyl.09	199,96	1,23%	59.614	8,44%	-	-	69,65	-3,24%	0,61	22,00%
Eki.09	203,55	1,80%	61.036	2,39%	-	-	68,92	-1,05%	0,66	8,20%
Kas.09	204,35	0,39%	58.948	-3,42%	-	-	75,24	9,17%	0,64	-3,03%
Ara.09	205,03	0,33%	57.311	-2,78%	-	-	78,42	4,23%	0,86	34,38%
Oca.10	205,51	0,23%	66.964	16,84%	-	-	78,49	0,09%	1,23	43,02%
Şub.10	207,3	0,87%	68.491	2,28%	-	-	71,35	-9,10%	1,38	12,20%
Mar.10	207,52	0,11%	62.542	-8,69%	-	-	77,69	8,89%	1,23	-10,87%
Nis.10	208,6	0,52%	71.377	14,13%	-	-	82,44	6,11%	1,36	10,57%
May.10	208,56	-0,02%	73.198	2,55%	-	-	87,44	6,07%	1,4	2,94%
Haz.10	209,44	0,42%	67.924	-7,21%	-	-	74,82	-14,43%	1,36	-2,86%
Tem.10	210,76	0,63%	67.963	0,06%	-	-	74,65	-0,23%	1,22	-10,29%
Ağu.10	213,22	1,17%	76.699	12,85%	-	-	78,11	4,63%	1,24	1,64%
Eyl.10	214,19	0,45%	76.125	-0,75%	-	-	74,46	-4,67%	1,42	14,52%
Eki.10	215,18	0,46%	83.654	9,89%	-	-	82,21	10,41%	1,46	2,82%
Kas.10	217,32	0,99%	88.138	5,36%	-	-	83,13	1,12%	1,91	30,82%
Ara.10	216,9	-0,19%	82.557	-6,33%	-	-	85,71	3,10%	1,7	-10,99%
Oca.11	219,68	1,28%	81.799	-0,92%	-	-	94,75	10,55%	1,82	7,06%
Şub.11	215,82	-1,76%	78.289	-4,29%	-	-	101,01	6,61%	1,75	-3,85%
Mar.11	215,14	-0,32%	74.961	-4,25%	-	-	111,9	10,78%	1,66	-5,14%
Nis.11	215,11	-0,01%	78.255	4,39%	-	-	117,61	5,10%	1,86	12,05%
May.11	216,72	0,75%	85.070	8,71%	2,55	-	126,1	7,22%	1,98	6,45%
Haz.11	216,18	-0,25%	76.436	-10,15%	2,24	-12,08%	117,07	-7,16%	1,96	-1,01%
Tem.11	216,22	0,02%	77.073	0,83%	2,06	-7,94%	111,8	-4,50%	2	2,04%
Ağu.11	217,16	0,43%	76.223	-1,10%	1,86	-9,79%	117	4,65%	1,97	-1,50%
Eyl.11	221,4	1,95%	66.341	-12,96%	1,36	-27,07%	114,85	-1,84%	1,6	-18,78%
Eki.11	220,1	-0,59%	72.590	9,42%	1,38	1,33%	102	-11,19%	1,63	1,87%
Kas.11	216,21	-1,77%	66.766	-8,02%	1,69	22,82%	109,09	6,95%	1,67	2,45%
Ara.11	215,36	-0,39%	65.910	-1,28%	1,51	-10,89%	110,75	1,52%	1,71	2,40%
Oca.12	214,48	-0,41%	61.748	-6,31%	1,35	-10,62%	108,35	-2,17%	1,83	7,02%

Şub.12	219,44	2,31%	69.182	12,04%	1,36	1,34%	111,3	2,72%	1,99	8,74%
Mar.12	221,31	0,85%	73.041	5,58%	1,79	31,30%	123	10,51%	2,1	5,53%
Nis.12	220,92	-0,18%	75.978	4,02%	1,69	-5,64%	122,94	-0,05%	2,36	12,38%
May.12	221,66	0,33%	71.848	-5,44%	1,51	-10,89%	119,28	-2,98%	2,35	-0,42%
Haz.12	221,78	0,05%	66.219	-7,83%	1,29	-14,54%	101,69	-14,75%	2,25	-4,26%
Tem.12	225,05	1,47%	75.935	14,67%	1,32	2,33%	97,6	-4,02%	2,53	12,44%
Ağu.12	228,85	1,69%	78.306	3,12%	1,33	0,76%	104,4	6,97%	2,83	11,86%
Eyl.12	229,08	0,10%	82.532	5,40%	1,31	-1,51%	114,7	9,87%	3,19	12,72%
Eki.12	229,65	0,25%	81.221	-1,59%	1,30	-0,77%	112,34	-2,06%	3,12	-2,19%
Kas.12	231,52	0,81%	90.424	11,33%	1,51	16,04%	108,49	-3,43%	3,29	5,45%
Ara.12	236,76	2,26%	91.151	0,80%	1,42	-5,91%	110,96	2,28%	3,28	-0,30%
Oca.13	236,66	-0,04%	98.575	8,15%	1,29	-9,11%	111,5	0,49%	4,11	25,30%
Şub.13	236,91	0,11%	97.891	-0,69%	1,25	-3,03%	115,77	3,83%	3,94	-4,14%
Mar.13	237,09	0,08%	98.062	0,17%	1,21	-3,21%	110,9	-4,21%	4,98	26,40%
Nis.13	234,15	-1,24%	105.668	7,76%	1,28	5,79%	110,15	-0,68%	5,1	2,41%
May.13	239,34	2,22%	106.281	0,58%	1,23	-3,91%	101,82	-7,56%	5,15	0,98%
Haz.13	234,13	-2,18%	98.834	-7,01%	1,28	4,07%	100,15	-1,64%	4,63	-10,10%
Tem.13	223,05	-4,73%	92.795	-6,11%	1,52	18,54%	101,9	1,75%	4,24	-8,42%
Ağu.13	218,77	-1,92%	90.013	-3,00%	1,69	11,82%	107,81	5,80%	4,33	2,12%
Eyl.13	214,38	-2,01%	82.521	-8,32%	1,63	-3,54%	114	5,74%	3,58	-17,32%
Eki.13	221,04	3,11%	92.113	11,62%	1,75	7,28%	108,38	-4,93%	4,31	20,39%
Kas.13	223,66	1,19%	94.982	3,11%	1,89	7,87%	109,05	0,62%	4,63	7,42%
Ara.13	219,49	-1,86%	92.555	-2,55%	2,00	5,82%	109,6	0,50%	4,41	-4,75%
Oca.14	213,04	-2,94%	81.897	-11,52%	1,83	-8,45%	111	1,28%	4,22	-4,31%
Şub.14	212,08	-0,45%	75.186	-8,20%	1,61	-11,90%	106,4	-4,14%	3,79	-10,19%
Mar.14	211,94	-0,07%	74.662	-0,70%	1,57	-3,04%	109,44	2,86%	3,91	3,17%
Nis.14	214,15	1,04%	85.769	14,88%	1,46	-6,96%	107,66	-1,63%	4,22	7,93%
May.14	221,86	3,60%	91.387	6,55%	1,63	12,23%	108,08	0,39%	4,58	8,53%
Haz.14	224,73	1,29%	98.145	7,39%	1,59	-2,45%	109,7	1,50%	4,62	0,87%
Tem.14	226,41	0,75%	96.740	-1,43%	1,51	-5,58%	112,5	2,55%	4,63	0,22%
Ağu.14	225,2	-0,53%	101.709	5,14%	1,52	0,66%	105,6	-6,13%	4,63	0,00%
Eyl.14	223,7	-0,67%	98.858	-2,80%	1,55	1,98%	102,95	-2,51%	4,78	3,24%
Eki.14	217,89	-2,60%	91.680	-7,26%	1,85	19,87%	94,77	-7,95%	4,53	-5,23%
Kas.14	227,31	4,32%	98.888	7,86%	1,83	-1,08%	85,85	-9,41%	4,98	9,93%
Ara.14	233,64	2,78%	106.821	8,02%	1,86	1,64%	70,15	-18,29%	5,45	9,44%
Oca.15	231,33	-0,99%	105.729	-1,02%	2,07	11,17%	58,02	-17,29%	5,91	8,44%
Şub.15	238,31	3,02%	110.384	4,40%	2,21	6,67%	52,68	-9,20%	5,89	-0,34%
Mar.15	228,12	-4,28%	103.681	-6,07%	2,27	2,72%	62,5	18,64%	5,94	0,85%
Nis.15	227,68	-0,19%	99.405	-4,12%	2,01	-11,38%	55,18	-11,71%	6,06	2,02%
May.15	219,75	-3,48%	102.263	2,88%	2,03	1,00%	66,78	21,02%	6,9	13,86%
Haz.15	221,31	0,71%	100.702	-1,53%	2,10	3,40%	65,59	-1,78%	6,94	0,58%

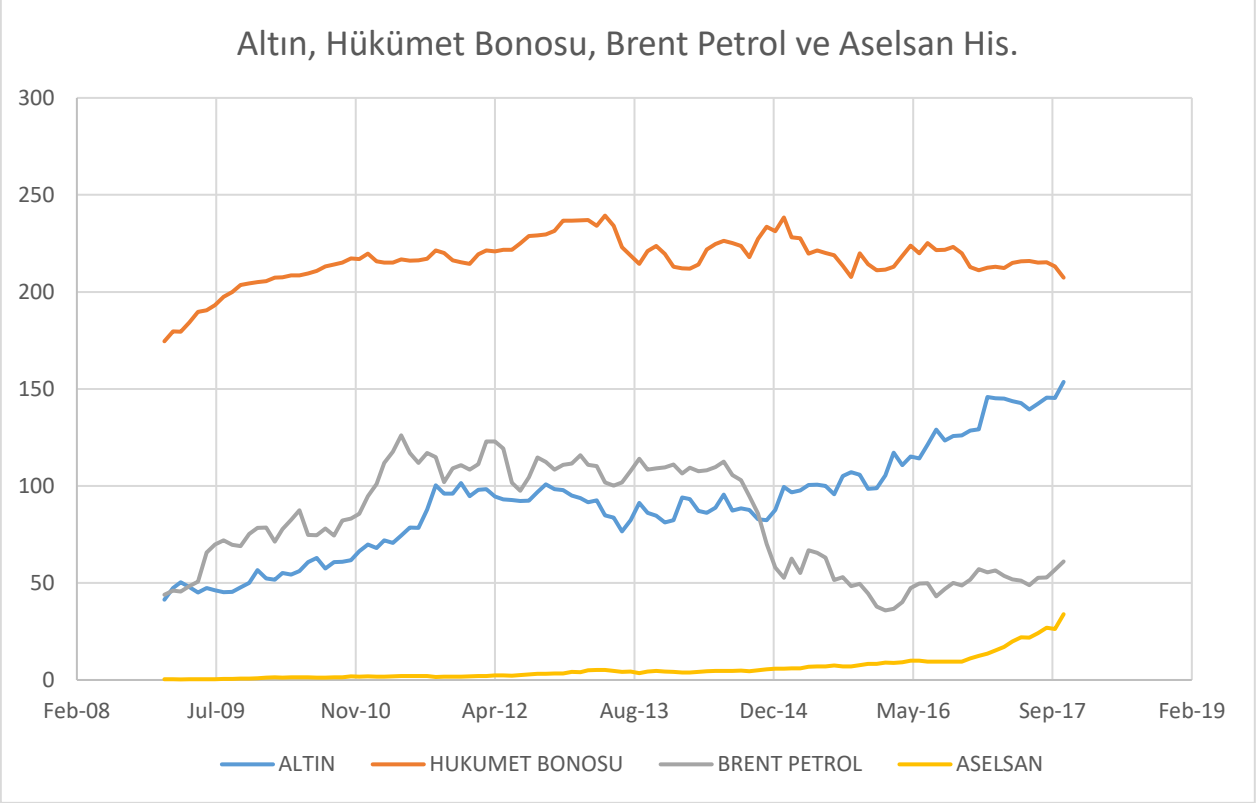
Tem.15	220,13	-0,53%	100.665	-0,04%	2,08	-0,91%	63,02	-3,92%	6,96	0,29%
Ağu.15	218,84	-0,59%	97.869	-2,78%	2,03	-2,40%	51,55	-18,20%	7,46	7,18%
Eyl.15	213,42	-2,48%	91.912	-6,09%	2,09	2,96%	52,92	2,66%	7,06	-5,36%
Eki.15	207,7	-2,68%	91.773	-0,15%	2,07	-0,96%	48,4	-8,54%	6,91	-2,12%
Kas.15	219,9	5,87%	103.537	12,82%	2,08	0,48%	49,5	2,27%	7,58	9,70%
Ara.15	214,37	-2,51%	92.192	-10,96%	2,02	-2,88%	44,62	-9,86%	8,29	9,37%
Oca.16	211,15	-1,50%	87.428	-5,17%	1,88	-6,83%	37,85	-15,17%	8,39	1,21%
Şub.16	211,51	0,17%	90.005	2,95%	1,61	-14,24%	35,85	-5,28%	9,03	7,63%
Mar.16	212,9	0,66%	93.414	3,79%	1,62	0,62%	36,6	2,09%	8,79	-2,66%
Nis.16	218,55	2,65%	101.988	9,18%	1,72	6,10%	40,14	9,67%	9,1	3,53%
May.16	223,89	2,44%	104.674	2,63%	1,75	1,74%	47,37	18,01%	9,95	9,34%
Haz.16	219,9	-1,78%	95.610	-8,66%	1,83	4,39%	49,65	4,81%	9,95	0,00%
Tem.16	225,12	2,37%	95.033	-0,60%	1,72	-6,01%	49,9	0,50%	9,39	-5,63%
Ağu.16	221,51	-1,60%	93.472	-1,64%	1,24	-27,91%	43,11	-13,61%	9,51	1,28%
Eyl.16	221,68	0,08%	93.472	0,00%	1,25	0,81%	46,98	8,98%	9,42	-0,95%
Eki.16	223,21	0,69%	94.176	0,75%	1,17	-6,40%	50,02	6,47%	9,42	0,00%
Kas.16	219,93	-1,47%	96.334	2,29%	1,14	-2,56%	48,72	-2,60%	9,41	-0,11%
Ara.16	212,8	-3,24%	90.545	-6,01%	0,80	-29,82%	51,72	6,16%	11,04	17,32%
Oca.17	211,1	-0,80%	95.196	5,14%	0,89	11,25%	57,05	10,31%	12,41	12,41%
Şub.17	212,5	0,66%	105.962	11,31%	0,84	-5,62%	55,55	-2,63%	13,66	10,07%
Mar.17	212,98	0,23%	107.702	1,64%	0,7	-16,67%	56,45	1,62%	15,18	11,13%
Nis.17	212,24	-0,35%	109.130	1,33%	0,7	0,00%	53,62	-5,01%	16,98	11,86%
May.17	214,97	1,29%	117.050	7,26%	0,73	4,29%	51,88	-3,25%	19,78	16,49%
Haz.17	215,84	0,40%	120.155	2,65%	0,72	-1,37%	51,17	-1,37%	21,95	10,97%
Tem.17	215,94	0,05%	123.508	2,79%	0,56	-22,22%	48,95	-4,34%	21,88	-0,32%
Ağu.17	215,14	-0,37%	132.488	7,27%	0,6	7,14%	52,7	7,66%	24,18	10,51%
Eyl.17	215,28	0,07%	135.826	2,52%	0,32	-46,67%	52,84	0,27%	26,95	11,46%
Eki.17	213,22	-0,96%	126.115	-7,15%	0,38	18,75%	56,73	7,36%	26,36	-2,19%
Kas.17	207,39	-2,73%	135.447	7,40%	0,29	-23,68%	61,07	7,65%	33,91	28,64%



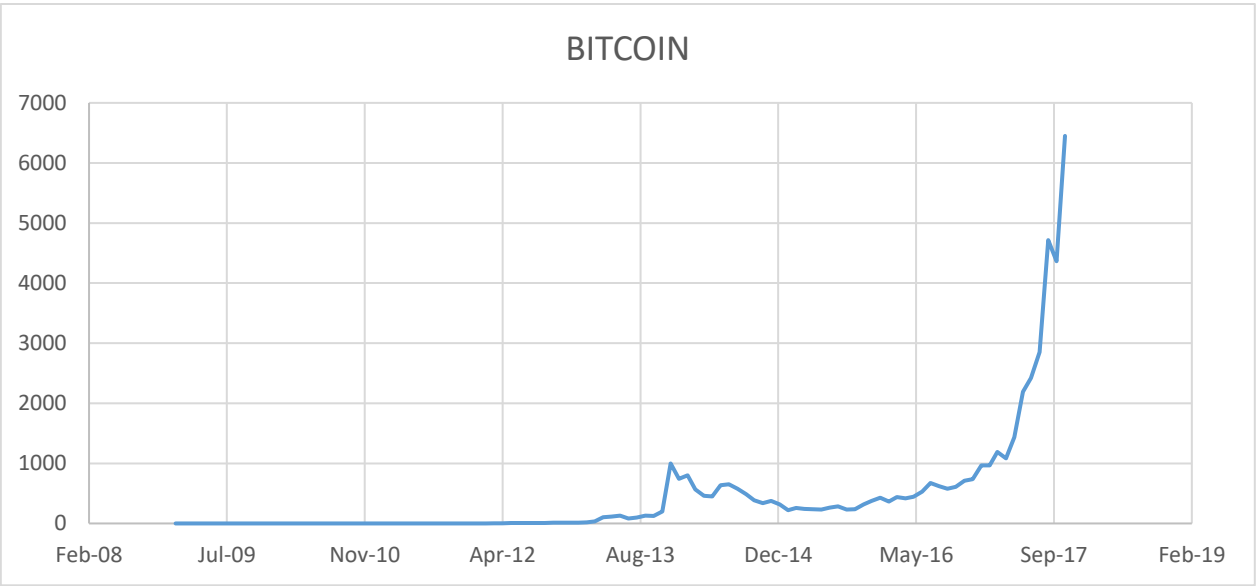
Şekil 3.1: BIST 100 ve BIST 30 Yıllara Göre Grafiği



Şekil 3.2: Dolar, Euro, Japon Yeni ve Bimeks Hisselerinin Yıllara Göre Grafiği



Şekil 3.3: Altın, Hükümet Bonosu, Brent Petrol ve Aselsan Hisselerinin Yıllara Göre Grafiği



Şekil 3.4: Bitcoin Fiyatlarının Yıllara Göre Grafiği

3.4. FONLARIN OLUŞTURULMASI

Fon dağıtımı optimizasyon modeli uygulanarak meta-sezgisel yöntemler ile çözülen Markowitz modelinden edinilen yatırım alternatifi ağırlıklarının fonlara dağıtılabilmesi için öncelikle fonların belirlenmesi gerekmektedir. Bunun için oluşturulacak olan fonların kapsamına ve yatırım alternatiflerine veridiği yüzdelere göre toplamda 7 adet fon oluşturulmuştur. Oluşturulan fonlar bankaların yatırım fonları örnek alınarak gerçeğe uygun şekilde hazırlanmıştır. Fonlarda genel olarak tüm yatırım alternatiflerine dengeli ve realistik şekilde oranlar verilmiştir. Tablo 3.3'de fonların ve her fonun altındaki yatırım alternatifi gösterilmiştir;

Tablo 3.3. Yatırım Fonları

Fon/Yat.	ALTIN	DOLAR	EURO	YEN	BITCOIN	BIST100K	Hük.Bono	BIST30	BIMEKS	BRENT	ASELSAN
Fon1	0,6	0,2	0,1	0,1	0	0	0	0	0	0	0
Fon2	0	0,3	0,2	0,2	0	0	0	0	0,1	0	0,2
Fon3	0,1	0	0	0	0	0,4	0	0,4	0	0,1	0
Fon4	0	0	0	0	0	0	0,3	0	0,2	0,2	0,3
Fon 5	0,2	0	0	0	0,4	0,2	0,1	0,1	0	0	0
Fon6	0	0	0	0,2	0,2	0	0,2	0	0	0,2	0,2
Fon 7	0	0,1	0,1	0	0,3	0,2	0	0,2	0,1	0	0

4. BULGULAR

4.1. UYGULAMA

Markowitz portfolyo optimizasyon modelinin Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO), Kalıp Arama Algoritması (PSA), Genetik Algoritma (GA) ve Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) meta-sezgisel algoritmalarıyla MATLAB programının 2019a sürümü üzerinde, belirlenen yatırım alternatiflerinin toplanan geçmiş değerleri ve değişim verileri girdi olarak kullanılarak her algoritmanın her yılı için 15 iterasyona tabi tutulmuş ve en iyi çözümü sonuç olarak alınmıştır. Markowitz çözümünden elde edilen yatırım alternatiflerinin ağırlıklarını fonlara en yakın şekilde dağıtıbilmek için ikinci bir optimizasyon modeline olarak fon dağıtımı optimizasyon modeli vasıtası ile uygulamanın ikinci adımı olarak fonlara dağıtılmıştır. Kod çalıştırılırken 2017, 2016, 2015 yılları başlarında ve 2017 yılının Kasım ayında 10.000TL'lik sermayeyi 1 yıl kalacak şekilde belirlenen 11 farklı yatırım alternatiflerinden hangilerine hangi oranlarda yatırılacağının belirlenmesi ve sonrasında bu sonuçlara en yakın olacak şekilde fonlara dağıtılma amacı güdülmüştür. Devamında sonuçların sağlamasının yapılması ve kullanılan algoritmaların doğruluklarının saptanabilmesi adına yatırım alternatiflerinin 1 yıl sonraki verileri ile kar-zarar miktarı hesaplanmıştır. Bu verilerin bulunduğu tablo bölünmüş olarak Tablo 4.1 ve 4.2'de gösterilmiştir;

Tablo 4.1. Yatırım Alternatiflerinin Yıllara Göre Değerleri ve Önceki Yıla Göre Değişimleri

Yıl/Yatırım	Altın (Gram)		Dolar (USD)		Euro		100 Japon Yeni		Bitcoin		BIST100	
	Değer	Değişim	Değer	Değişim	Değer	Değişim	Değer	Değişim	Değer	Değişim	Değer	Değişim
2015 Ocak	87,57	0,06	2,35	0,08	2,83	-0,05	1,94	-0,05	317,50	-0,57	85447,89	0,27
2016 Ocak	98,90	0,13	2,94	0,25	3,21	0,13	2,47	0,27	429,00	0,35	71726,99	-0,16
2017 Ocak	129,26	0,31	3,53	0,20	3,71	0,16	3,00	0,21	966,60	1,25	77907,20	0,09
2018 Ocak	159,04	0,23	3,78	0,07	4,55	0,23	3,34	0,11	13794,00	13,27	115734,50	0,49
2017 Kasım	153,61		3,79		4,42		3,33		6.450,2		110.513	
2018 Kasım	216,22	0,41	5,59	0,48	6,33	0,43	4,89	0,47	6374,8	-0,01	90200,71	-0,18

Tablo 4.2. Yatırım Alternatiflerinin Yıllara Göre Değerleri ve Önceki Yıla Göre Değişimleri-2

Yıl/Yatırım	Hükümet Bonosu		BIST30		BIMEKS(BIST100)		Brent Petrol		ASELSAN(BIST100)	
	Değer	Değişim	Değer	Değişim	Değer	Değişim	Değer	Değişim	Değer	Değişim
2015 Ocak	231,33	0,09	105728,56	0,29	2,07	0,13	58,02	-0,48	5,91	0,40
2016 Ocak	211,15	-0,09	87428,49	-0,17	1,88	-0,09	37,85	-0,35	8,39	0,42
2017 Ocak	211,10	0,00	95196,44	0,09	0,89	-0,53	57,05	0,51	12,41	0,48
2018 Ocak	206,98	-0,02	142660,95	0,50	0,28	-0,69	66,55	0,17	32,86	1,65
2017 Kasım	207,39		135.447		0,29		61,07		33,91	
2018 Kasım	171,53	-0,17	112.459,25	-0,17	0,06	-0,79	72,76	0,19	25,3	-0,25

Aynı zamanda bu kıyası merkez bankasının belirlediği o yılların yıllık mevduat faiz oranı ile de karşılaştırarak analizin pekiştirilmesi hedeflenmiştir. Yıllara göre belirlenen faiz oranlarının olduğu tablo Tablo 4.3'de gösterilmiştir;

Tablo 4.3. Yıllık Mevduat Faizleri

Yıl	Faiz Oranı
2017 Kasım	15,5%
2017 Ocak	13,80%
2016 Ocak	14,15%
2015 Ocak	16%

4.1.1. Kodlarda Kullanılan Paremetreler

Her bir meta-sezgisel algoritmanın kodunun içerisinde kullanılan parametreleri aşağıda verilmiştir

4.1.1.1. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO)

Parametreler

Kod içerisinde Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) meta-sezgisel algoritması için kabul edilen parametre değerleri şu şekildedir; maksimum iterasyon sayısı MaxIt = 50, sürünün büyüklüğü nPop = 100 olarak belirlenmiştir.

4.1.1.2. Kalıp Arama Algoritması (PSA)

Parametreler

Kod içerisinde Kalıp Arama Algoritması (PSA) meta-sezgisel algoritması için kabul edilen parametre değerleri MATLAB'ın kendi parametre değerleridir ve değiştirilmemiştir.

4.1.1.3. Genetik Algoritma (GA)

Parametreler

Kod içerisinde Genetik Algoritma (GA) meta-sezgisel algoritması için kabul edilen parametre değerleri şu şekildedir popülasyon büyüklüğü nPop = 100 olarak belirlenmiştir.

4.1.1.4. Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA)

Parametreler

Kod içerisinde Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) meta-sezgisel algoritması için kabul edilen parametre değerleri şu şekildedir; minimum vekil puanı, MinSurrogatePoints =50 olarak belirlenmiştir.

4.2. MARKOWİTZ PORTFOLYO DAĞILIMI SONUÇLARI

Anlatılan varyasyonlardaki Markowitz modeli çıktılarının ve her algoritmanın her yılın sonundaki toplam varlıkları ile o yılın mevduat faizi ile edinilen toplam varlıklarının tablolaştırılmış hali Tablo 4.4'tedir;

Tablo 4.4. Markowitz Sonuçlarının Toplu Hali

Yıl	Yöntem	Altın (Gram)	USD	Euro	100 Japon Yeni	Bitcoin	BIST100	Hükümet Bonosu	BIST30	BIMEKS	Brent Petrol	ASELSAN	Yıl Sonu (TL)	Mevduat Faizi(TL)
2015	GA	0,23	0,17	0,04	0,09	0,06	0,15	0,00	0,02	0,00	0,01	0,23	11.903 ₺	11.600 ₺
	PSA	0,40	0,05	0,04	0,04	0,04	0,29	0,04	0,00	0,04	0,04	0,04	*10.411 ₺*	
	PSO	0,22	0,23	0,23	0,00	0,02	0,14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,15	11.667 ₺	
	SOA	0,14	0,23	0,12	0,05	0,03	0,07	0,09	0,04	0,01	0,09	0,16	*11.229 ₺*	
2016	GA	0,16	0,20	0,20	0,03	0,02	0,03	0,16	0,03	0,02	0,00	0,15	12.194 ₺	11.415 ₺
	PSA	0,07	0,18	0,03	0,00	0,31	0,03	0,00	0,02	0,03	0,02	0,30	15.890 ₺	
	PSO	0,27	0,30	0,09	0,00	0,03	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,28	13.302 ₺	
	SOA	0,09	0,19	0,13	0,10	0,02	0,10	0,11	0,01	0,00	0,10	0,16	12.611 ₺	
2017	GA	0,23	0,15	0,10	0,13	0,05	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00	0,31	22.174 ₺	11.380 ₺
	PSA	0,09	0,18	0,15	0,17	0,07	0,00	0,04	0,00	0,02	0,03	0,25	24.173 ₺	
	PSO	0,31	0,28	0,04	0,00	0,03	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,31	20.775 ₺	
	SOA	0,16	0,15	0,15	0,04	0,02	0,09	0,09	0,00	0,03	0,09	0,18	17.112 ₺	
2017 Kasım	GA	0,21	0,17	0,18	0,08	0,03	0,02	0,02	0,04	0,00	0,01	0,23	12.105 ₺	11.550 ₺
	PSA	0,12	0,20	0,17	0,17	0,03	0,21	0,03	0,00	0,03	0,03	0,03	12.288 ₺	
	PSO	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,58	0,00	0,42	0,00	0,00	*5.641 ₺*	
	SOA	0,12	0,17	0,15	0,13	0,01	0,02	0,18	0,07	0,01	0,04	0,09	11.827 ₺	

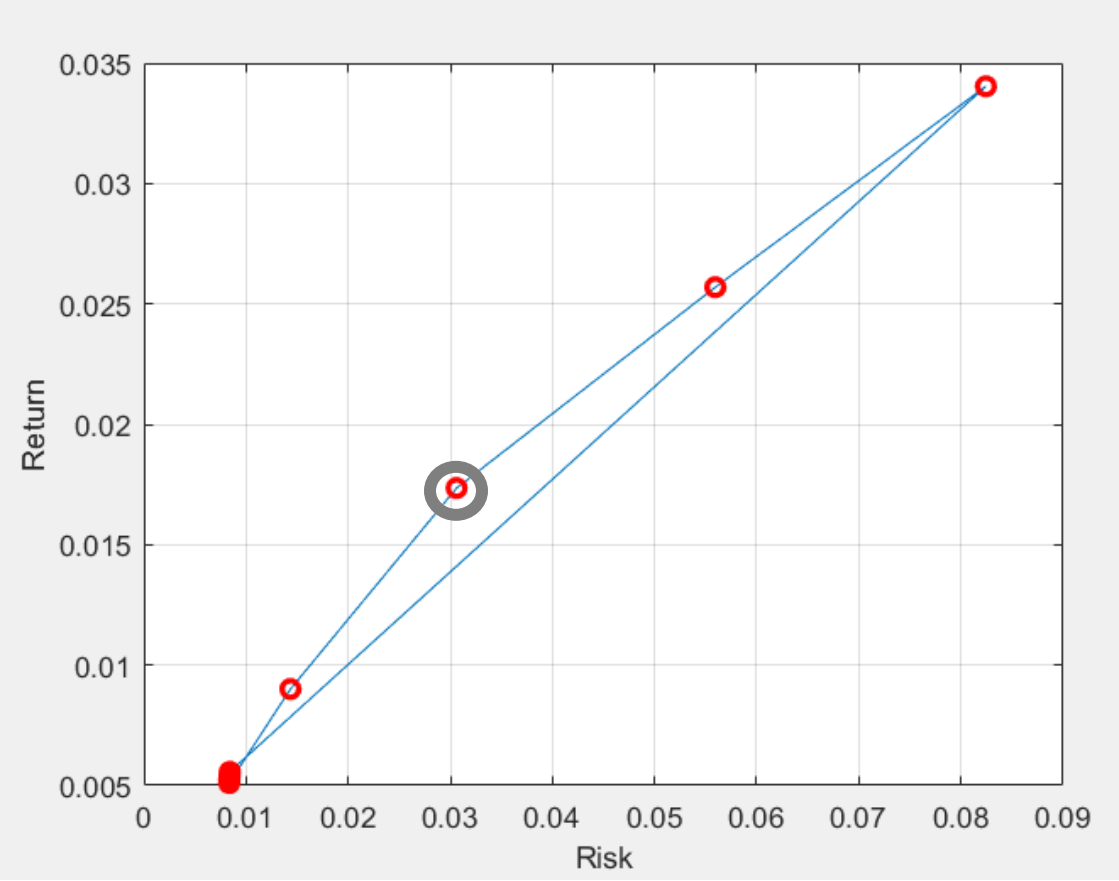
Tablo 4.4'de henüz fonlara dağıtılmadan önce GA, PSO, PSA ve SOA 2015,2016, 2017 yılı başında ve 2017 Kasım ayında 11 farklı yatırım alternatifine hangi oranlar ile yatırım yapılacağı gösterilmiş ve her bir yılın sonundaki toplam para ile birlikte mevduat faizi ile olan kıyası da gösterilmiştir. Tablo 4.4'de italik yazılan sonuçlar, yıl sonunda mevduat faizinin altında kalan sonuçları göstermektedir. Tablo 4.4'de görüldüğü üzere 2017 yılının Kasım ayında PSO, algoritmasına göre yapılan yatırımlar hariç hiçbir yıl için hiçbir algoritma zarar etmemiştir. Fakat 2015 yılında PSA ve SOA algoritmaları mevduat faizinden daha az getiri sunmuştur.

4.2.1. Risk-Getiri Grafikleri

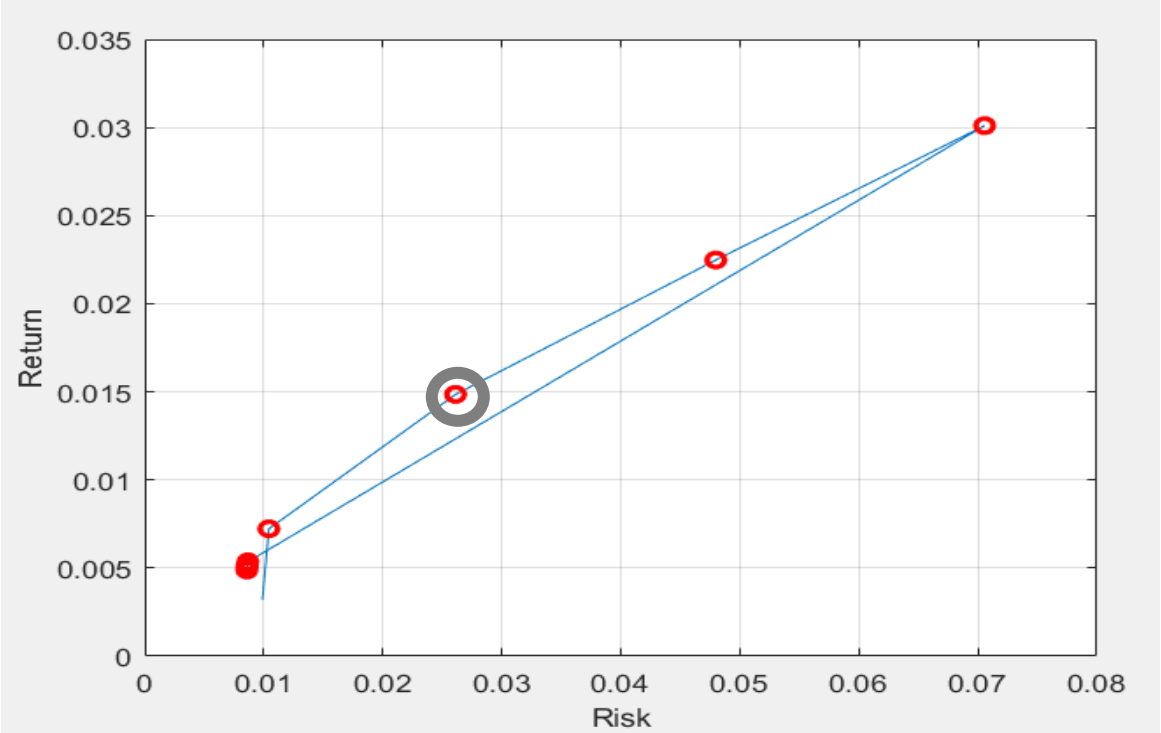
PSA, PSO, GA ve SOA algoritmalarının Risk-Getiri grafikleri yıllara göre aşağıda verilmiştir. Yuvarlak içersinde olan kısımlar algoritma tarafından seçilen risk ve getiri değerlerinin kesişimlerini göstermektedir. Öncelikle en düşük ve en yüksek risk noktaları arasında bir doğru çizilir. Daha sonra 15 sonuç içerisinde kalan sonuçlar noktalar halinde yerleştirilir. Çizilen doğruya en uzak olan nokta seçilir. Bu noktalar riski minimumda tutarak maksimum getiriye ulaşan noktaları göstermektedir;

4.2.1.1. Kalıp Arama Algoritması Risk-Getiri Grafikleri

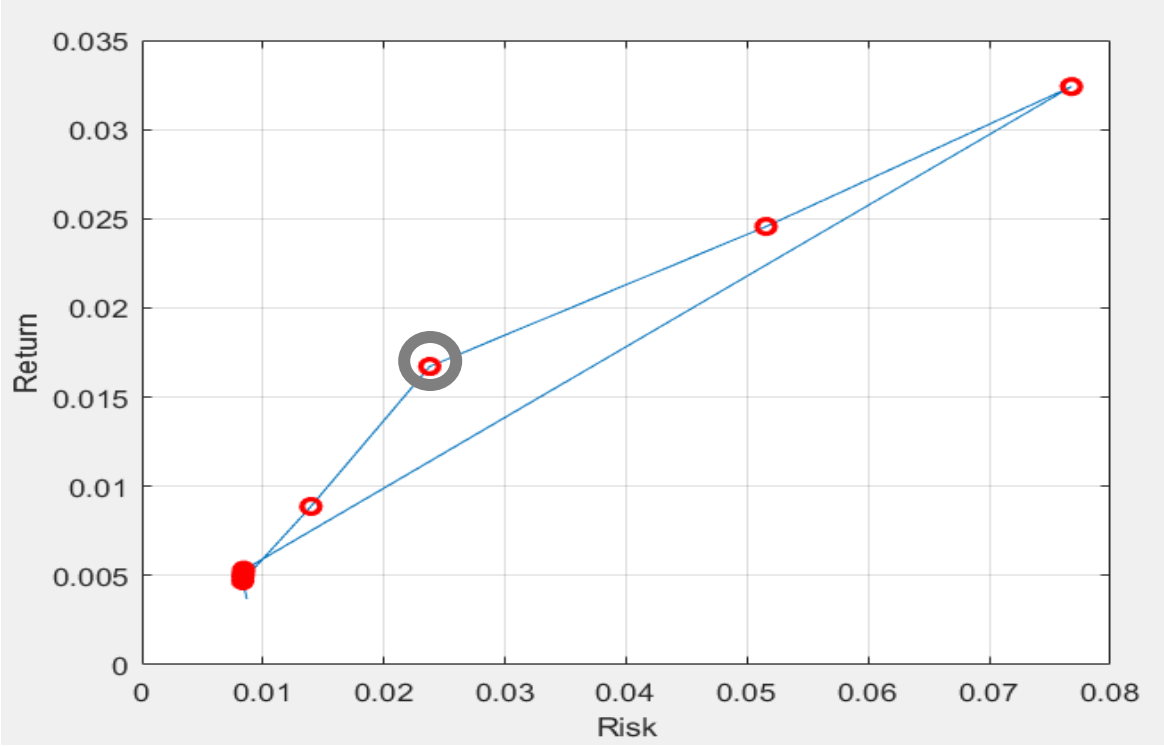
2015



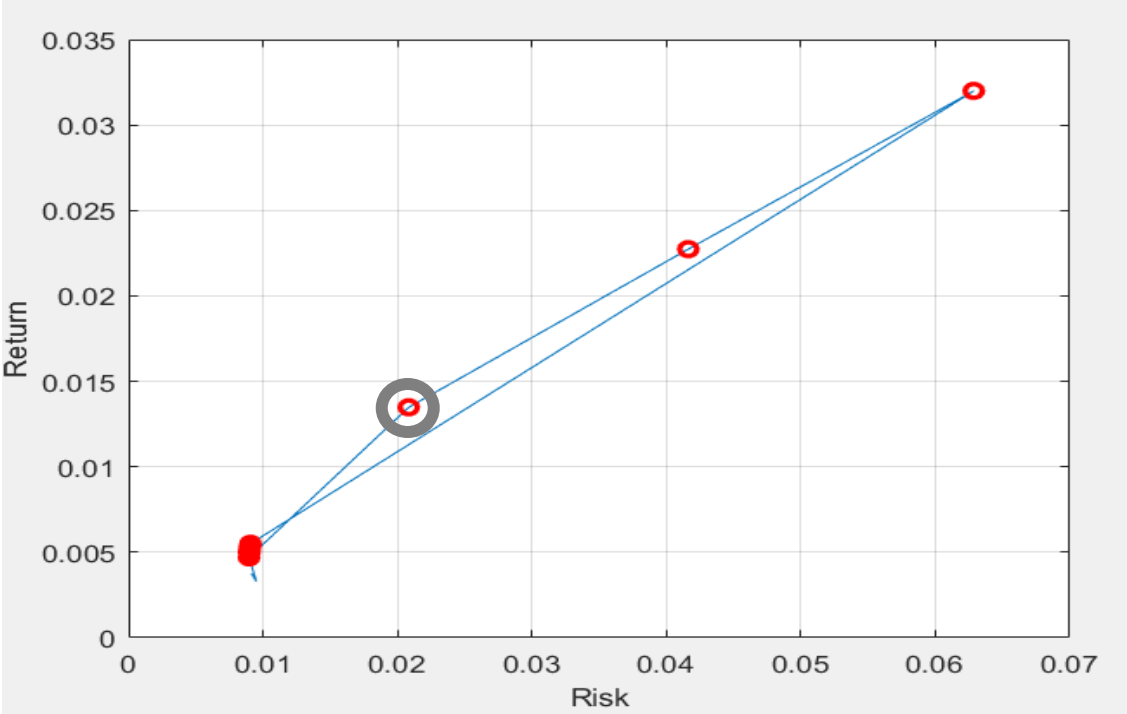
2016


0.035
0.03
0.025
0.02
0.015
0.01
0.005
0
Return
0
0.01
0.02
0.03
0.04
0.05
0.06
0.07
0.08
Risk

2017

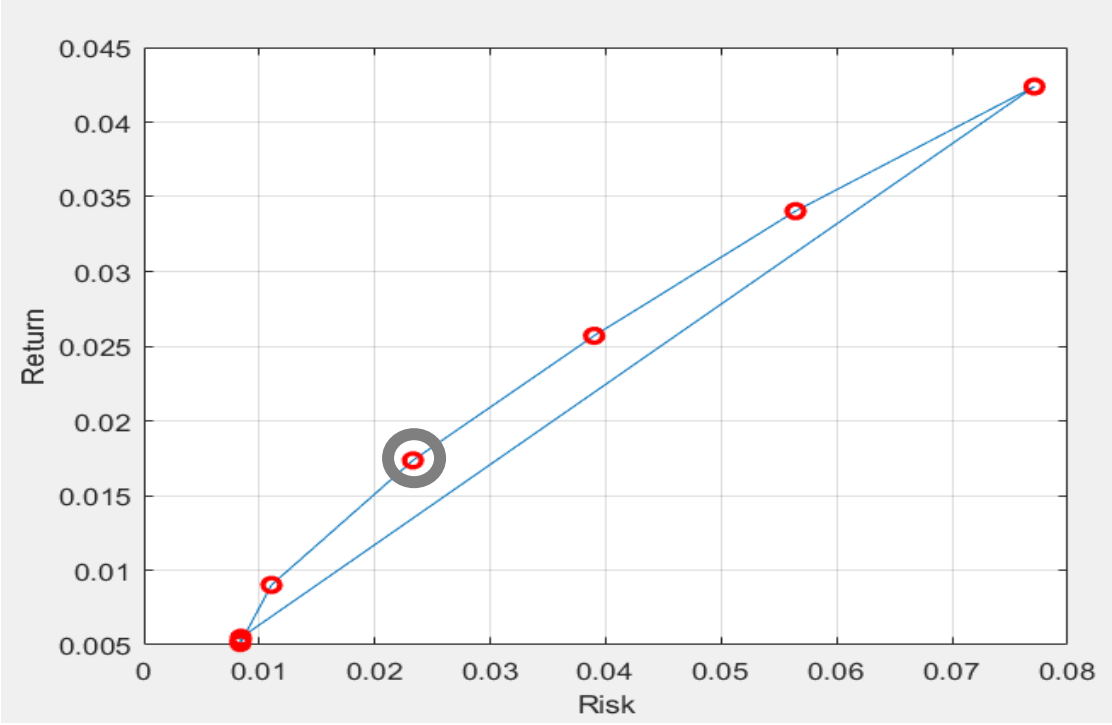

0.035
0.03
0.025
0.02
0.015
0.01
0.005
0
Return
0
0.01
0.02
0.03
0.04
0.05
0.06
0.07
0.08
Risk

2017 Kasım

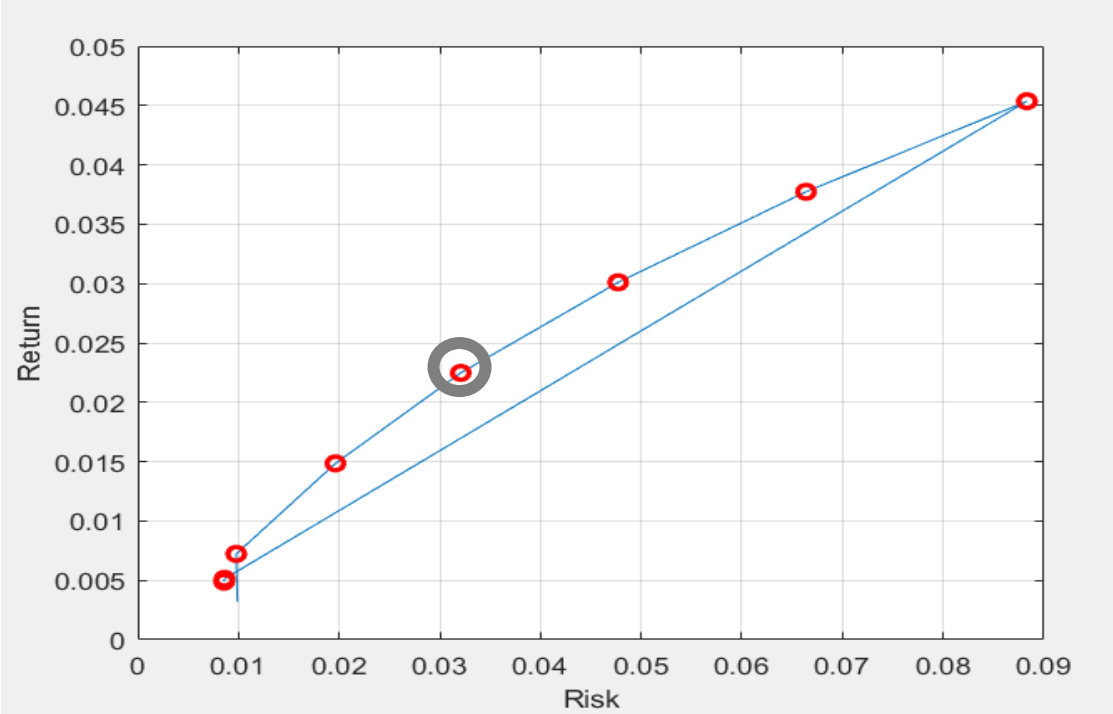


4.2.1.2. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu Risk-Getiri Grafikleri

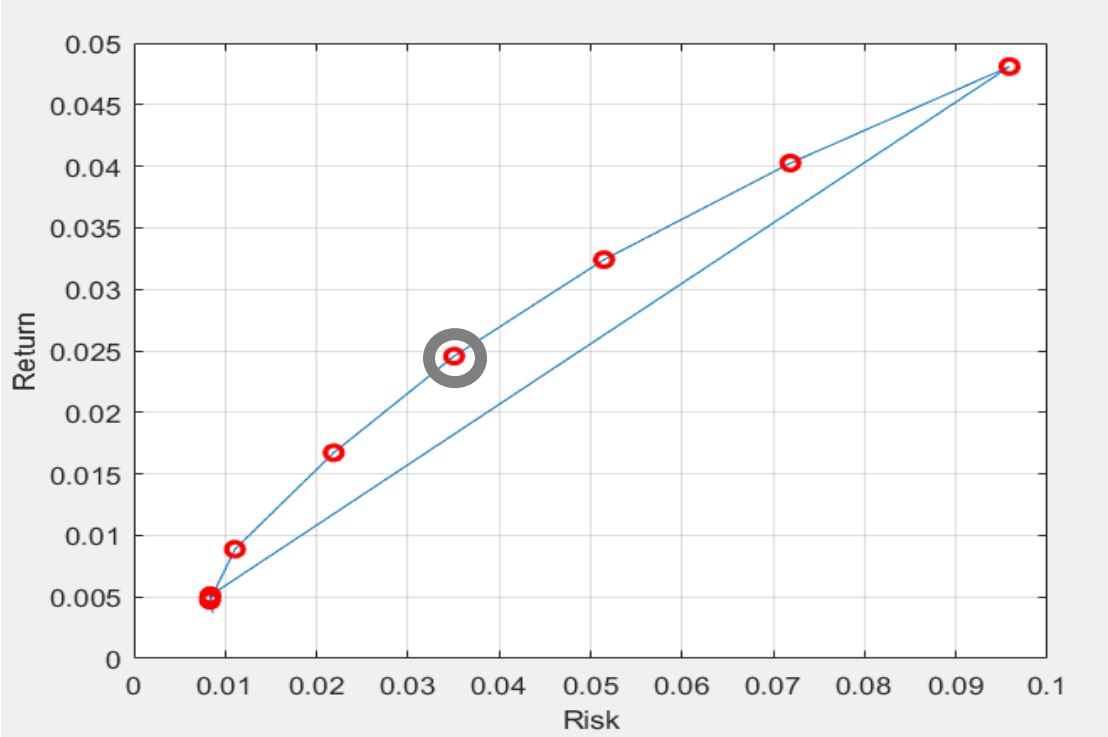
2015



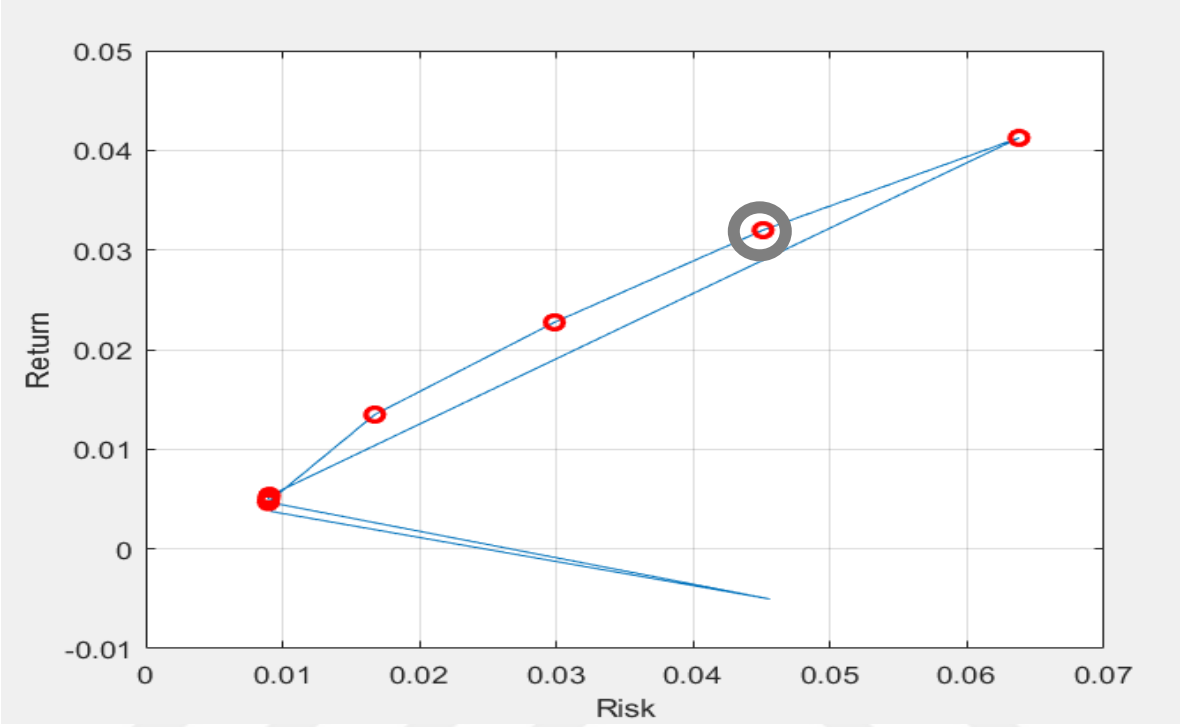
2016


0.05
0.045
0.04
0.035
0.03
0.025
0.02
0.015
0.01
0.005
0
Return
0
0.01
0.02
0.03
0.04
0.05
0.06
0.07
0.08
0.09
Risk

2017

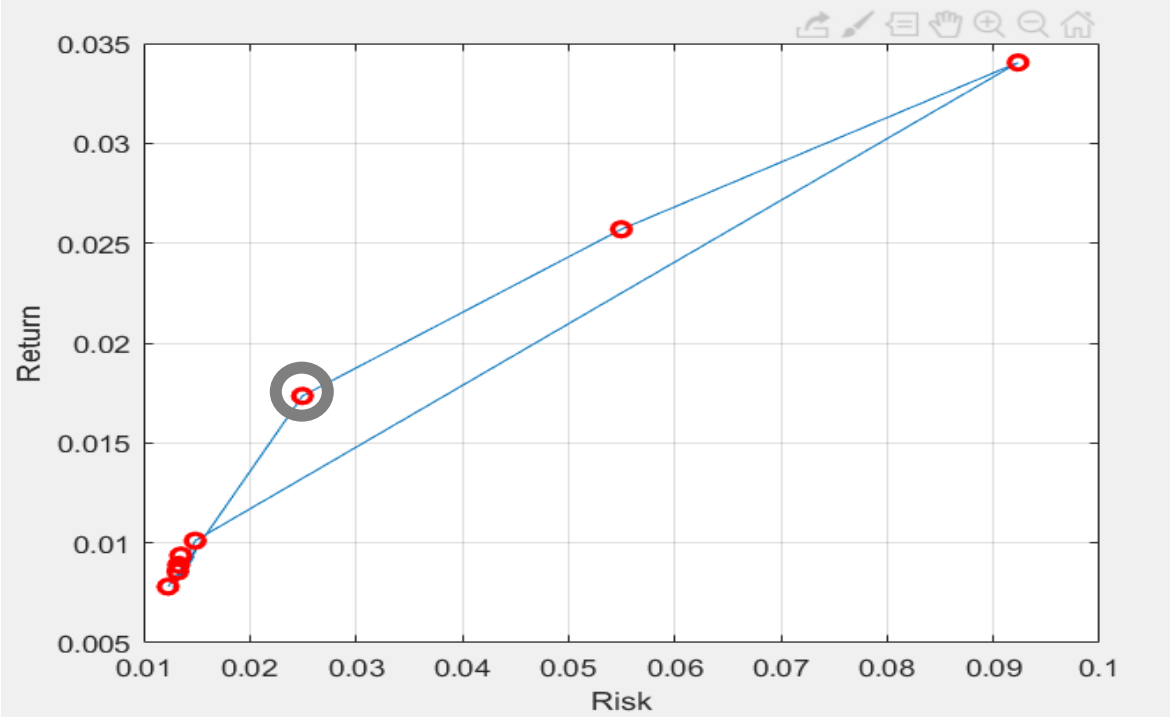

0.05
0.045
0.04
0.035
0.03
0.025
0.02
0.015
0.01
0.005
0
Return
0
0.01
0.02
0.03
0.04
0.05
0.06
0.07
0.08
0.09
0.1
Risk

2017 Kasım

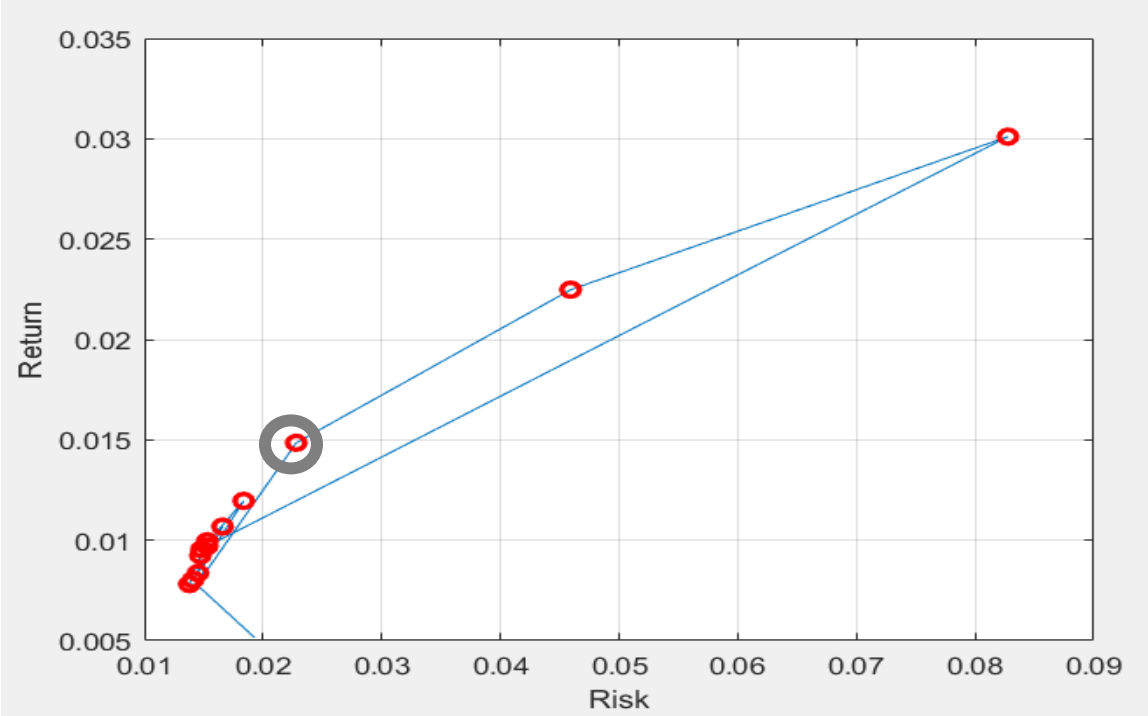


4.2.1.3. Vekil Optimizasyon Algoritması Risk-Getiri Grafikleri

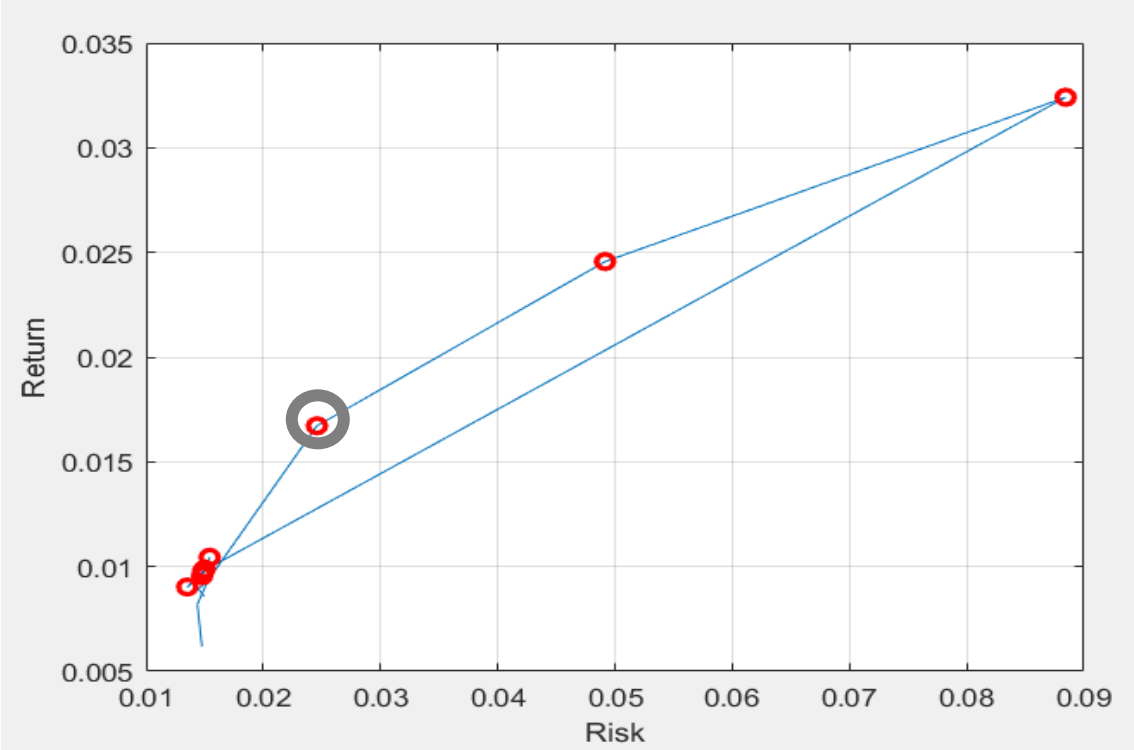
2015



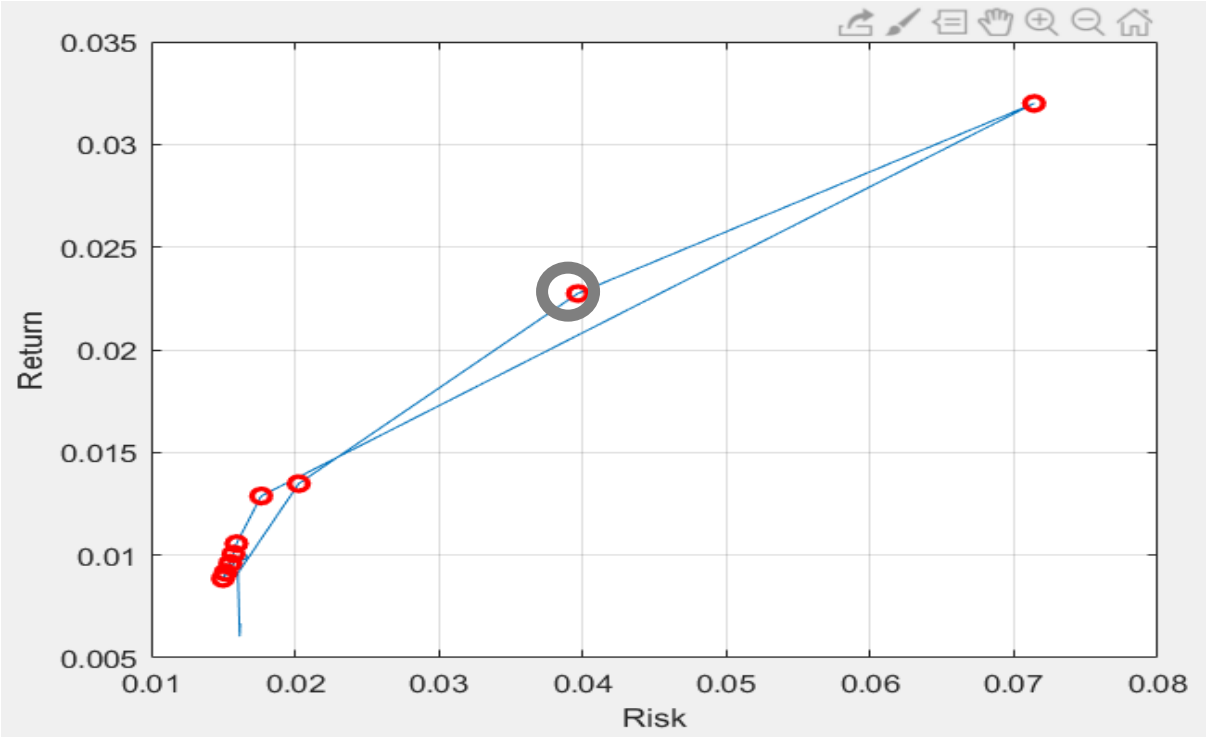
2016


0.035
0.03
0.025
0.02
0.015
0.01
0.005
Return
0.01
0.02
0.03
0.04
0.05
0.06
0.07
0.08
0.09
Risk

2017

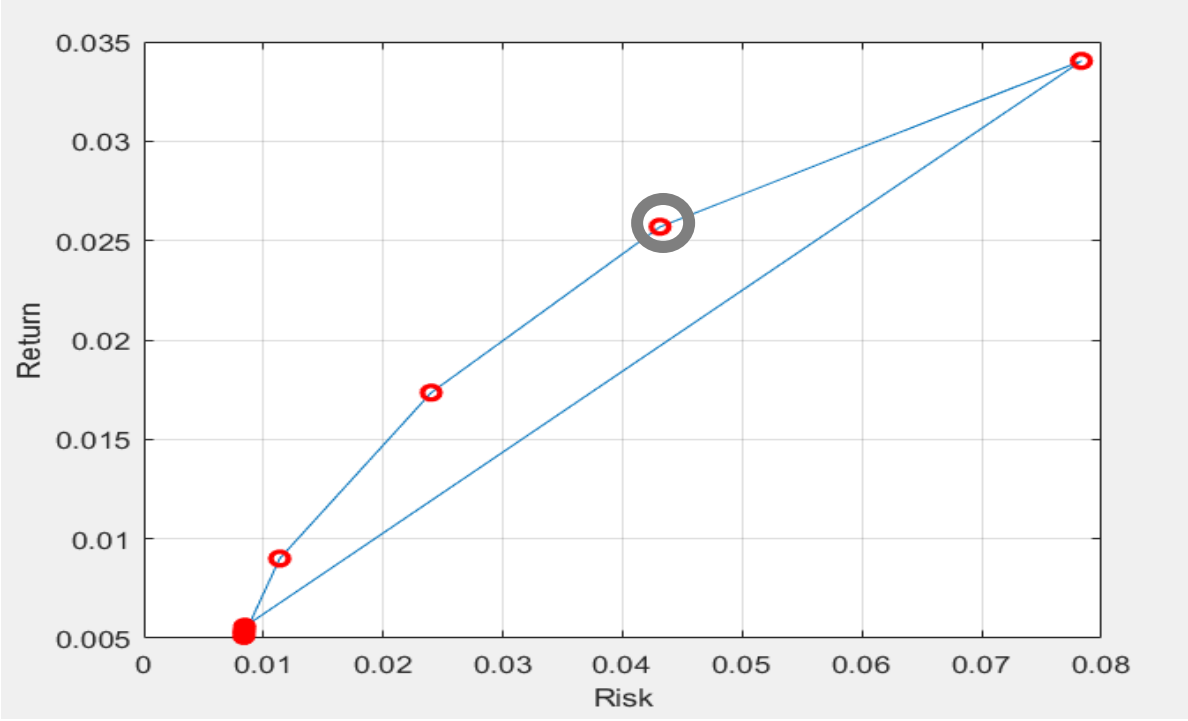

0.035
0.03
0.025
0.02
0.015
0.01
0.005
Return
0.01
0.02
0.03
0.04
0.05
0.06
0.07
0.08
0.09
Risk

2017 Kasım

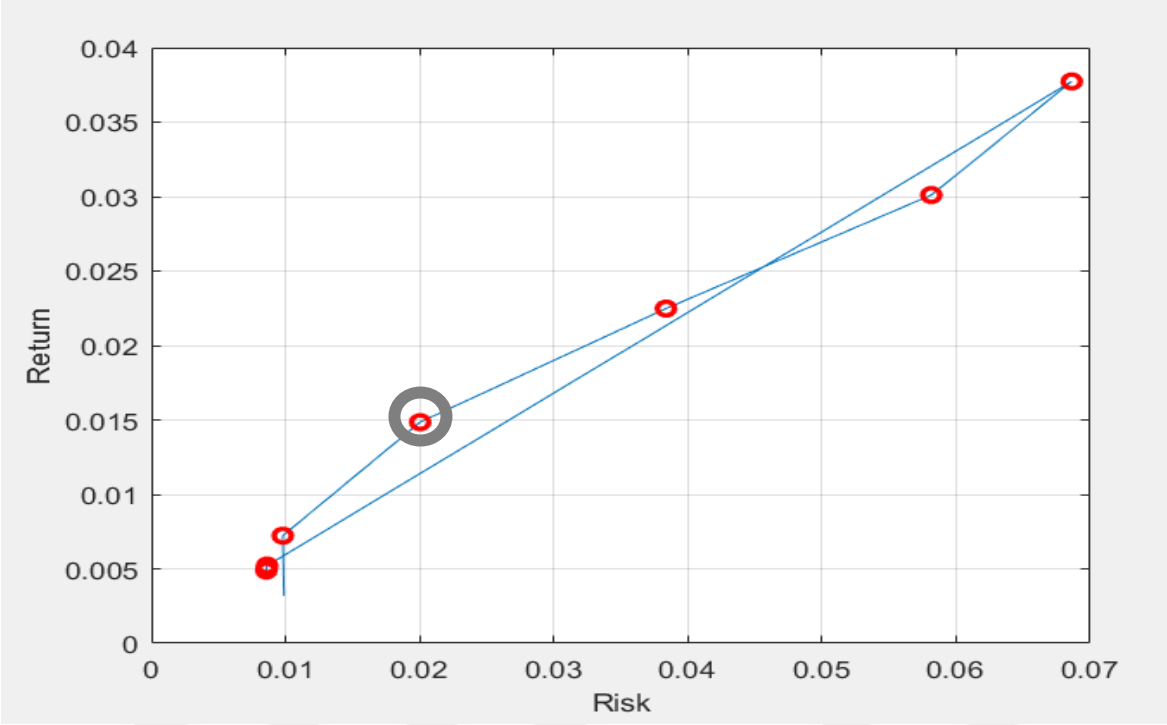


4.2.1.4. Genetik Algoritma Risk-Getiri Grafikleri

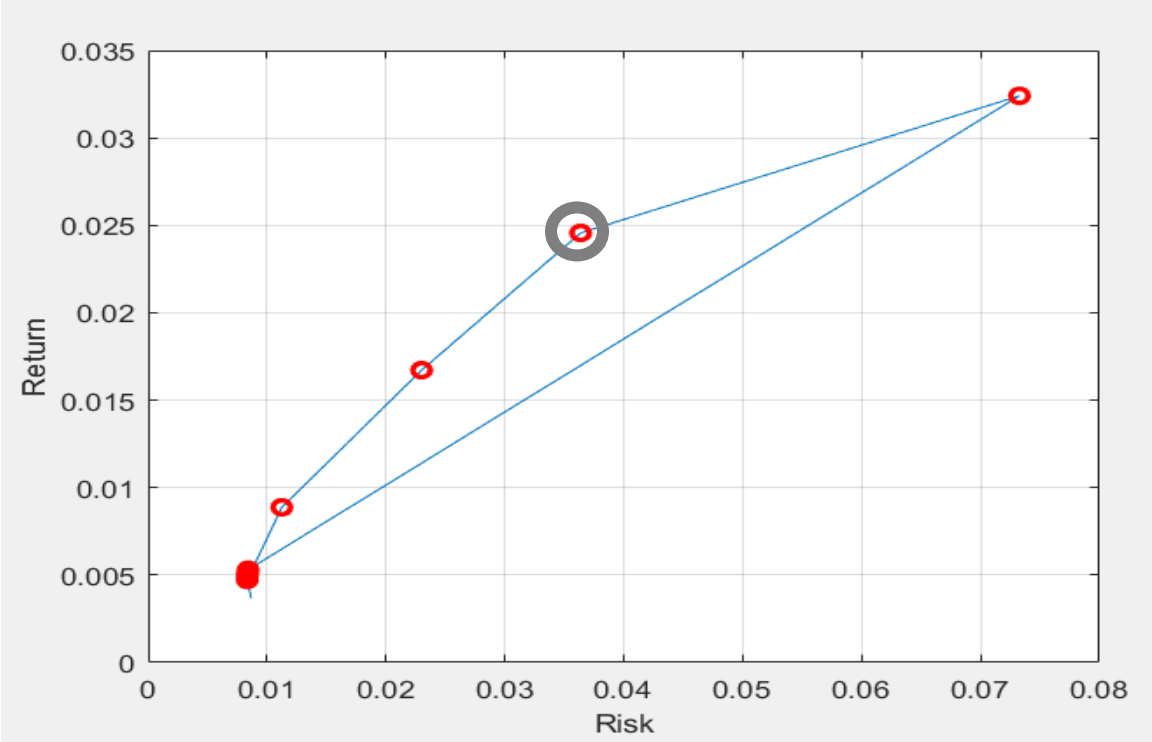
2015



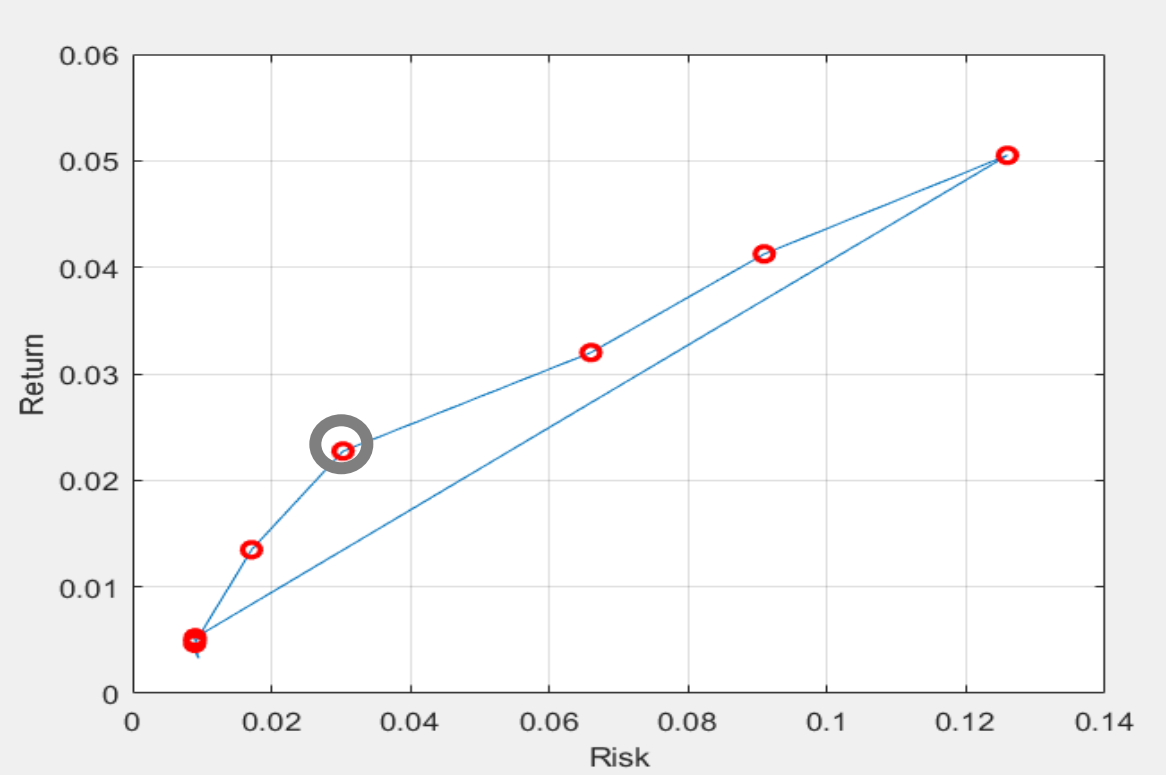
2016


0.04
0.035
0.03
0.025
0.02
0.015
0.01
0.005
0
Return
0
0.01
0.02
0.03
0.04
0.05
0.06
0.07
Risk

2017


0.035
0.03
0.025
0.02
0.015
0.01
0.005
0
Return
0
0.01
0.02
0.03
0.04
0.05
0.06
0.07
0.08
Risk

2017 Kasım


0.06
0.05
0.04
0.03
0.02
0.01
0
Return
0
0.02
0.04
0.06
0.08
0.1
0.12
0.14
Risk

4.3. MARKOWİTZ SONUÇLARININ FONLARA DAĞITIMI

Anlatılan varyasyonlardaki Markowitz portfolyo modelinden çıkan sonuçların Fon dağıtımı optimizasyon modeli ile fonlara dağıtıldıktan sonraki her algoritmanın her yılın sonundaki toplam varlıkları ile o yılın mevduat faizi ile edinilen toplam varlıklarının tablolaştırılmış hali Tablo 4.5'tedir;

Tablo 4.5. Fonlara Dağıtıldıktan Sonraki Sonuçların Toplu Hali

Yıl	Yöntem	Fon 1	Fon 2	Fon 3	Fon 4	Fon 5	Fon 6	Fon 7	Yıl Sonu (TL)	Mevduat Faizi(TL)
2015	GA	%33	%29	%11	%5	%9	%13	%0	*11.319 ₺*	11.600 ₺
	PSA	%50	%0	%28	%5	%17	%0	%0	*10.598 ₺*	
	PSO	%32	%48	%11	%0	%4	%0	%5	*11.558 ₺*	
	SOA	%22	%4	%12	%19	%2	%4	%1	*11.211 ₺*	
2016	GA	%26	%41	%1	%23	%6	%0	%3	12.215 ₺	11.415 ₺
	PSA	%0	%48	%0	%4	%42	%5	%1	13.665 ₺	
	PSO	%38	%54	%0	%1	%7	%0	%0	12.377 ₺	
	SOA	%14	%43	%14	%14	%0	%15	%0	12.272 ₺	
2017	GA	%33	%40	%0	%10	%0	%17	%0	17.561 ₺	11.380 ₺
	PSA	%12	%58	%0	%0	%1	%29	%0	21.609 ₺	
	PSO	%44	%46	%0	%1	%8	%1	%0	17.173 ₺	
	SOA	%22	%34	%9	%28	%7	%0	%0	16.918 ₺	
2017 Kasım	GA	%30	%48	%4	%13	%5	%0	%0	11.860 ₺	11.550 ₺
	PSA	%17	%52	%22	%0	%8	%0	%1	11.550 ₺	
	PSO	%0	%0	%0	%94	%5	%0	%1	*7.662 ₺*	
	SOA	%20	%39	%11	%12	%0	%18	%0	*11.302 ₺*	

Aynı şekilde Tablo 4.5'de Markowitz portfolyo modelinden çıkan sonuçların Fon dağıtımı optimizasyon modeli ile fonlara dağıtıldıktan sonraki GA, PSO, PSA ve SOA 2015,2016, 2017 yılı başında ve 2017 Kasım ayında 11 farklı yatırım alternatifine hangi oranlar ile yatırım yapılacağı gösterilmiş ve her bir yılın sonundaki toplam para ile birlikte mevduat faizi ile olan kıyası da gösterilmiştir. Tablo 4.5'de italik yazılan sonuçlar, yıl sonunda mevduat faizinin altında

kalan sonuçları göstermektedir. Tablo 4.5'de görüldüğü üzere 2017 yılının Kasım ayında PSO algoritmasına göre yapılan yatırımlar hariç hiçbir yıl için hiçbir algoritma zarar ettirmemiştir. Fakat 2015 yılında tüm algoritmalar mevduat faizinden daha az getiri sunmuşturlar. Bu noktada fonlara dağıtılırken bir miktar kayıp yaşandığı görülmektedir.

4.3.1. Fon Dağılımları

Δ_d: Markowitz sonuçları ile fonlara dağıtılmış sonuçların arasındaki farkı anlamak için (Markowitz Sonucu – Fonlara Dağılmış sonuç)^2 formülü kullanılarak Δ_d belirlenmiştir.

Markowitz portfolyo dağılımı ile çıkan sonuçların her algoritma ve zaman zarfı için Fon dağıtım optimizasyon modeli ile fonlara dağıtılmış hallerinin toplu sonuçlarının olduğu tablolar aşağıdadır;

SOA-2017Kasım												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	20,00%	12,00%	4,00%	2,00%	2,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	39,00%	0,00%	11,70%	7,80%	7,80%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,90%	0,00%	7,80%
Fon3	11,00%	1,10%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,40%	0,00%	4,40%	0,00%	1,10%	0,00%
Fon4	12,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,60%	0,00%	2,40%	2,40%	3,60%
Fon 5	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	18,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,60%	3,60%	0,00%	3,60%	0,00%	0,00%	3,60%	3,60%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	13,10%	15,70%	9,80%	13,40%	3,60%	4,40%	7,20%	4,40%	6,30%	7,10%	15,00%
Markowitz Sonuçları		11,50%	17,24%	14,89%	13,24%	1,05%	2,27%	17,65%	7,27%	1,37%	4,46%	9,06%
Δ_d		,00026	,00024	,00259	,00000	,00065	,00046	,01092	,00082	,00243	,00070	,00353
											Toplam	,02259

SOA -2017												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	22,00%	13,20%	4,40%	2,20%	2,20%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	34,00%	0,00%	10,20%	6,80%	6,80%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,40%	0,00%	6,80%
Fon3	9,00%	0,90%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,60%	0,00%	3,60%	0,00%	0,90%	0,00%
Fon4	28,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	8,40%	0,00%	5,60%	5,60%	8,40%
Fon 5	7,00%	1,40%	0,00%	0,00%	0,00%	2,80%	1,40%	0,70%	0,70%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	15,50%	14,60%	9,00%	9,00%	2,80%	5,00%	9,10%	4,30%	9,00%	6,50%	15,20%
Markowitz Sonuçları		15,88%	15,04%	14,60%	4,17%	2,20%	8,75%	9,33%	0,27%	2,81%	8,95%	18,01%
Δ_d		,000014	,00002	,00313	,00233	,000036	,0014	,0000052	,00163	,00383	,0006	,00079
											Toplam	,0138

SOA -2016												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	14,00%	8,40%	2,80%	1,40%	1,40%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	43,00%	0,00%	12,90%	8,60%	8,60%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,30%	0,00%	8,60%
Fon3	14,00%	1,40%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	5,60%	0,00%	5,60%	0,00%	1,40%	0,00%
Fon4	14,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,20%	0,00%	2,80%	2,80%	4,20%
Fon 5	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	15,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,00%	3,00%	0,00%	3,00%	0,00%	0,00%	3,00%	3,00%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	9,80%	15,70%	10,00%	13,00%	3,00%	5,60%	7,20%	5,60%	7,10%	7,20%	15,80%
Markowitz Sonuçları		9,24%	19,06%	13,05%	9,59%	1,62%	9,64%	10,59%	1,24%	0,33%	9,70%	15,93%
Δ_d		,000031	,0011	,00093	,0012	,00019	,0016	,0012	,0019	,0046	,00063	,0000016
											Toplam	,01335

SOA -2015												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	22,00%	13,20%	4,40%	2,20%	2,20%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	40,00%	0,00%	12,00%	8,00%	8,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,00%	0,00%	8,00%
Fon3	12,00%	1,20%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,80%	0,00%	4,80%	0,00%	1,20%	0,00%
Fon4	19,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	5,70%	0,00%	3,80%	3,80%	5,70%
Fon 5	2,00%	0,40%	0,00%	0,00%	0,00%	0,80%	0,40%	0,20%	0,20%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	4,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,80%	0,80%	0,00%	0,80%	0,00%	0,00%	0,80%	0,80%
Fon 7	1,00%	0,00%	0,10%	0,10%	0,00%	0,30%	0,20%	0,00%	0,20%	0,10%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	14,80%	16,50%	10,30%	11,00%	1,90%	5,40%	6,70%	5,20%	7,90%	5,80%	14,50%
Markowitz Sonuçları		13,85%	22,64%	11,70%	4,74%	2,69%	7,12%	8,89%	3,52%	0,60%	8,58%	15,66%
Δ_d		,00009	,004	,0002	,004	,00006	,0003	,0005	,0003	,005	,0008	,0001
											Toplam	,01534

PSO-2017Kasım												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon3	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon4	94,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	28,20%	0,00%	18,80%	18,80%	28,20%
Fon 5	5,00%	1,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,00%	1,00%	0,50%	0,50%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 7	1,00%	0,00%	0,10%	0,10%	0,00%	0,30%	0,20%	0,00%	0,20%	0,10%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	1,00%	0,10%	0,10%	0,00%	2,30%	1,20%	28,70%	0,70%	18,90%	18,80%	28,20%
Markowitz Sonuçları		0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	57,60%	0,00%	42,41%	0,00%	0,00%
Δ_d		,0001	,000001	,000001	,000	,00053	,0001	,08349	,000049	,05525	,03534	,07952
											Toplam	,25443

PSO-2017												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	44,00%	26,40%	8,80%	4,40%	4,40%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	46,00%	0,00%	13,80%	9,20%	9,20%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,60%	0,00%	9,20%
Fon3	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon4	1,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,30%	0,00%	0,20%	0,20%	0,30%
Fon 5	8,00%	1,60%	0,00%	0,00%	0,00%	3,20%	1,60%	0,80%	0,80%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	1,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,20%	0,20%	0,00%	0,20%	0,00%	0,00%	0,20%	0,20%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	28,00%	22,60%	13,60%	13,80%	3,40%	1,60%	1,30%	0,80%	4,80%	0,40%	9,70%
Markowitz Sonuçları		31,12%	28,41%	3,73%	0,01%	3,44%	2,36%	0,00%	0,00%	0,00%	0,02%	30,92%
Δ_d		,001	,0034	,00974	,019	,00000014	,000057	0,00017	,00006	,0023	,000014	,04504
											Toplam	,08075

PSO-2016												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	38,00%	22,80%	7,60%	3,80%	3,80%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	54,00%	0,00%	16,20%	10,80%	10,80%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	5,40%	0,00%	10,80%
Fon3	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon4	1,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,30%	0,00%	0,20%	0,20%	0,30%
Fon 5	7,00%	1,40%	0,00%	0,00%	0,00%	2,80%	1,40%	0,70%	0,70%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	24,20%	23,80%	14,60%	14,60%	2,80%	1,40%	1,00%	0,70%	5,60%	0,20%	11,10%
Markowitz Sonuçları		26,56%	30,39%	9,01%	0,00%	3,02%	3,26%	0,00%	0,00%	0,00%	0,01%	27,76%
Δ_d		,00056	,00434	,00313	,02132	,0000046	,0003	,0001	,0000049	,00314	,0000037	,02777
											Toplam	,06075

PSO-2015												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	32,00%	19,20%	6,40%	3,20%	3,20%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	48,00%	0,00%	14,40%	9,60%	9,60%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,80%	0,00%	9,60%
Fon3	11,00%	1,10%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,40%	0,00%	4,40%	0,00%	1,10%	0,00%
Fon4	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 5	4,00%	0,80%	0,00%	0,00%	0,00%	1,60%	0,80%	0,40%	0,40%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 7	5,00%	0,00%	0,50%	0,50%	0,00%	1,50%	1,00%	0,00%	1,00%	0,50%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	21,10%	21,30%	13,30%	12,80%	3,10%	6,20%	0,40%	5,80%	5,30%	1,10%	9,60%
Markowitz Sonuçları		21,97%	23,45%	23,29%	0,00%	1,91%	14,05%	0,08%	0,00%	0,00%	0,00%	15,26%
Δ_d		,00008	,0005	,00997	,0164	,00014	,00615	,00001	,0034	,0028	,00012	,0032
											Toplam	,04269

PSA-2017Kasım												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	17,00%	10,20%	3,40%	1,70%	1,70%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	52,00%	0,00%	15,60%	10,40%	10,40%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	5,20%	0,00%	10,40%
Fon3	22,00%	2,20%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	8,80%	0,00%	8,80%	0,00%	2,20%	0,00%
Fon4	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 5	8,00%	1,60%	0,00%	0,00%	0,00%	3,20%	1,60%	0,80%	0,80%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 7	1,00%	0,00%	0,10%	0,10%	0,00%	0,30%	0,20%	0,00%	0,20%	0,10%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	14,00%	19,10%	12,20%	12,10%	3,50%	10,60%	0,80%	9,80%	5,30%	2,20%	10,40%
Markowitz Sonuçları		12,24%	19,58%	16,90%	16,90%	2,60%	21,02%	2,60%	0,36%	2,60%	2,60%	2,60%
Δ_d		,00031	,000023	,00221	,0023	,000081	,0109	,00032	,00891	,00073	,000016	,00608
											Toplam	,03185

PSA -2017												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	12,00%	7,20%	2,40%	1,20%	1,20%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	58,00%	0,00%	17,40%	11,60%	11,60%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	5,80%	0,00%	11,60%
Fon3	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon4	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 5	1,00%	0,20%	0,00%	0,00%	0,00%	0,40%	0,20%	0,10%	0,10%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	29,00%	0,00%	0,00%	0,00%	5,80%	5,80%	0,00%	5,80%	0,00%	0,00%	5,80%	5,80%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	7,40%	19,80%	12,80%	18,60%	6,20%	0,20%	5,90%	0,10%	5,80%	5,80%	17,40%
Markowitz Sonuçları		8,92%	17,58%	14,64%	17,06%	6,96%	0,37%	4,48%	0,43%	1,92%	2,51%	25,13%
Δ_d		,0002	,0005	,00034	,0002	,000058	,0000029	,0002	,00001	,0015	,00108	,00597
											Toplam	,01014

PSA -2016												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	48,00%	0,00%	14,40%	9,60%	9,60%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,80%	0,00%	9,60%
Fon3	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon4	4,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,20%	0,00%	0,80%	0,80%	1,20%
Fon 5	42,00%	8,40%	0,00%	0,00%	0,00%	16,80%	8,40%	4,20%	4,20%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	5,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,00%	1,00%	0,00%	1,00%	0,00%	0,00%	1,00%	1,00%
Fon 7	1,00%	0,00%	0,10%	0,10%	0,00%	0,30%	0,20%	0,00%	0,20%	0,10%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	8,40%	14,50%	9,70%	10,60%	18,10%	8,60%	6,40%	4,40%	5,70%	1,80%	11,80%
Markowitz Sonuçları		7,13%	18,20%	2,80%	0,35%	30,82%	2,92%	0,42%	2,11%	3,43%	1,65%	30,17%
Δ_d		,00016	,00137	,00475	,01051	,01618	,0032	,00357	,00053	,00052	,0000022	,03373
											Toplam	,07455

PSA -2015												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	50,00%	30,00%	10,00%	5,00%	5,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon3	28,00%	2,80%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	11,20%	0,00%	11,20%	0,00%	2,80%	0,00%
Fon4	5,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,50%	0,00%	1,00%	1,00%	1,50%
Fon 5	17,00%	3,40%	0,00%	0,00%	0,00%	6,80%	3,40%	1,70%	1,70%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	36,20%	10,00%	5,00%	5,00%	6,80%	14,60%	3,20%	12,90%	1,00%	3,80%	1,50%
Markowitz Sonuçları		39,86%	5,26%	3,63%	3,63%	3,63%	29,49%	3,63%	0,00%	3,63%	3,63%	3,63%
Δ_d		,0013	,0022	,00019	,0002	,00101	,02218	,000018	,0166	,0007	,000003	,00045
											Toplam	,04496

GA-2017Kasım												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	30,00%	18,00%	6,00%	3,00%	3,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	48,00%	0,00%	14,40%	9,60%	9,60%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,80%	0,00%	9,60%
Fon3	4,00%	0,40%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,60%	0,00%	1,60%	0,00%	0,40%	0,00%
Fon4	13,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,90%	0,00%	2,60%	2,60%	3,90%
Fon 5	5,00%	1,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,00%	1,00%	0,50%	0,50%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	19,40%	20,40%	12,60%	12,60%	2,00%	2,60%	4,40%	2,10%	7,40%	3,00%	13,50%
Markowitz Sonuçları		21,11%	17,30%	17,82%	7,86%	3,05%	1,56%	2,14%	4,47%	0,00%	1,28%	23,42%
Δ_d		,00029	,00096	,00273	,00225	,00011	,0001	,00051	,00056	,00547	,0003	,00984
											Toplam	,02313

GA-2017												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	33,00%	19,80%	6,60%	3,30%	3,30%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	40,00%	0,00%	12,00%	8,00%	8,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,00%	0,00%	8,00%
Fon3	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon4	10,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,00%	0,00%	2,00%	2,00%	3,00%
Fon 5	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	17,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,40%	3,40%	0,00%	3,40%	0,00%	0,00%	3,40%	3,40%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	19,80%	18,60%	11,30%	14,70%	3,40%	0,00%	6,40%	0,00%	6,00%	5,40%	14,40%
Markowitz Sonuçları		23,19%	15,20%	10,37%	13,30%	4,53%	0,39%	0,85%	1,01%	0,00%	0,43%	30,73%
Δ_d		,0011	,0012	,00009	,0002	,00013	,000015	,00307	,0001	,0036	,00247	,02668
											Toplam	,03866

GA-2016												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	26,00%	15,60%	5,20%	2,60%	2,60%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	41,00%	0,00%	12,30%	8,20%	8,20%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,10%	0,00%	8,20%
Fon3	1,00%	0,10%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,40%	0,00%	0,40%	0,00%	0,10%	0,00%
Fon4	23,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	6,90%	0,00%	4,60%	4,60%	6,90%
Fon 5	6,00%	1,20%	0,00%	0,00%	0,00%	2,40%	1,20%	0,60%	0,60%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon 7	3,00%	0,00%	0,30%	0,30%	0,00%	0,90%	0,60%	0,00%	0,60%	0,30%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	16,90%	17,80%	11,10%	10,80%	3,30%	2,20%	7,50%	1,60%	9,00%	4,70%	15,10%
Markowitz Sonuçları		15,99%	19,97%	19,94%	3,31%	1,78%	3,38%	16,32%	2,55%	1,55%	0,00%	15,21%
Δ_d		,02856	,03168	,01232	,01166	,00109	,0005	,0013	,00026	,0041	,00044	,01254
											Toplam	,02997

GA-2015												
Fon/Yat.	**% Fon**	**ALTIN**	**DOLAR**	**EURO**	**YEN**	**BITCOIN**	**BIST100K**	**HUK**	**BIST30**	**BIMEKS**	**BRENT**	**ASELSAN**
Fon1	33,00%	19,80%	6,60%	3,30%	3,30%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon2	29,00%	0,00%	8,70%	5,80%	5,80%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,90%	0,00%	5,80%
Fon3	11,00%	1,10%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,40%	0,00%	4,40%	0,00%	1,10%	0,00%
Fon4	5,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,50%	0,00%	1,00%	1,00%	1,50%
Fon 5	9,00%	1,80%	0,00%	0,00%	0,00%	3,60%	1,80%	0,90%	0,90%	0,00%	0,00%	0,00%
Fon6	13,00%	0,00%	0,00%	0,00%	2,60%	2,60%	0,00%	2,60%	0,00%	0,00%	2,60%	2,60%
Fon 7	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Toplam %	100,00%	22,70%	15,30%	9,10%	11,70%	6,20%	6,20%	5,00%	5,30%	3,90%	4,70%	9,90%
Markowitz Sonuçları		23,27%	16,56%	4,30%	9,05%	6,05%	14,58%	0,00%	1,64%	0,00%	1,28%	23,27%
Δ_d		,00003	,0002	,00231	,0007	,0000024	,00702	,0025	,0013	,0015	,00117	,01788
											Toplam	,03462

Tüm algoritmaların tüm yıllar için olan kar oranları ve mevduat faizine göre getiri yüzdeleri fonlara dağıtıldıktan sonra ve Markowitz portfolyo dağılımı sonuçları Tablo 4.6 ve Tablo 4.7'da gösterilmiştir.

Tablo 4.6. Algoritmaların Yıllara Göre Kar Oranları ve Mevduat Getirisine Göre Yüzdeleri **(**Markowitz Portfolyo Dağılımı**)**

Yıl	Yöntem	Kar Oranı	Mevduat Getirisine Göre Yüzdesi
2015	**GA**	**19,03%**	**18,97%**
	PSA	4,11%	-74,32%
	PSO	16,67%	4,16%
	SOA	12,29%	-23,16%
2016	**GA**	21,94%	**55,09%**
	PSA	**58,90%**	**316,23%**
	PSO	33,02%	**133,35%**
	SOA	26,11%	**84,51%**
2017	**GA**	121,74%	**782,20%**
	PSA	**141,73%**	**927,03%**
	PSO	107,75%	**680,78%**
	SOA	71,12%	**415,36%**
2017 Kasım	**GA**	21,05%	**35,79%**
	PSA	**22,88%**	**47,61%**
	PSO	-43,59%	**-381,23%**
	SOA	18,27%	**17,85%**

Tablo 4.7. Algoritmaların Yıllara Göre Kar Oranları ve Mevduat Getirisine Göre Yüzdeleri **(**Markowitz&Fon Dağıtımı**)**

Yıl	Yöntem	Kar Oranı	Mevduat Getirisine Göre Yüzdesi
2015	**GA**	13,19%	-17,56%
	PSA	5,98%	-62,62%
	PSO	**15,58%**	**-2,63%**
	SOA	12,11%	-24,30%
2016	**GA**	22,15%	56,52%
	PSA	**36,65%**	159,00%
	PSO	23,77%	68,00%
	SOA	22,72%	60,60%
2017	**GA**	75,61%	447,93%
	PSA	**116,09%**	741,21%
	PSO	71,73%	419,76%
	SOA	69,18%	401,28%
2017 Kasım	**GA**	**18,60%**	**20,02%**
	PSA	15,50%	0,03%
	PSO	-23,38%	-250,85%
	SOA	13,02%	-16,00%

Koyu fon ile gösterilen değerler her yılın en yüksek kar oranı ve mevduat faizinin getirisine göre yüzdeleri gösterir. Buna göre fonlara dağıtılmamış haldeyken, 2015 yılında GA metodu, 2016 yılında PSA metodu, 2017 yılının başında PSA ve 2017 yılının Kasım ayında yine PSA metodu en yüksek değerlere sahip algoritmalardır. Fonlara dağıtıldıktan sonra ise, 2015 yılında PSO metodu, 2016 yılında PSA metodu, 2017 yılının başında PSA ve 2017 yılının Kasım ayında yine GA metodu en yüksek değerlere sahip algoritmalardır. Burada da görüldüğü gibi yine fonlara dağıtıltıktan sonra bir miktar kayıp yaşanmıştır.

Tüm yılların ortalama kar oranı, kar miktarı ve getiri değerlerinin olduğu tablo Tablo 4.8 ve Tablo 4.9'dadır;

Tablo 4.8.Tüm Yılların Ortalama Kar Oranı ve Kar Miktarı **(**Markowitz&Fon Dağıtımı**)**

Yöntem	Kar Oranı Ortalaması	Mevduat Getirisine Göre Yüzdesi
GA	32,39%	118%
PSA	**43,56%**	**193%**
PSO	21,92%	48%
SOA	29,26%	97%
Ortalama	31,78%	113,84%

Tablo 4.9.Tüm Yılların Ortalama Kar Oranı ve Kar Miktarı **(**Markowitz Portfolyo Dağılımı**)**

Yöntem	Kar Oranı Ortalaması	Mevduat Getirisine Göre Yüzdesi
GA	45,94%	209%
PSA	**56,90%**	**283%**
PSO	28,46%	91%
SOA	31,95%	115%
Ortalama	40,81%	174,61%

Yılların ortalama değerlerine bakıldığında, hem fonlara dağıtılmadan önce hemde fonlara dağıtıldıktan sonra en yüksek ortalama kar oranı ve ortalama kar miktarı koyu renk ile işaretlendiği gibi PSA (Kalıp Arama Algoritması) metodunda görülmüştür. Fakat tüm metotların ortalaması alındığında fonlara dağıtımdan sonra yapılan yatırımların fonlara dağıtılmadan önce yapılan yatırımlara göre %28 daha düşük sonuç verdiği görülmüştür.

4.4. TEK TİP YATIRIM ALTERNATİFİ İLE EDİNİLEN SONUÇLAR

Bu bölümdeki tablolarda eğer tüm varlığı tek bir yatırım alternafine yatırılırsa, bu durumun nasıl sonuçlanacağı gösterilmektedir.

Tablo 4.10 ve Tablo 4.11'de belirtilen yıllarda tüm sermaye tek yatırım alternatifine yatırılsaydı 1 yıl sonrasındaki toplam varlık miktarları gösterilmiştir. Koyu ve italik yazılı olanlar o senenin mevduat faizi ile edinilen toplam varlıktan daha fazla miktarda toplam varlığa sahip olduğunu gösterir;

Tablo 4.10. Tek Tip Yatırım İle Edinilecek Toplam Varlıklar-1

Yıl	Gram Altın	USD	Euro	100 Japon Yeni	Bitcoin	BIST100	Mevduat Faizi(TL)
2017 Ocak	***12.303,88 ₺***	10.708,22 ₺	***12.264,15 ₺***	***11.133,33 ₺***	***142.706,39 ₺***	***14.855,43 ₺***	11.380,00 ₺
2016 Ocak	***13.069,77 ₺***	***12.006,80 ₺***	***11.557,63 ₺***	***12.145,75 ₺***	***22.531,47 ₺***	10.861,63 ₺	11.415,00 ₺
2015 Ocak	11.293,82 ₺	***12.510,64 ₺***	***11.342,76 ₺***	***12.731,96 ₺***	***13.511,81 ₺***	8.394,24 ₺	11.600,00 ₺
2017 Kasım	***14.075,91 ₺***	***14.749,34 ₺***	***14.321,27 ₺***	***14.684,68 ₺***	9.883,10 ₺	8.162,01 ₺	11.550,00 ₺

Tablo 4.11. Tek Tip Yatırım İle Edinilecek Toplam Varlıklar-2

Yıl	Hükümet Bonosu	BIST30	BIMEKS	Brent Petrol	ASELSAN	Mevduat Faizi(TL)
2017 Ocak	9.804,83 ₺	***14.985,95 ₺***	3.146,07 ₺	***11.665,21 ₺***	***26.478,65 ₺***	11.380,00 ₺
2016 Ocak	9.997,63 ₺	10.888,49 ₺	4.729,01 ₺	***15.072,66 ₺***	***14.791,42 ₺***	11.415,00 ₺
2015 Ocak	9.127,65 ₺	8.269,15 ₺	9.091,79 ₺	6.523,61 ₺	***14.196,28 ₺***	11.600,00 ₺
2017 Kasım	8.270,89 ₺	8.302,81 ₺	2.068,97 ₺	***11.914,20 ₺***	7.460,93 ₺	11.550,00 ₺

Tablo 4.12'de tek yatırım alternatiflerinin mevduat faizlerine göre yıllık olarak kar ve zarar yüzdeleri verilmiştir. Koyu fonda, kalın ve italik olarak yazılan değerler mevduat faizine göre zarar ettiren değerleri göstermektedir.

Tablo 4.12. Yıllara Göre Tek Tip İle Edinilen Varlığın Mevduat Getiri Yüzdesine Göre Oranı

Yıl	Gram Altın	USD	Euro	100 Japon Yeni	Bitcoin	BIST100	Hükümet Bonosu	BIST30	BIMEKS	Brent Petrol	ASELSAN
2017 Ocak	66,95%	***-48,68%***	64,07%	***-17,87%***	9516,41%	251,84%	***-114,14%***	261,30%	***-596,66%***	20,67%	1094,10%
2016 Ocak	117%	42%	10%	52%	786%	***-39%***	***-100%***	***-37%***	***-473%***	258%	239%
2015 Ocak	***-19%***	57%	***-16%***	71%	119%	***-200%***	***-155%***	***-208%***	***-157%***	***-317%***	162%
2017 Kasım	163%	206%	179%	202%	***-108%***	***-219%***	***-212%***	***-209%***	***-612%***	23%	***-264%***

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Günümüzde, kişiler ve kuruluşlar likit varlıklarını hemen harcamak yerine ileriye dönük yatırım yapmaktadırlar. Bu tutumun nedeni, geleceğe para taşıma isteğidir. Bu nedenle, para sahipleri nereye yatırım yapacakları konusunda karar vermelidir. Bu noktada, kararı belirlemek için iki önemli faktör vardır; getiri oranı ve maruz kalınan risk. Bu faktörler ışığında doğru yere yatırım yapmak için portfolyo optimizasyonu kullanılır. Bu çalışmanında temel amacı daha önce de anlatıldığı üzere portfolyo optimizasyonudur.

Mevcut kaynakları bilimsel bir yaklaşım ile kullanarak yatırım yapılabilecek uygun yeri belirlemede portfolyo optimizasyon tekniklerini kullanmak önemlidir. Aksi takdirde, kişilerin ya da kuruluşların mevcut kaynakları doğru şekilde kullanılmamış olur ve yapılan yatırımın istenilen sonucu verme olasılığı düşebilir. Portfolyo optimizasyonunun esas amacı, getiri oranını en üst düzeye çıkarmak ve maruz kalınan riski en aza indirmektir.

Tez içersinde farklı portfolyo optimizasyon teknikleri incelenmiştir ve en yaygın kullanılan Markowitz portfolyo optimizasyon modeli çalışmanın merkezinde olacak şekilde devam edilmiştir.

Çalışmada Markowitz portfolyo optimizasyon modeli farklı meta-sezgisel algoritmalar ile çözülmüş ve ikinci kademe optimizasyon olarak fon dağıtımı optimizasyon modeli ile belirlenmiş olan fonlara dağıtılmıştır. Meta-sezgisel algoritmaların bu tezde kullanılmak üzere başlıca seçilme nedeni optimal olmasa da optimale yakın sonuçlar vermesidir. Farklı kıstaslarla da olsa her meta-sezgisel algoritma kendi içinde optimale en yakın sonucu bulmak için kullanılır. Bu sebeplerle Markowitz portfolyo optimizasyonunu çözmek için farklı meta-sezgisel algoritmalar tercih edilmiştir. Bu noktada çalışmada da bahsedildiği gibi birçok meta-sezgisel algoritma incelenmiştir. Bu meta-sezgisel algoritmalardan Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Kalıp Arama Algoritması (PSA), Genetik Algoritma (GA) ve Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) meta-sezgisel algoritmaları çalışmada kullanılmıştır.

Bu meta-sezgisel algoritmalar ile Markowitz portfolyo optimizasyon modeli, MATLAB programının 2019a sürümü kullanılarak çözülmüştür. Çıkan sonuçlar fonlara en yakın şekilde dağıtıbilmek için ikinci bir optimizasyon modeli olarak fon dağıtımı optimizasyon modeli ile fonlara dağıtılmıştır. Çözümde kullanılmak üzere 11 farklı yatırım alternatifi ve 7 adet fon oluşturulmuştur. Bu yatırım alternatiflari günümüzde ki popüler yatırım araçlarından seçilmiştir. Seçilen yatırım alternatifleri; Altın (Gram), Amerikan Doları (USD), Euro, 100 Japon Yeni, BIST 100 Endeksi, BIST 30 Endeksi, Asesan Hisseleri, Bimeks Hisseleri, Brent Petrol, Bitcoin ve Hükümet Bonosu olarak belirlenmiştir.

Belirlenen yatırım alternatiflerinin 2009 yılıından başlayarak 2017 yılının Kasım ayına kadar aylık olarak piyasa değerleri her biri için ayrı ayrı olmak kaydı ile edinilmiştir. Edinilen bu piyasa değerleri üzerinden yine aylık olarak değişim oranları hesaplanmıştır.

Bu veriler kulanılarak, sırasıyla 2015, 2016, 2017 yılları başında ve 2017 yılının Kasım ayında 10.000 TL yatırım yapılmış ve 1 sene bekletilmiştir. Daha detaylı açıklamak gerekirse, örnek olarak 2015 yılı başında yatırım algoritmaların sonucuna göre yapılıp 2016 yılının başında, kalan varlık yatırımlar üzerinden çekilir. Üç sene için de bu şekilde işlem uygulanır ve çıkan sonuçları hesaplayabilmek adına yatırım yapılan alternatiflerin yatırımın yapıldığı yıl başı ve yatırımın geri çekildiği zamanlarda ki piyasa değerlerine bakılır ve değişimleri hesaplanarak toplam edinilen kar-zarar miktarları, kar-zarar oranları ve toplam varlığa ulaşılır. Devamında yatırım yapılan her yılın merkez bankası tarafından belirlenen yıllık faiz oranları baz alınarak, eğer o sene algoritmanın önerdiği yatırım alternatifleri yerine yıllık mevduat faizine yatırım yapılsaydı edinilecek olan toplam varlık hesaplanmıştır.

Hesaplanan mevduat faizi ile edinilen toplam varlık ve GA, PSO, PSA ve SOA olmak üzere 2015,2016, 2017 yılı başında ve 2017 yılıının Kasım ayında 11 farklı yatırım alternatifine hangi oranlar ile yatırım yapılacağı sonucunda edinilen her bir yılın sonundaki toplam varlık ile birlikte mevduat faizi ile olan kıyası gösterilmiştir.

Tablo 4.4'de görüldüğü üzere sonuçlar fonlara dağıtılmatan önce 2017 yılının Kasım ayında PSO, algoritmasına göre yapılan yatırımlar hariç hiçbir yıl için hiçbir algoritma zarar ettirmemiştir. Fakat 2015 yılında 2015 yılında PSA ve SOA algoritmaları mevduat faizinden daha az getiri sunmuştur. Tablo 4.5'de görüldüğü üzere 2017 yılının Kasım ayında PSO algoritmasına göre yapılan yatırımlar hariç hiçbir yıl için hiçbir algoritma zarar ettirmemiştir. Fakat 2015 yılında tüm algoritmalar mevduat faizinden daha az getiri sunmuşturlar. Bu noktada fonlara dağıtılırken bir miktar kayıp yaşandığı görülmektedir.

Markowitz portfolyo dağılımları için toplamda 16 farklı sonuçta sadece 3 tanesinde fonlara dağıtıldıktan sonraki toplamda 16 farklı sonuçta 6 tane sonuçta mevduat faizi ile edinilen toplam varlık, algotitmaların önerisi ile edinilen toplam varlıktan fazladır. Bunların arasında biri hariç zarar ettiren bir sonuca rastlanmamıştır. Bu sonuç da 2017 Kasım ayının sonucudur. 2017 yılının Kasım ayında yapılan yatırımın sonuçlarının ayrı olarak değerlendirilmesinin sebebi 2018 yılında içersinde bulunulan ekonomik kriz ortamıdır. Fikir edinilmesi açısından bu senedeki yatırım sonuçları da yukarıda incelendiyse de, geçmiş verileri analiz ederek belirli kısıtlar çerçevesinde yatırım portfolyoları oluşturan bu algoritmalardan ülkelerin siyasi durumlarını ve bununla beraber 2018 yılındaki gibi beklenmedik krizleri tam olarak tahmin etmesi beklenemez. Bu tip durumlar için algoritmaların önerilerinin sosyal analizlerle anlık olarak pekiştirilmesi ve bu tarz kriz ortamlarında daha uygun yatırım portfolyoları oluşturulmasının sağlanması daha uygun olacaktır. Buna rağmen gerek 2017 Kasım ayında yapılan yatırımların sonuçları gerekse tüm yılların ortalama değerleri ile de karşılaştırıldığında yine algoritmaların yatırım portfolyolarından edinilen varlıkların mevduat faizlerinden oluşan varlıklara nazaran belirgin bir şekilde üstün olduğu görülmüştür.

Algoritmalar arası kıyas yapılabilmesi adına kullanılan algoritmaların yıllara göre kar oranları, kar miktarları ve mevduat faizi getirilerine göre yüzdeleri hesaplanmıştır. Sonrasında tüm yılların ortalama kar oranı, kar miktarı ve mevduat faizi getirilerine göre yüzdeleri hesaplanarak karşılaştırma daha sağlıklı hale getirilmiştir. Yılların ortalama değerlerine bakıldığında, en yüksek ortalama kar oranı ve ortalama kar miktarı PSA metodunda görülmüştür.

Öyleyse, yapılan çalımalar gösteriyor ki Markowitz modelinin belirtilen Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Kalıp Arama Algoritması (PSA), Genetik Algoritma (GA) ve Vekil Optimizasyon Algoritması (SOA) olmak üzere 4 farklı meta-sezgisel algoritma ile çözülmesi ve ikinci optimizasyon modeli ile fonlara dağıtılması oldukça makul sonuçlar vermiştir. Bu sonuçlar yatırım alternatiflerinin yıllara göre piyasa değerlerinden edinildiğinden, ulaşılan sonuçların gerçekci olarak nitelendirilebilmesini sağlamıştır. Yine bu çalışma gösteriyor ki meta-sezgisel algoritmalar ile Markowitz modeli çözdürülerek gayet başarılı portfolyolar oluşturulabilir.

Bunun haricinde, Markowitz portfolyo dağılımından alınan ilk sonuçları yatırım fonlarına dağıtmak çok da azımsanmayacak şekilde kayıp yaşanmasına sebep olmuştur. Öyleyse bu çalışma, bankaların veya özel yatırım şirketlerinin yatırım fonlarını aracı tutmayarak bir risk alıp, kişisel olarak çıkan ilk sonuçlara göre portfolyo oluşumuna da gidilebileceğini göstermiştir.

Bu çalışmanın daha da ilerletilebilmesi için yatırım alternatiflerinin piyasanın daha büyük bölümünü kapsayacak şekilde genişletilmesi ve Markowitz portfolyo optimizasyon modelinin bu 4 meta-sezgisel algoritmayla kalmayarak uygulanabilecek diğer meta-sezgisel algoritmalarla da çözümü genişletilerek çok daha kapsamlı çalışmalar yapılabilir. Bu sayede halihazırda çokca kullanılan yatırım portfolyosu oluştuma işlemlerine farklı bir bakış açısı kazandırılabilir.

KAYNAKLAR

Black, F, Litterman, R, Global Asset Allocation With Equities, Bonds and Currencies, Fixed Income Research, *Goldman, Sachs & Co*. 1991.

Blum, C. and Roli, A., 2003. `Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison', *ACM Comput. Surv.*, 35, 268-308.

Chen, S., Brown, S., 1983. Estimation risk and simple rules for optimal portfolio selection. Journal of Finance 38, 1087-1093.

Chen, A.H.Y., F.C. Jen, 1971, The Optimal Portfolio Revision Policy, *Journal of Business* 44, 51-61.

Cohen, M., Natoli, V., 2003, Risk and utility in portfolio optimization, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, volume 324, Issues 1–2, Pages 81-88

Dantzig, G. B., 1963. *Linear Programming and Extensions*, Princeton University Press.

Dorigo, M. and Stützle, T., 2004. *Ant Colony Optimization*, MIT Press.

Duarte, W, 295 Portfolıo Optımızatıon Usıng Dea Models In Brazılıan Stock Market, Cladea, 2018

Ehtgott, M, 2004, An MCDM approach to portfolio optimization, *European Journal of Operational Research*.

Elthon, E.J Gruber, M, 1977, Risk Reduction and Portfolio Size: An Analitical Solution, *The Journal of Business,*Volume 50,Issue 4, 415-437.

Elton, E.J., Gruber, M.J., Padberg, M.W., 1976. Simple criteria for optimal portfolio selection. *Journal of Finance* 11, 1341-1357.

Elton, E.J., Gruber, M.J., Padberg, M.W., 1977. Simple rules for optimal portfolio selection: the multi group case. *Journal of Financial and Quantitative Analysis 12,* 329-345.

Elton, E.J., Gruber, M.J., Padberg, M.W., 1978a. Simple criteria for optimal portfolio selection: tracing out the efficient frontier. *Journal of Finance 13,* 296-302.

Elton, E.J., Gruber, M.J., Padberg, M.W., 1978b. Simple criteria for optimal portfolio selection with upper bonds. *Operation Research.*

Ertenlice, O, 2018, A survey of swarm intelligence for portfolio optimization: Algorithms and applications, *Swarm and Evolutionary Computation*.

Evans, J. Archer, S, 1968, Dıversıfıcatıon And The Reductıon Of Dıspersıon: An Empırıcal Analysıs, *Journal of Finance*, vol. 23, issue 5, 761-767

Farmer J.D., Packard N. and Perelson A., 1986, The immune system, adaptation and machine learning, *Physica D*, **2**, 187-204.

Fisher, L., Lorie, J.H., 1970, Some Studies of Variability of Returns on Investments in Common Stocks, *The Journal of Business*, Vol. 43, No. 2 , pp. 99-134

Fogel L J, 1966 Artificial Intelligence through Simulated Evolution, *Human Factors in Electronics (New York: Wiley)*

Geem, Z. W., Kim, J. H. and Loganathan, G. V., 2001. A new heuristic optimization: Harmony search, *Simulation*, **76**, 60–68.

Glover F. and Laguna M., 1997, Tabu Search, *Kluwer*, Boston,

Glover F., 1986. Future paths for integer programming and links to artficial intelligence, *Computers and Operations Research*,13,533-549.

Golmakani , H.R, Fazel , M. 2011. Constrained Portfolio Selection using Particle Swarm Optimization. Expert Systems with Applications.

Holland, J., 1975. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor.

Joro, T. Na, P., 2006, Portfolio performance evaluation in a mean–variance–skewness framework, European Journal of Operational Research, Volume 175, Issue 1, Pages 446-461

Karaboga D.,2005, An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical Report TR06, Erciyes University, Turkey.

Karadeniz, E, 2015, Sistematik Riskin Belirleyicileri: Borsa Istanbul Turizm Şirketleri Üzerinde Bir Araştırma ,*DergiPark,Cilt 24, Sayı 1, sayfa 189-202.*

Kataoka, S., 1963, "A Stochastic Programming Model", *Econometrica, 31, 181-196.*

Kaya, C, 2012, Etkin Sınır ve Beta Katsayı Kısıtlı Portföy Seçim Modeli Üzerine Bir Uygulama, *DergiPark,Cilt 11, Sayı 22, sayfa 19-35.*

Kendall, G. (2005). A Particle Swarm Optimisation Approach in the Construction of Optimal Risky Portfolios. Conference Paper. University of Nottingham.

Kennedy, J. and Eberhart, R. C., 1995. Particle swarm optimization, in: *Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks*, Piscataway, NJ. pp. 1942–1948.

Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995a). A new optimizer using particle swarm theory. In Sixth international symposium on micro machine and human science (pp. 39–43).
Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995b). Particle Swarm Optimization. In Proceeding of international conference on neural networks (pp. 1942–1948).

Koza, John R. 1992a. *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of* Natural Selection. Cambridge, MA: The MIT Press.

Lintner, J., 1965, Securıty Prıces, Rısk, And Maxımal Gaıns From Dıversıfıcatıon, The Journal of Finance

Markowitz, H. M, "Portfolio Selection", The Journal of Finance, *Blackwell Publishing*, Vol:7, No:1, Mar., 1952, ss. 77-91.

Markowitz, H. M. (1952). Portfolio selection. The Journal of Finance, 7(1), 77–91.

Markowitz, H. M. (1959). Portfolio selection: Efficient diversification of investments. New York: Wiley.

Merton, R.C., 1990. Continuous Time Finance, Basil Blackwell, Oxford.

Passino K. M., 2002, Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control, *IEEE Control System Magazine*, pp. 52-67.

Pham D. T., Ghanbarzadeh A., Koc E., Otri S., Rahim S. and Zaidi M., 2005, The Bees Algorithm. Technical Note, Manufacturing Engineering Centre, Cardiff University, UK.

Price K., Storn R. and Lampinen J., 2005. *Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization*, Springer.

R. M. Lewis and V. Torczon, Rank ordering and positive bases in pattern search algorithms, Tech. report 96–71, Institute for Computer Applications in Science and Engineering, NASA Langley Research Center, Hampton, VA, 1996.

R. M. Lewis and V. Torczon, Pattern search algorithms for bound constrained minimization, SIAM J. Optim., 9 (1999), pp. 1082–1099.

R. M. Lewis and V. Torczon, Pattern search methods for linearly constrained minimization, SIAM J. Optim., 10 (2000), pp. 917–941.

R. M. Lewis and V. Torczon. Pattern search algorithms for bound constrained minimization. Technical Report 96-20, ICASE, Mail Stop 403, NASA Langley Research Center, Hampton, Virginia 23681-0001, 1996. To appear in SIAM Journal on Optimization.

R. M. Lewis and V. Torczon. Rank ordering and positive bases in pattern search algorithms. Technical Report 96-71, ICASE, Mail Stop 403, NASA Langley Research Center, Hampton, Virginia 23681-0001, 1996. Submitted for publication.

R. M. Lewis and V. Torczon. Pattern search algorithms for linearly constrained minimization. In preparation, 1997.

Roy, A.D., 1952, “Safety First and the Holding of Assets”, *Econometrica, 20(3), 43- 449.*

S. Nakrani and C. Tovey, 2004, On honey bees and dynamic server allocation in Internet hosting centers, *Adaptive Behavior,* 12, 223-240.

Sahamkhadam, M, 2018, Portfolio optimization based on GARCH-EVT-Copula forecasting models, *International Journal of Forecasting*.

Samuelson, P, 1969, Lifetime Portfolio Selection By Dynamic Stochastic Programming, *The Review of Economics and Statistics,* Vol. 51, No. 3, pp. 239-246

Sharp, W.F, 1964, Capıtal Asset Prıces: A Theory Of Market Equılıbrıum Under Condıtıons Of Rısk, *The Journal of Finance*

Solnik,B.H, The International Pricing of Risk: An Empirical Investigation of the World Capital Market Structure, *The Journal of Finance* Vol. 29, No. 2, pp. 365-378, 1974.

Storn R. and Price K., 1997. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces, *Journal of Global Optimization*, 11, 341 359.

Strumberger, I, 2018 , Hybridized Artificial Bee Colony Algorithm for Constrained Portfolio Optimization Problem, IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC).

V. Torczon, On the convergence of pattern search algorithms, SIAM J. Optim., 7 (1997), pp. 1–25.

V. Torczon, From Evolutionary Operation to Parallel Direct Search: Pattern Search Algorithms for Numerical Optimization. Department of Computer Science Department & College of William & Mary Applied Mathematics-MS 134 Williamsburg,1998.

Voss, S. ,(2001), Meta-heuristics: the state of the art, in: *Local Search for Planning and Scheduling* (Ed. A. Nareyek), LNAI 2148, pp. 1-23.

Yang X. S. ,2008, *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*, Luniver Press, UK.

Yang X. S. ,2010. *Engineering Optimization: An Introduction with Metaheuristic Applications*, John Wiley & Sons.

Yang X. S., & Deb, S. ,2010, Engineering optimization by cuckoo search, *Int. J. Math. Modelling Num. Optimisation*, **1**(4), 330–343.

Yang X. S., 2005, Engineering optimization via nature-inspired virtual bee algorithms, IWINAC 2005, *Lecture Notes in Computer Science*, 3562, 317-323.

Yang X. S., 2009, Firefly algorithms for multimodal optimization, *5th Symposium on Stochastic Algorithms, Foundation and Applications (SAGA 2009)* (Eds Watanabe O. And Zeugmann T.), LNCS, 5792, pp. 169–178.

Yevseyeva, I, 2018, European Journal of Operational Research, *Information Sciences* Volume 475, February 2019, Pages 29-43

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Yunus Ardıçoğlu
Doğum Yeri	ÇANKAYA
Doğum Tarihi	16.06.1993
Uyruğu	TC
Telefon	0542 383 8598
E-Posta Adresi	yunus824316@gmail.com



Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	Çankaya Üniversitesi
Fakülte	Mühendislik Fakültesi
Bölümü	Endüstri Mühendisliği
Mevzuniyet Yılı	8.06.2016