



T.C.
OSMANIYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**GENETİK ALGORİTMA KULLANARAK HİSSE SENEDİ
PORTFÖY OPTİMİZASYONU: BİST-30'DA BİR
UYGULAMA**

Ahmet ÇANKAL

**YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ
ANA BİLİM DALI**

**OSMANIYE
EYLÜL-2015**

TEZ KABUL VE ONAYI

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Müdürlüğü" ne; Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü "Yönetim Bilişim Sistemleri Ana Bilim Dalı "13YBSYL1103" no" lu öğrencisi Ahmet ÇANKAL tarafından "Yrd.Doç.Dr. Emre YAKUT danışmanlığında hazırlanan "Genetik Algoritma Kullanarak Hisse Senedi Portföy Optimizasyonu: Bist-30 'da Bir Uygulama " başlıklı bu çalışma aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından oy birliği/çokluğu ile Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

İmza

Başkan:Yrd.Doç.Dr. Emre YAKUT

.....

Üye: Yrd.Doç.Dr. Esengül İPLİK

.....

Üye: Yrd.Doç.Dr. Bahadır ERGÜN

.....

Yukarıdaki Jüri kararı Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun/...../..... tarih ve /.....sayılı kararı ile onaylanmıştır

Prof.Dr. Mustafa TANÇ
Enstitü Müdürü

Bu tezde kullanılan özgün bilgiler, şekil, çizelge ve fotoğraflardan kaynak göstermeden alıntı yapmak 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu hükümlerine tabidir.

T.C.
OSMANİYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

YEMİN METNİ

Yüksek Lisanstezi olarak sunduğum " GENETİK ALGORİTMA KULLANARAK HİSSE SENEDİ PORTFÖY OPTİMİZASYONU :BİST-30' DA BİR UYGULAMA" adlı çalışmanın, tezin proje safhasından sonuçlanmasına kadarki bütün süreçlerde bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurulmaksızın yazıldığını ve yararlandığım eserlerin Bibliyografya'da gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve onurumla beyan ederim.

İMZA
Ahmet ÇANKAL
13.07.2015

İTHAF

Evimize güneş gibi hayat veren, bizi hayata bağlayan kızım Aybüke Zehra'ya ve gelişyle bizi mutlandıran ak kızım Ceylin Bahar'a ithaf olunur...

TEŐEKKÜR METNİ

Bu alıřmada, deęerli grüş ve katkılarıyla beni yönlendiren ve her konuda yardımcı olan danışman hocam Sayın Yrd.Doç.Dr. Emre YAKUT'a teşekkürü bir borç bilirim. Tezimin yazımında kolaylıkları gösteren melektaşım Öğr. Gör. Yusuf FEDAİ ve Arş.Gör. Mehmet ELA' ya da buradan teşekkürlerimi sunmak istiyorum.

Ayrıca, tez alıřmam boyunca maddi manevi her türlü yardımını esirgemeyen eşim Hayriye Serap ANKAL'a burada teşekkür etmek istiyorum.

ÖZET

GENETİK ALGORİTMA KULLANARAK HİSSE SENEDİ PORTFÖY OPTİMİZASYONU: BİST-30'DA BİR UYGULAMA

Ahmet ÇANKAL

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi,Sosyal Bilimler Enstitüsü
Yüksek Lisans, Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı

Danışman: Yrd.Doç.Dr. Emre YAKUT

Temmuz 2015, 82 Sayfa

Portföy optimizasyon problemi, Markowitz'in ortaya koyduğu modern portföy teorisi çalışmalarından bu yana finans mühendisliğinin ilgi alanlarından biri olmuştur. En iyi portföyü oluşturabilmek için portföyde yer alan hisse senetlerinin getiri ve risk ilişkisine bakılarak portföy seçim işlemi gerçekleştirilmektedir. Portföy yöneticisinin amacı, minimum risk ve maksimum getiriyi sağlayacak etkin bir portföyü oluşturmaktır. Bu amaçla yeni modeller ve bilgisayar teknolojileri artan bir hızla gelişmektedir. Genetik algoritmalar doğal seçim prensiplerine dayanan stokastik algoritma ailesindedir. Bu çalışmada BIST 30 hisse senetlerinin 2004-2013 dönemleri arasında aylık kapanış fiyatları verisi kullanılmıştır. Markowitz ortalama varyans modeli ile hedef programlama ve çok amaçlı genetik algoritma yöntemleri uygulanarak 8 farklı getiri-risk seviyesinde portföyler oluşturulmuştur. Portföyün seçim işleminde yararlanılan parametrik bir istatistiksel ölçü birimi olan değişim katsayısı kullanılmıştır. Çalışmadan elde edilen sonuçlar itibari ile en iyi portföyün genetik algoritma için 7 nolu portföy ve bu portföyün 5 adet hisse senedinden, kuadratik hedef programlama için en iyi portföyün 4 nolu portföy ve bu portföyün 8 adet hisse senedinden oluştuğu belirlenmiştir. Optimizasyon teknikleri açısından kıyaslama yapıldığında kuadratik hedef programlamanın genetik algoritmadan daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: genetik algoritma, hedef programlama, optimum portföy,portföy seçimi

SUMMARY

PORTFOLIO OPTIMIZATION USING GENETIC ALGORITHM:AN APPLICATION IN BIST-30

Ahmet ÇANKAL

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi,Sosyal Bilimler Enstitüsü
MS THESIS, Management Information Systems

Adviser: Asist.Prof.Dr. Emre YAKUT

July 2015, 82 Page

Portfolio optimization problem has become one of the related fields of financial engineering since the studies of Markowitz about modern portfolio theory. Selection process of portfolio is carried out by looking at the return and risk relationship of stocks in portfolio in order to create the best portfolio. The main purpose of a portfolio manager is to ensure an efficient portfolio which provides minimum risk and maximum return. For this purpose, new models and computer technology development at an accelerated rate. Genetic algorithms are from stochastic algorithm family based on the principles of natural selection. In this study, monthly closing prices data of BIST 30 stocks between the periods, 2004-2013 are used. Eight different return and risk portfolios are created by applying goal programming and multi-purpose genetic algorithm methods with Markowitz mean-variance model. Variation coefficient which is a statistical unit of measure used for selection of portfolio is used. The results obtained from the study show that the best portfolios consist of number 7 portfolio for genetic algorithm and 5 stocks of this portfolio ; number 4 portfolio for quadratic goal programming method and 8 stocks of this portfolio. It is concluded that when compared in terms of optimization techniques, quadratic goal programming gives better results than genetic algorithm.

Keywords:genetic algorithm, goal programming, optimal portfolio, portfolio selection.

İÇİNDEKİLER

İTHAF.....	vii
TEŞEKKÜR METNİ.....	viii
ÖZET	iv
SUMMARY	v
İÇİNDEKİLER.....	vi
KISALTMALAR.....	viii
TABLolar LİSTESİ	viii
ŞEKİLLER LİSTESİ	ix
GRAFİK LİSTESİ.....	ix
ÖNSÖZ	x
GİRİŞ.....	1

BİRİNCİ BÖLÜM

1. GENETİK ALGORİTMALAR.....	3
1.1.GENETİK ALGORİTMALARIN TANIMI VE TEMEL KAVRAMLAR.....	3
1.1.1.Popülasyon, Kromozom ve Gen	3
1.2. BASİT GENETİK ALGORİTMALARIN ÇALIŞMA PRENSİPLERİ	6
1.3.KODLAMA VE GÖSTERİM	8
1.3.1. İkili Kodlama	9
1.3.2. Gerçel Sayı Kodlama	10
1.3.3. Tam Sayı Veya Sıralı (Pertümasyon) Kodlama.....	10
1.3.4.Genel Veri Yapısı Kodlama.....	10
1.4. UYUM DEĞERİ VE UYUM FONKSİYONU	11
1.5. BAŞLANGIÇ POPÜLASYONU	12
1.6. GENETİK ALGORİTMALARDA TEMEL OPERATÖRLER	12
1.6.1. Yeniden Üretim Operatörü	13
1.6.1.1. Seçim Metotları.....	14
1.6.1.1.1. Oransal Seçim	16
a. Rulet Tekerleği Yöntemi.....	16
1.6.1.1.2. Sıralama Seçimi	17
1.6.1.1.3. Turnuva Seçimi.....	17
1.6.1.1.4.Denge Durumu Seçimi (Steady State)	18
1.6.2.Çaprazlama Operatörü	18
1.6.2.1.Tek Noktalı Çaprazlama	18
1.6.2.2. İki Noktalı Çaprazlama	19
1.6.2.3. Uniform Çaprazlama.....	19

1.6.3.Mutasyon Operatörü	20
1.6.4.Yerdeğiřtirme.....	22
1.7. GENETİK ALGORİTMA PARAMETRELERİ	22
1.7.1.Popülasyon Büyüklüğü	24
1.7.2.Çaprazlama Olasılıđı.....	24
1.7.3.Mutasyon Olasılıđı.....	25
1.7.4. Seçim Stratejisi	25
1.8. GENETİK ALGORİTMA SONLANDIRMA KOŞULLARI.....	25

İKİNCİ BÖLÜM

2.HEDEF PROGRAMLAMA	27
2.1. HEDEF PROGRAMLAMANNIN YAPISI VE BİLEŞENLERİ	29
2.2.HEDEF PROGRAMLAMA TÜRLERİ	30
2.2.1. Tek Hedefli Programlama.....	30
2.2.2. Eşit Ağırlıklı Çok Hedefli Programlama	30
2.2.3. Ağırlıklı Çok Hedefli Programlama	30
2.2.4.Öncelikli Çok Hedefli Programlama	31
2.2.5 Ağırlıklı-Öncelikli Hedef Programlama	31

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. PORTFÖY TEORİSİ	32
3.1.RİSK GETİRİ İLİŐKİSİ VE PORTFÖY TEORİSİ	32
3.1.1.Bir Finansal Varlıđın Beklenen Getirisi	32
3.1.2. Bir Finansal Varlıđın Riski	33
3.1.3.Bir Finansal Varlıđın Deđiřim Katsayısı	33
3.1.4. Portföyün Beklenen Getirisi	34
3.1.5.Portföyün Riski	35
3.2. MODERN PORTFÖY TEORİSİ.....	37
3.2.1.Optimum Portföy ve Etkin Sınır	37
3.2.2 Markowitz Ortalama Varyans Modeli	39
3.3. GENETİK ALGORİTMALARIN PORTFÖY OPTİMİZASYONUNA YÖNELİK LİTERATÜR TARAMASI.....	41

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4.UYGULAMA	46
4.1. Hedef Programlama Yöntemi İle Optimum Portföy Analizi.....	61
4.2. Genetik Algoritma Yöntemi İle Optimum Portföy Analizi	66
4.3. Hedef Programlama İle Çok Amaçlı Genetik Algoritma Portföy Sonuçlarının Karşılaştırılması	75
SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	76
KAYNAKÇA.....	78
ÖZGEÇMİŐ	82

KISALTMALAR

Kısaltmalar

BIST : Borsa ISTANBUL

IMKB : İstanbul Menkul Kıymetler Borsası

TABLolar LİSTESİ

Tablo 1.1 Doğal Ve Genetik Algoritma Kavramlarının Karşılaştırılması.....	4
Tablo 1.2 Başlangıç Toplumunun Kromozomlarla Ve Karar Değişkenleriyle Gösterimi.....	12
Tablo 1.3. Yeniden Üretim Mekanizmaları.....	15
Tablo 1.4 Bir Bireyin Seçilme Olasılığı Ve Toplam Olasılık Karşılıkları	16
Tablo 1.5. Çaprazlama operatörlerinin arama gücü	25
Tablo 4.1. Uygulamada Kullanılan Hisse Senetlerinin İsimleri	46
Tablo 4.2. Hisse Senetlerinin 120 Aylık Kapanış Değerleri	47
Tablo 4.3. Hisse Senetlerinin Aylık Getirileri.....	52
Tablo 4.4 Hisse senetlerinin Kovaryans Matrisi	59
Tablo 4.5. Hedef Programlama Model Sonuçları.....	64
Tablo 4.6 Çok Amaçlı Genetik Algoritma Uygulama Parametreleri.....	69
Tablo 4.7. Çok Amaçlı Genetik Algoritma İle Oluşturulan 8 Farklı Portföy Sonucu.....	71
Tablo 4.8 Değişim Katsayılarının Karşılaştırılması	75

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1 Genetik Algoritma Genel Akış Diyagramı	8
Şekil 1.2. Rastgele Seçilen Kromozomlardan Seçme İşlemi Ve Yeni Popülasyon Oluşturma.....	14
Şekil 1.3 Tek Noktalı Çaprazlamaya Örnek.....	19
Şekil 1.4. İki Noktalı Çaprazlama Örneği	19
Şekil 1.5. Uniform Çaprazlamaya	20
Şekil 1.6. Mutasyon Örneği.....	21
Şekil 1.7 Tam Sayılı Kromozomda Rastgele Seçilen İki Gen Mutasyonu	21
Şekil 1.8 Sıra Değiştirme Mutasyonu Örneği	21
Şekil 3.1 Etkin Set Veya Etkin Sınır Eğrisi.....	38
Şekil 4.1 Excel Solver Çözüm Parametreleri.....	63
Şekil 4.2 Önerilen Çok Amaçlı Genetik Algoritma Çözümü.....	70

GRAFİK LİSTESİ

Grafik 4.1. Hedef Programlama Çözüm Portföylerine Ait Etkin Sınır Eğrisi.....	65
Grafik 4.2. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Çözüm Portföylerine Ait Etkin Sınır Eğrisi.....	72
Grafik 4.3. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Tarafından Elde Edilen Portföydeki Hisse Senedi Sayısı ve Getirisi.....	73
Grafik 4.4. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Tarafından Elde Edilen Portföydeki Hisse Senedi Sayısı ve Varyansı.....	73
Grafik 4.5. Çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföydeki hisse senedi sayısı ve Sharpe Oranı.....	74
Grafik 4.6. Optimizasyon tekniklerinin karşılaştırılması.....	75

ÖNSÖZ

Finansal yönetici karar alırken riskin olmadığı ortamda her şey bilindiğinden kararın sonucu bellidir. Bu nedenle finansal yönetici risk-getiri ilişkisini yani getiri oranını bilmesi gerekir. Yatırımcı portföy içerisinde birden fazla finansal varlığa yatırım yapmak ister. Bu nedenle risk-getiri analizi tek varlık yerine portföy üzerine yoğunlaştırılır. Finansal yöneticinin amacı etkin bir portföy oluşturmaktır. Finansal yatırımcının oluşturacağı portföyün risk düzeyinde maksimum getiriye sağlamak veya verilen bir getiriye minimum risk ile elde etmek için portföy optimizasyonu tekniklerine ihtiyaç duyar. Portföy optimizasyonu tekniklerinde kullanılan Genetik Algoritmalar, güçlü ve geniş bir alanda uygulanabilir stokastik arama ve optimizasyon tekniğidir. Bu çalışmanın amacı genetik algoritma ve hedef programlama optimizasyon tekniklerinin optimal portföyü oluşturmada uygulanabilirliğinin karşılaştırılmasıdır.

Ahmet ÇANKAL
OSMANİYE-2015

GİRİŞ

Finansal yönetici karar alırken riskin olmadığı ortamda her şey bilindiğinden kararın sonucu da kesin şekilde bellidir. Ancak gerçek hayatta çoğu yatırım projesi risk içerir ve riskin derecesine göre farklı iskonto oranları kullanılması zorunluluğu vardır. Bu nedenle finansal yönetici risk-getiri ilişkisini yani getiri oranını, riski ve riskin getiri oranının üstündeki etkilerini, konuyla ilgili olan etkin pazar teorisini, portföy ve arbitraj teorilerini bilmesi gerekir (Okka, 2009,s.219).

Risk-getiri ilişkisinin temel dayanağı yatırımcıların getiriye sevip riski sevmedikleri varsayımıdır. Buradan anlaşılacağı üzere yatırımcılar daha riskli bir yatırıma razı olmak için ortalama getiriden daha yüksek oranda bir getiri isteyeceklerdir (Okka, 2009,s.219).

Yatırımcılar çok sayıda farklı menkul kıymet içinden tercih yapmak durumundadır (Brealey vd., 1997,s.233). Riski azaltmak ve göze alınan riske karşılık en yüksek getiriyi sağlamak için en az iki menkul kıymetten oluşan finansal varlığa portföy denir (Ercan ve Ban, 2005,s.188). Geleneksel yaklaşımda portföyün riskini azaltmak için portföydeki varlıklarının sayısının artırılmasının yeterli olduğu savunulmasına karşın, modern portföy teorisi olarak adlandırılan Harry Markowitz'in ortaya koyduğu modelde farklı finansal varlıklara ait getirilerin arasındaki ilişkinin dikkate alınması ve aralarında tam pozitif ilişki bulunmayan varlıkların aynı portföyde bulunmasıyla beklenen getiri düzeyinde riskin azaltılabileceği gösterilmiştir (Bolak, 1998,s.194-195). Markowitz modeli, hedeflenen beklenen getiriyi karşılayacak ve riski minimum (varyansı) portföyü bulmaya çalışır (Ulucan, 2004,s.1). Markowitz modelinde portföyün beklenen getirisi, portföyü oluşturan yatırım araçlarının ortalama getirisi ile portföyün riski ise yatırım araçlarının varyansı ile temsil edilmektedir. Modern portföy optimizasyonundaki amaç yatırım sermayesini mevcut yatırım araçlarına getirinin maksimum riskin ise minimum olacak şekilde dağıtılmasıdır. Portföy optimizasyonu ve seçimi için kullanılan başlıca sezgisel yöntemler sırasıyla tavlama simülasyon algoritmaları, evrimsel algoritmalar, karınca kolonisi algoritmaları, memetik algoritmalar (Özdemir, 2011,s.44). Evrimsel algoritmalar içerisinde yer alan, biyolojik evrim teorisinden esinlenerek ortaya konulmuş olan genetik algoritma yöntemleri çözüm alanını stokastik yani rastgele biçimde tarayarak en iyi çözümü bulan bir yöntemdir.

Bu tezin amacı genetik algoritma ve hedef programlama optimizasyon tekniklerinin optimal portföy oluşturmada uygulanabilirliğinin karşılaştırılmasıdır.

Bu çalışma dört bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde genetik algoritmalar, ikinci bölümde hedef programlama, üçüncü bölümde uygulama kısmı ve dördüncü bölümde sonuç ve öneriler yer almıştır.

Birinci bölümde, genetik algoritmalar tanımı, kavramı, popülasyon, kromozom, gen, basit genetik algoritmaların çalışma prensipleri, kodlanması, uyum fonksiyonları başlangıç popülasyonu ve genetik algoritmalarda temel operatörlere değinilmiştir.

Çalışmanı ikinci bölümünde hedef programlamanın yapısı ve bileşenleri, hedef programlama türleri içerisinde yer alan tek hedefli programlama, eşit ağırlıklı çok hedefli programlama, ağırlıklı çok hedefli programlama, öncelikli çok hedefli programlama ve ağırlıklı öncelikli hedef programlama konularına değinilmiştir.

Çalışmanın üçüncü kısmında, risk-getiri ilişkisi, portföy teorisi, modern portföy teorisi ve Markowitz ortalama varyans modeli, genetik algoritmalarla ilgili yapılan portföy optimizasyonu literatür çalışmalarına değinilmiştir.

Çalışmanın dördüncü bölümünde ise BIST 30' da yer alan hisse senetlerinin portföy optimizasyonunu gerçekleştirmek için hedef programlama ve çok amaçlı genetik algoritma yöntemleri kullanılmıştır. Ardından sonuçların değerlendirilmesine optimizasyon teknikleri arası karşılaştırmalara yer ayrılmış, ayrıca bulunan sonuçlar literatür taraması ile desteklenmiştir. En son aşamada sonuç ve önerilere yer verilmiştir.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. GENETİK ALGORİTMALAR

Genetik algoritmalar, Michigan Üniversitesinde John H.Holland, meslektaşları ve öğrencileri tarafından geliştirilmiştir. John H. Holland'ın araştırmalarının iki önemli amacı vardı. Birincisi doğal sistemlerde uyum sürecini açıklamak ve kuramsallaştırmak, ikincisi doğal sistemlerin önemli mekanizmalarını içeren yapay sistem yazılımlarını tasarlamaktır. Genetik algoritmalar, doğal genetik ve doğal seçim mekanizmalarına dayanan arama algoritmalarıdır (David E. Goldberg, 1989,s.1).

1.1.GENETİK ALGORİTMALARIN TANIMI VE TEMEL KAVRAMLAR

Genetik Algoritmalar, Darwin'in evrim sürecinde önemli yeri olan seçme, mutasyon ve çaprazlama işlemlerinden esinlenilerek geliştirilmiştir.

İyi çözümler, mümkün olan daha iyi çözümü üretmek için seçilir ve değiştirilir (Chambers, 1998,s.13). Doğada, bir popülasyonda bulunan bireyler çiftleşme, yiyecek ve yer bulmak için birbirleriyle mücadele halindedir. Çevrelerine rakiplerinden fazla uyum sağlayan bireyler zayıf bireylerden daha fazla çoğalır ve hayatta kalır. Genlerinde bulunan bu özellikleri çocuklarına geçer ve yeni nesillerde daha çok temsil edilirler. Bu yolla ortalama her bir nesil, ebeveynlerinden daha iyi bireylere sahip olur (Taşkın ve Emel, 2009,s.26; Yeniay, 2001,s.37-38).

1.1.1.Popülasyon, Kromozom ve Gen

Genetik algoritmalar, doğal genetik terimleri kullanır. Popülasyonda bireyler hakkında bahsedilir. Yapay sistemlerde, bireyler sıklıkla diziler veya kromozomlar olarak adlandırılırlar. Canlı türlerindeki her organizmanın her bir hücresindeki kromozom sayısı bellidir. Kromozomlar gen (özellikleri, karakterleri, kodlama) diye tabir edilen birimlerden oluşmuştur. Her bir gen kalıtımın bir veya birkaç karakteristiğini kontrol eder. Belli karakteristikteki genler, kromozomun belirli bir yerinde bulunur. Buna lokus (dizideki pozisyonu) denir. Bireylerin her özelliği gendeki farklı durumlara göre değişir. Başka bir ifadeyle genin aldığı değere göre özelliği değişir. Örneğin saç renginin sarı, siyah olması örnek gösterilebilir. Genin aldığı bu değerlere allel (özellik değeri) denir (Michalewicz, 1996,s.28). Başka bir ifadeyle bir gendeki her bir değere allel denir. Bir dizideki genin konumuna lokus denir. Genler birleşerek dizileri oluşturur (Taşkın ve Emel, 2009,s.26).

Genetik algoritmalarda popülasyon, her nesilde problemin olası çözümlerinden oluşan bireyler topluluğudur. Her nesilde belli sayıda birey vardır. Bireylerin varlıklarını sürdürebilmeleri ile ilgili bilgiler kromozomlarda saklanmaktadır. Genetik algoritmalarda, bu kromozomlarda bilgiler problemin çözümüne ait kodlanmış diziler şeklinde tutulmaktadır. Dizilerin çevreye uyum sağlama kapasitesi, dizinin uyum değerini verir. Dizinin uyum değeri uyum fonksiyonu ile hesaplanır. Kromozomlar genlerin bir araya gelmesiyle oluşur (Elmas, 2011,s.388; İşlier, 2001,s.146; Taşkın ve Emel, 2009,s.26).

Genetik Algoritmalarda, gen anlamlı bilgi taşıyan en küçük yapıdır (Elmas, 2011,s.388; İşlier, 2001,s.146; Taşkın ve Emel, 2009,s.26). Genler, dizilerin belli konumunda bulunan değerlerdir. Problemin çözümüne ait her karar değişkeninin sayısal değeri gen ile ifade edilir. Bir kromozomda karar değişkeni sayısınca gen vardır (Bayata, 2012,s.23).

Tablo1.1 Doğal ve Genetik Algoritma Kavramlarının Karşılaştırılması (David E. Goldberg, 1989,s.22)

Doğal	Genetik Algoritma
Kromozom	Dizi
Gen	Özellik
Allel	Özellik değeri
Lokus	Genin dizideki konumu
Genotip	Yapı
Fenotip	Parametre kümesi, alternatif çözüm, deşifre edilmiş yapı
Epistasis	Doğrusal olmama

Genetik Algoritmalar, güçlü ve geniş bir alanda uygulanabilir stokastik arama ve optimizasyon tekniğidir (Gen ve Cheng, 2000,s.1). Genetik algoritmalar, sabit

büyükte bir popülasyona belli genetik operatörler uygulanmak suretiyle tekrarlı bir şekilde çalışır (Affenzeller, Wagner, Winkler, ve Beham, 2009,s.2).

Problemi çözmek için önce, kromozom yapısı belirlenir ve kötü çözümlerden iyileri ayırtmak için uyum fonksiyonu yardımıyla optimizasyon işlemi gerçekleştirilir. Ardından aşağıdaki adımlar kullanılarak evrim başlatılır (Sastry, Goldberg, ve Kendall, 2005,s.97).

1. **İlk başlatma.** Çoğu zaman rastgele olarak ,aday çözümlerden oluşan bir başlangıç popülasyonu oluşturulur. Ancak, etki alanına özgü bilgi ya da diğer bilgiler kolayca ekleme yada çıkarma suretiyle değiştirilebilir.

2. **Değerlendirme.** İlk oluşturulan başlangıç popülasyonu veya yeni oluşturulmuş nesildeki aday çözümlerin (kromozomlar) uyum değeri hesaplanır.

3.**Seçim.** Seçim işlemi, yüksek uyum değerli çözümleri gelecek nesillerde kopya sayısının daha fazla olması için ayırır. Seçimdeki temel amaç, iyi çözümleri kötülere tercih etmektir. Seçim işlemi için bir çok yöntem geliştirilmiştir: Rulet tekerleği yöntemi, turnuva yöntemi, stokastik universal seçim, sıralı seçim yöntemler buna örnek olarak verilebilir.

4.**Çaprazlama.** İki veya daha fazla ebeveyn çözümüne (kromozoma) ait parçalar, yeni ve daha iyi çözümler (yavru kromozomlar) üretmek için birleştirilir. Bunu gerçekleştirmek için birçok yöntem geliştirilmiştir. Çözümün performansı iyi dizayn edilmiş çaprazlama mekanizmasına bağlıdır.

5. **Mutasyon.** Çaprazlama işlemi iki veya daha fazla ebeveyn kromozom üzerinde gerçekleşirken, mutasyon, kromozomdaki bir genin rastsal olarak değiştirilmesidir. Mutasyon işlemi, çoğunlukla kromozomların bir veya daha fazla özelliğinin değiştirilmesidir.

6. **Yer değiştirme.** Seçme, çaprazlama ve mutasyon ile oluşturulan yavru popülasyon, orijinal ana popülasyon ile yer değiştirilir.Böylece yeni bir nesil oluşmuş olur. Genetik algoritmalarda, elitist yerdeğiştirme, akıllı nesil yer değiştirme ve denge durumu yer değiştirme metotları kullanılır.

7. Sonlandırma kriteri sağlanıncaya kadar 2.-6. adımlar arası tekrar edilir (Sastry vd., 2005,s.98).

Nesillerin gelişmesi ve değerlendirilmesi optimal çözümü buluna kadar devam eder. En son neslin uyum değeri en yüksek bireyi problemin optimal çözümüdür. Optimum olmasa bile optimuma en yakın optimal değerdir (Karaboğa, 1994,s.22-23).

Genetik algoritmaların geleneksel arama metotlarından farkları şunlardır (David E. Goldberg, 1989, s.7):

1. Genetik algoritmalar, parametreler ile değil kodlanmış parametre kümesi ile çalışır.
2. Genetik algoritmalar aramaya tek nokta ile değil, bir popülasyon kümesi ile başlar.
- 3.Genetik algoritmalar amaç fonksiyon kullanır. Türev yada diğer yardımcı bilgilere kullanmaz.
4. Genetik algoritmalar geçişli olasılık kurallarını kullanır. Deterministik kurallarını kullanmaz.

Genetik algoritmalar, tepe tırmanma algoritmaları değildir. Rastgele popülasyon kümesi üzerinde çalışmaya başlar. Böylece yerel optimum tuzağına düşme olasılığını azaltır. En yakın optimum çözüme hızlı bir şekilde yakınsar. Sadece basit bir fonksiyon (amaç fonksiyon, uyum fonksiyonu) hesaplamasına ihtiyaç duyar. Ayrıca paralel işlemlere uygundur. Çünkü popülasyondaki her bir kromozom diğerlerinden bağımsızdır. Kısıtsız optimizasyon problemleri için direk kullanılabilir (Adeli ve Sarma, 2006,s.38).

1.2. BASİT GENETİK ALGORİTMALARIN ÇALIŞMA PRENSİPLERİ

Genetik algoritmalarda ilk iş, başlangıç yani ilk popülasyonun oluşturulması ve kromozomlara ait uyum değerlerinin hesaplanmasıdır. Programı durdurmak için sonlandırma kriterine uyup uymadığına bakılır. Uymuyorsa, bu popülasyona belli genetik operatörler (çoğalma, çaprazlama ve mutasyon) uygulanır. Yeni nesil oluşturulur. Durdurma kriteri oluşuncaya kadar bu işlemlere devam edilir (Taşkın ve Emel, 2009,s.31). Temel genetik algoritmanın çalışma adımları şöyle açıklanabilir (Taşkın ve Emel, 2009,s.32):

1. Probleme ait aday n tane kromozomdan (çözümlerden)oluşan ,rastgele bir popülasyon oluşturulur (Melanie, 1999,s.8). Bu popülasyon başlangıç popülasyonu olarak alınır.
2. Her bir kromozomun uyum değeri hesaplanır. Bulunan uyum değerleri kromozomun kalitesini belirler.
- 3.Kromozomlardan bir kısmı belirli olasılık dahilinde rastgele seçilir.
- 4.Çaprazlama ve mutasyon işlemleri uygulanarak yeni kromozomlar oluşturulur.
5. Yeni popülasyon eskisiyle yer değiştirilir.
6. Sonlandırma kriteri sağlanıncaya dek 2. maddeden itibaren tekrar edilir.
7. Bu döngü sonlandırma kriteri sağlanınca bitirilir. Amaç fonksiyona göre en iyi kromozom (dizi,birey,çözüm) seçilir. Problemin çözümü artık bu kromozomdur.

Genetik algoritmanın sözde kodu aşağıda verilmiştir (Gen ve Cheng, 2000,s.2).

$P(t)$: t . nesildeki popülasyon

$C(t)$: t . nesildeki yeni bireyler (kromozomlar)

Genetik algoritma prosedürü

begin

$t=0$;

$P(t)$; Başlangıç popülasyonunu oluştur

$P(t)$; Kromozomların uyum değerlerini hesapla

while (sonlandırma koşulu sağlamıyorsa) do

begin

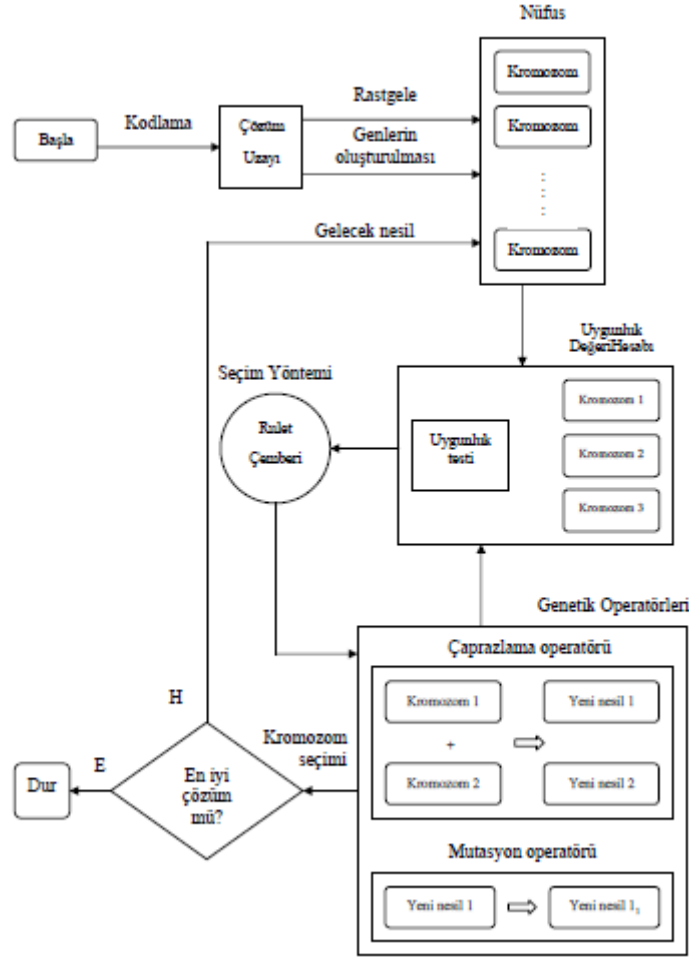
$C(t) = P(t)$ yi operatörler ile değişime uğrat.

$C(t)$ nin kromozomlarındaki uyum değerlerini hesapla

$P(t+1)$ (yeni popülasyon) = $C(t)$ ve $P(t)$ den uygun olanları al

$t=t+1$;

end; end;



Şekil 1.1 Genetik Algoritma Genel Akış Diyagramı (Bolat, 2006,s.45)

1.3.KODLAMA VE GÖSTERİM

Genetik algoritmalar, parametreler yerine parametreyi temsil eden dizileri yani kromozomları kullanır. Bir genetik algoritmanın uygulanması için ilk iş arama uzayını en iyi temsil eden uygun kodlama yapısının seçilmesidir (Altıparmak, 1996,s.40). Genetik algorithmadaki ilk adım, belirli uzunluktaki parametreler kümesi olan dizilerin kodlanmasıdır. Sınırlı uzunluktaki dizilerde genellikle ikili kodlama kullanılır. Dizinin uzunluğu her bir genin alabileceği değerle orantılıdır (Adeli ve Sarma, 2006,s.39).Dizinin uzunluğu, dizideki her bir genin alabileceği tüm değerleri temsil edecek şekilde belirlenmelidir. Çok değişkenli optimizasyon problemlerinde, değişkenlerin alt ve üst sınırlarının arasındaki fark yüksek olduğundan diziyi ikilik kodlama ile gösterim zorlaşmaktadır (Altıparmak, 1996,s.40). Bundan dolayı literatürde farklı kodlama metotları geliştirilmiştir. Problemin türüne göre gerçel sayı kodlama, tamsayı veya sıralı

permütasyon kodlama, genel veri yapısı kodlama gibi kodlama türleri de kullanılmaktadır (Gen ve Cheng, 2000,s.3).

1.3.1. İkili Kodlama

Genetik algoritmadaki ilk iş, çözüm kümesinin belli uzunluktaki kromozomlarının tanımlanmasıdır. Kromozomları oluşturan her bir karar değişkeninin alabileceği değerler ikili sayı sisteminde gösterilir. Kromozomun uzunluğu her bir genin alabileceği ikili sayı sistemindeki bit uzunluklarının toplamına eşittir.Örneğin bir X değişkeni $0 \leq X \leq 1000$ aralığında olsun. X değişkeninin alabileceği farklı değerleri 10 bit uzunluğunda bir ikili sayı ile ifade edilir. İkili sayı sisteminde sayıyı oluşturan her 0 ve 1 sayısına bit denir (Adeli ve Sarma, 2006,s.39).

$0000000000 \leq X \leq 1111111111$ bu aralıkta $2^{10}=1024$ farklı değer vardır.

Yapısal optimizasyon problemleri genellikle çok parametrelidir. Çok parametrelili bir problemi kromozom olarak tanımlamak için her bir genin (parametrenin) alabileceği değerlerin ikili kodlama ile ifade edildiği şekliyle ardı ardına eklenir. Örneğin X_1, X_2, X_3, X_4 parametreden oluşan ve her bir parametrenin alacağı değerler bir önceki örnekte olduğu gibi 10 bit ile gösterilecek olursa, kromozomun uzunluğu 40 bit olacaktır (Adeli ve Sarma, 2006,s.39).

Rastgele seçilen $X_1=1100011010$, $X_2=0010011101$, $X_3=1010001101$ ve $X_4=0111101110$ den oluşan kromozom

1100011010 001001110110100011010111101110
 $X_1 \quad X_2 \quad X_3 \quad X_4$

(Adeli ve Sarma, 2006,s.39)

Genetik algoritmalar, parametrelerin kendileri ile çalışmazlar. Sınırlı uzunlukta ikili kodlanmış noktalar ile çalışırlar. Bundan dolayı parametre alanı sürekliliğine bağımlı değildir. Bu özellikleri genetik algoritmaları, geleneksel arama tekniklerinden daha esnek ve verimli hale getirmektedir (Adeli ve Sarma, 2006,s.40).

1.3.2. Gerçel Sayı Kodlama

Gerçel sayı kodlama, fonksiyon optimizasyon problemleri için en iyi kodlama biçimidir. Optimizasyon problemlerinde ikili ve gri kodlamadan daha iyi performans gösterdiği çoğu araştırmacılar tarafından kabul görmüştür. Gerçel sayı kodlama ile çözüm uzayının tamamını temsil edecek kromozomlar oluşturmak mümkündür. Geleneksel olarak kullanılan genetik operatörler gerçel sayı kodlaması biçiminde düzenlenmiştir. Aynı genetik algoritmalar gerçel sayı kodlamasında da kullanılmaktadır (Gen ve Cheng, 2000,s.3).

1.3.3. Tam Sayı Veya Sıralı (Permütasyon) Kodlama

Permütasyon kodlama işlemi, gezgin satıcı problemleri ve araç rotalama problemlerinde yoğun olarak kullanılmaktadır. Burada her bir kromozom sıra belirten numaralar dizisidir (Taştan, 2012,s.13).

Gezgin satıcı probleminde Kromozomdaki her bir gen değeri şehri ifade etmektedir. Bu şekilde tekrar eden gen değerleri elenmiş olur. Uyum değeri hesaplamasında genin aldığı değerlerin yanı sıra, genleri sırası da önemlidir (Taşkın ve Emel, 2009,s.34).

Kromozom A=[3 2 4 1 0]

Kromozom B=[4 1 3 0 2]

Tamsayı veya sıralı permütasyon kodlama birleşimsel optimizasyon problemlerinde kullanılır (Gen ve Cheng, 2000,s.3).

1.3.4.Genel Veri Yapısı Kodlama

Genel veri yapısı kodlamasında, her kromozom değerler dizisinden oluşur. Değerler probleme göre değişebilir. Herhangi bir sayı, gerçel sayılar veya karakterler olabilir (Taşkın ve Emel, 2009,s.35).

Kromozom A: 1.2324 5.3243 0.4556 2.3293 2.4545

Kromozom B: ABDJDFDSLHLHDFSJAHHEIT

Kromozom C: (geri), (geri), (sağ), (ileri), (sol)

Bu tür kodlamada probleme özel genetik operatörler kullanmayı gerektirir. Yapay sinir ağlarında ağırlıkları bulmak için kullanılabilir. Gerçek sayı değerleri ağırlıklar olarak gösterilebilir (Taşkın ve Emel, 2009,s.35).

1.4. UYUM DEĞERİ VE UYUM FONKSİYONU

Geleneksel optimizasyon teorisinde, genetik algoritmadaki uyum fonksiyonu her bir çözümün amaç fonksiyona göre sayısal olarak ifade edilmesi için kullanılan amaç fonksiyonunun bir türüdür. Uyum fonksiyonu çoğu zaman amaç fonksiyondur (C.-L. Lin, Huang, ve Tsai, 2010,s.161). Maksimizasyon problemlerinde uyum değeri kromozomun amaç fonksiyon değeriyle aynıdır. Ancak minimizasyon problemlerinde hedef minimum değeri bulmak olduğundan uyum değeri amaç fonksiyonun tersi olarak hesaplanmaktadır. Sonucun negatif olmama özelliği tüm durumlar için sağlanamadığından tek başına yeterli olmamaktadır (Taşkın ve Emel, 2009,s.37). Genetik algoritmalar ile minimizasyon problemi çözülürken başta büyük bir değer belirlenir ve bu değerden amaç fonksiyon değeri çıkarılır. Böylece maksimizasyon problemine dönüştürülür (Altıparmak, 1996,s.41-42).

Uygunluk değerini hesaplamak için önce kromozomlar çözülür ve amaç fonksiyon değeri hesaplanır. Bu uyum değeri sadece iyi çözümleri göstermez aynı zamanda optimala ne kadar yakın olduğunu da gösterir (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.41).

Her yeni nesilde popülasyondaki tüm kromozomların uyum değeri hesaplanır. Bu uyum değeri yeni popülasyonu oluşturacak kromozomların seçiminde kullanılır (Şen, 2004,s.38).

Genetik algoritmalar, genellikle optimizasyon problemlerinde kullanılır. Eğer optimizasyon problemi bir f fonksiyonunu minimize etmek ise, bir g fonksiyonunu maksimize etmek için $g = -f$ şeklindedir (Michalewicz, 1996,s.33).

$$\min f(x) = \max g(x) = \max (-f(x))$$

Fonksiyon sonucunun pozitif olacağını varsayılır. Eğer pozitif olmuyorsa bir C sabiti eklenir.

$$\max g(x) = (\max g(x) + C)$$

1.5. BAŞLANGIÇ POPÜLASYONU

Genetik algoritma başlatıldığında yapılan ilk iş parametre olarak başta verilen belli büyüklükte kromozomlar (çözümler) kümesi oluşturulur. Bir optimizasyon probleminde n tane karar değişkeni varsa popülasyon büyüklüğü de m kadar seçilmişse ve her karar değişkenini tanımlamak için k tane bit gerekli ise bu durumda nxk adet bitten oluşan m adet kromozom rastgele oluşturulur. X_n ler karar değişkenleridir (Ayvaz, 2008,s26).

Tablo 1.2 Başlangıç Toplumunun Kromozomlarla ve Karar Değişkenleriyle Gösterimi (Ayvaz, 2008,s.26)

	x_1				x_2				x_{n-1}				x_n			
1	0	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1
2	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	1	0	0
3	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0
⋮	⋮				⋮					⋮				⋮			
$m-2$	1	1	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0
$m-1$	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1
m	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0

Başlangıç popülasyonu büyük seçilirse örnekleme ve çeşitlilik arttığından arama etkin şekilde yapılır. Ancak bu durumda hesaplama süresi uzayacaktır. Başlangıç popülasyon büyüklüğü küçük seçildiğinde ise çözüm uzayı kısıtlı kalır ve yakınsamaya neden olur (Çetin, 2006,s.37).

1.6. GENETİK ALGORİTMALARDA TEMEL OPERATÖRLER

Arama, sıralı adımlarla bir problemin çözümüne ulaşamadığı durumlarda kullanılan çözüm metotlarından biridir. Rastgele arama ve yerel arama olmak üzere iki arama tarzı vardır. Rastgele arama bir yerel optimuma takılmadan tüm çözümleri tarar ve çözüme ulaşır. Yerel arama ise optimum çözüme yerel optimum tepelerine tırmanarak ulaşır. Genetik algoritmalar yönlendirilmiş elemanlar ve stokastik arama birleşiminden oluşan genel amaçlı bir arama metot sınıfıdır. Genetik algoritmalar genetik operatörleri kullanarak yeni bölgelerde arama yapabilir (Gen ve Cheng, 2000,s.7).

Bir çok farklı stratejiler geliştirilmesine rağmen genetik algoritmaların tümü 3 temel operatörü içerir.

- 1) Yeniden üretim
- 2) Çaprazlama
- 3) Mutasyon (Adeli ve Sarma, 2006,s.40).

Geleneksel bir genetik algortmada, çaprazlama işlemi, genetik sistemin performansını etkileyen temel operatördür. Mutasyon operatörü, çeşitli kromozomlarda rastgele değişikliklerle yeni bir kromozom üretir. Genetik algoritma rastgele arama yapar ve oluşturulan yavruların daha gelişmiş olması konusunda garanti vermez (Gen ve Cheng, 2000,s.8).

1.6.1. Yeniden Üretim Operatörü

Yeniden üretim, eşleşme havuzunda hayatta kalabilecek dizilere ve bunların kaç kopyasının üretileceğine karar vermek için yapılan basit bir işlemdir. Bu karar, popülasyondaki ortalama uyum değeri ile her bir dizinin uyum değeri karşılaştırılarak yapılır. Uyum değeri, yeni oluşturulacak nesilde dizinin hayatta kalma potansiyelinin ve yeniden üretim kapasitesinin göstergesidir. Bir optimizasyon problemi için uyum değeri, amaç fonksiyon veya amaç fonksiyon ile kısıtların kombinasyonudur. Maksimizasyon problemlerinde daha iyi uyum değerine sahip bir dizi yeni popülasyonda (nesilde) daha çok kopya ile temsil edilecektir. Diğer taraftan minimizasyon problemlerinde daha düşük uyum değerine sahip olan diziler daha çok kopyası ile yer alacaktır (Adeli ve Sarma, 2006,s.40).

n: Popülasyon büyüklüğü

f_i : i. iterasyondaki dizinin uyum değeri

f_{sumi} : aktif iterasyondaki uyum değerlerinin toplamı

f_{ave} : aktif iterasyondaki uyum değerlerinin ortalaması $f_{ave}=f_{sumi}/n$

i. dizinin (kromozomun) eşleşme havuzunda seçilme ihtimali ise

$ps_i=f_i/ f_{sumi}$

i. dizinin kopya sayısı ise

$num_i=n \times ps_i=f_i/f_{ave}$

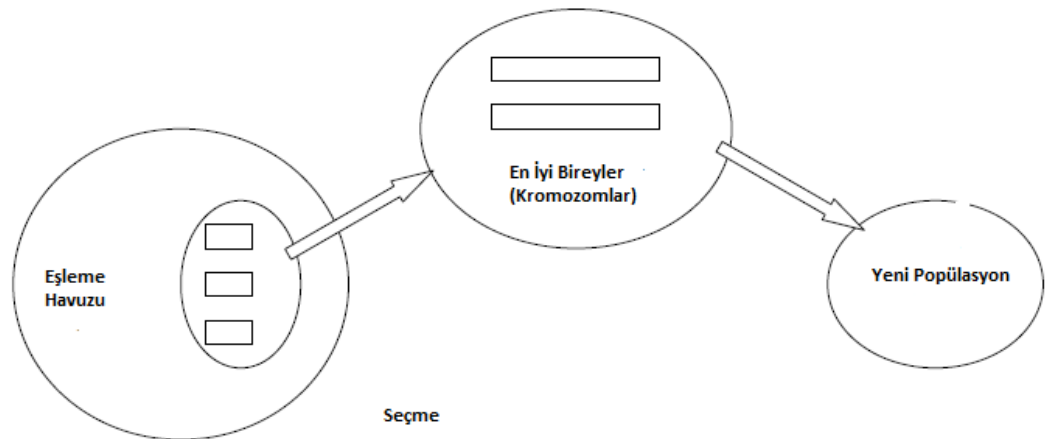
Üretim işlemi genetik algoritmanın kalbidir. Bu işlem daha iyi kromozomlar yaratmak için ümit veren bir arama sürecidir. Üreme döngüsü 3 adımdan oluşur (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.46).

- a. Ebeveynlerin seçimi
- b. Yeni bireyler (kromozom, yavru veya dizi) yaratmak için ebeveynlere çaprazlama işlemi uygulanması
- c. Popülasyondaki eski bireylerle yenilerin yer değiştirilmesi işlemi

1.6.1.1. Seçim Metotları

Seçim metodu, popülasyondan iki ebeveyni çaprazlamak için seçme işlemidir. Bir kodlamaya karar verdikten sonra, bir sonraki adım, seçim işleminin nasıl gerçekleştirileceğinin belirlenmesidir. Seçimin amacı daha yüksek uyum değerine sahip bireyler oluşturmaktır. Kromozomlar yeniden üretim için başlangıç popülasyonundan seçilir.

Problem bu kromozomların nasıl seçileceği ile ilgilidir. Darwin'in evrim teorisine göre en iyiler hayatta kalır ve yeni nesli oluşturur (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.46).



Şekil 1.2. Seçme işlemi (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.46)

Seçim işlemi uyum değerine göre rastgele yapılır. Ancak uyum değeri yüksek kromozomların seçilme olasılığı yüksektir. Daha iyi bireylerin seçimi optimuma yakınsama hızını artırır (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.46-47).

Bir popülasyon oluşturulduktan sonra, yeni kromozomların uyum değerleri hesaplanır. Yeni nesli oluşturacak kromozomlar, eşleştirilmek için seçilir. Standart genetik algoritmada bir kromozomun yeniden üretim için seçilme olasılığı kromozomun uyum değerinin aktif popülasyonun uyum değerine oranına göre belirlenir. Bunun için bir çok yöntem geliştirilmiştir (Affenzeller vd., 2009,s.6.).

Literatürde yaygın kullanılan 4 seçim metodu aşağıdaki gibidir (David E Goldberg ve Deb, 1991,s.70).

- a.Oransal Seçim
- b.Sıralı Seçim
- c.Turnuva Seçimi
- d. Denge durumu seçimi (Genitör seçim)

Tablo 1.3. Yeniden Üretim Mekanizmaları (Paksoy, 2004,s.153)

Mekanizmalar	Açıklama
Orantılı Yeniden üretim mekanizması	Popülasyondaki her bireyin seçilme olasılıkları belirlenir ve bu olasılıklar kullanılarak bir sonraki popülasyon oluşturulur. Bu grupta bulunan üretim mekanizmaları; <i>rulet çemberi, stokastik artan ve stokastik universal yöntemlerdir.</i>
Sıralı (Ranking) Yeniden Üretim Mekanizması	Popülasyondaki bireyler uygunluk değerlerine göre küçükten büyüğe doğru sıralanır. En iyiden başlayarak bir azalan fonksiyon yardımı ile dizilere kopya sayısı atanır ve orantılı seçim mekanizmalarından birisi kullanılarak yeni popülasyon elde edilir.
Turnuva Yeniden Üretim Mekanizması	Popülasyondaki rassal olarak bir grup dizi (yerine koyarak/yerine koymadan) seçilir ve grup içindeki en iyi uygunluk değerine sahip dizi yeni popülasyona kopyalanır. Bu işlem, popülasyon genişliğine ulaşmaya kadar devam eder. Grup genişliği en az ikidir.

Denge Yeniden Mekanizması	Durumu Üretim	Doğrusal sıralı seçim mekanizması kullanılarak seçilen bir yada iki bireye genetik operatörler uygulanır. Elde edilen yeni diziler mevcut popülasyondaki uygunluk değeri en küçük diziler ile yer değiştirerek yeni popülasyon oluşturulur.
---------------------------------	------------------	---

1.6.1.1.1. Oransal Seçim

a. Rulet Tekerleği Yöntemi

Rulet tekerleği seçim yöntemi Holland tarafından önerilmiştir. Bu fikir, uyum değerine göre her bir kromozomun orantısal olarak seçilme olasılığını belirler (Gen ve Cheng, 2000,s.9).

Popülasyondaki her birey uyum değerine göre oransal olarak rulet tekerleğinde bir bölgeye atanır. Dolayısıyla iyi çözümler rulet tekerleğinde geniş bir bölümde temsil edilir. Böylece seçilme olasılığı artar. Rulet tekerleği yeniden üretimde kullanılmak üzere aday ebeveynleri seçmek için döndürülür. Rulet tekerleği seçim şeması uygulama aşamaları aşağıdaki gibidir: (Sastry vd., 2005,s.99)

1. Popülasyondaki her bir kromozomun (bireyin) uyum değerleri F_i hesaplanır
 2. Popülasyondaki her bir bireyin seçilme olasılığı p_i (slot büyüklüğü) hesaplanır.
 3. Her bireyin toplam olasılıkları toplanır. $q_i = \sum_{j=1}^i p_j$
 4. $r \in (0,1]$ aralığında rastgele bir sayı üret.
 5. Eğer $r < q_1$ ise birinci kromozom X_1 i seç, değilse $q_{i-1} < r \leq q_i$ aralığında olacak şekilde x_i yi seç.
 6. eşleşme havuzuna n aday yaratmak için n defa 4.-5. adımı tekrarla
- $n=5$ bireyi olan bir popülasyonda durumu açıklamaya çalışalım. Toplam uyum değeri $\sum_{j=1}^n F_j = 28+18+14+9+26=95$

Tablo 1.4 Bir Bireyin Seçilme Olasılığı Ve Toplam Olasılık Karşılıkları

Kromozom	1	2	3	4	5
Uyum değeri ,F	28	18	14	9	26
Olasılık,Pi	28/95=0.295	0.189	0.147	0.095	0.274
Toplam olasılık,qi	0.295	0.484	0.631	0.726	1.00

Şimdi rastgele bir r sayısı üretelim, örneğin 0.585. Bu durumda 3. kromozom seçilir $q_2=0.484 < 0.585 \leq q_3=0.631$ (Sastry vd., 2005,s.100).

1.6.1.1.2. Sıralama Seçimi

Rulet tekerleği metodunda, uyum değerleri çok farklı olduğunda problemlidir. Eğer en iyi kromozom uyum değerleri yüzde doksan ise, o zaman tekerleğin yüzde doksanını kaplayacak demektir. Diğer kromozomların seçilmek için çok az şansa sahip olacaktır. Sıralama seçimi popülasyondaki her bir kromozomu uyum değerine göre sıralar. En kötü uyum değerine sahip kromozom (1'den) en iyiye doğru (N) sıralanır. Yavaş yakınsama ile sonuçlanır ama çok hızlı yakınsama önlenir. Ancak uyum değeri düşük olanların seçilme olasılığını düşük tutmaya devam eder. Bu durum çeşitliliği korur ve başarılı bir aramaya olanak sağlar. Sonuç olarak yeni bireyleri oluşturacak ebeveynler bir turnuva ile seçilir. Bunu yapabilmek için bir çok öneriden ikisi (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.48):

1. Rastgele birey çiftleri seçilir. R rastgele sayısı 0 ve 1 arasında oluşturulur. Eğer $R < r$ ise ebeveyn olarak birinci bireyi seç. Eğer $R \geq r$ ise ebeveyn olarak ikinci bireyi seç. Bunlar ikinci ebeveyni seçmek için tekrarlanır. r değeri bu metotta bir parametre olarak verilir.,

2. Rastgele iki birey seçilir. Uyum değeri yüksek bireylerin seçilme olasılığı yine daha fazladır (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.48).

1.6.1.1.3. Turnuva Seçimi

Popülasyon çeşitliliği ve seçim baskısının uygulanabildiği genetik algoritma arama performansını olumlu etkileyen (ince ayarlarla) ideal seçim metodudur. Turnuva seçim modeli seçim baskısını (kötü olanın elenmesi) N_u bireyleri arasında bir turnuva yarışı ile sağlar. Turnuvadaki en yüksek uyum değerine sahip birey (N_u lar arasından) turnuvayı kazanır. Turnuvayı kazanan eşleşme havuzuna eklenir. Bu durum yeni oluşturulacak nesildeki popülasyon sayısına erişinceye kadar devam eder. Böylece yeni oluşturulan popülasyonun ortalama uyum değeri yükseltilir. Bu metot daha verimli bir optimal çözüme ulaştırır (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.48-49).

Turnuva yönteminde N_u adet birey yarış için seçilir. Gruptaki birey sayısına turnuva genişliği denir. Turnuvaya katılacak bireyler (kromozomlar), rastgele seçilir. Turnuvayı kazanan birey yeni popülasyona eklenir (Bolat, Erol, ve İmrak, 2004,s.267).

1.6.1.1.4.Denge Durumu Seçimi (Steady State)

Önceki anlatılan seçim sistemlerinde önce popülasyondan kromozomlar seçilir bunlara çaprazlama ve mutasyon uygulanarak yeni popülasyon oluşturulur. Denge durumunda ise sıralı seçim metodu kullanılarak seçilen bir veya iki kromozoma genetik operatörler uygulanır. Yeni kromozomlar ile popülasyondaki düşük uyum değerine sahip kromozomlar yer değiştirilir. Böylece yeni popülasyon oluşturulur (Altıparmak, 1996,s.47).

1.6.2.Çaprazlama Operatörü

Eşleşme havuzuna atılan bireyler seçimden sonra yeni ve daha iyi özelliklere sahip kromozomları oluşturmak için çaprazlanır. Genetik algoritmalarda birçok çaprazlama metodu tasarlanmıştır (Sastry vd., 2005,s.100). Çaprazlama operatörü sonucu yaratılan yeni kromozomlar sayesinde arama uzayında yeni bölgelerin taranmasını sağlar. Çaprazlama operatörü sonucu iki kromozomdan, her biri diğerinden farklı iki yavru kromozom oluşur. Her iki kromozomda ebeveynlerinin genetik bilgilerini içerir (Koza, 1992,s.23).

Çaprazlama operatörlerinin çoğunda rastgele iki kromozom seçilir ve belli bir olasılığa göre (P_c) çaprazlanır. Buna çaprazlama olasılığı denir. Rastgele bir r sayısı üretilir. Eğer $r \leq P_c$ ise, bu durumda rastgele seçilen iki kromozom çaprazlanır. Eğer $r > P_c$ ise, bu durumda da ebeveynlerin basit kopyası olarak yeni yavru kromozomlar oluşturulur (Sastry vd., 2005). Çaprazlama genelde iki kromozomun belirli parçalarının yer değiştirilmesi şeklinde uygulanır (Öznur ve Korukoğlu, 2003,s.195).

1.6.2.1.Tek Noktalı Çaprazlama

Genetik algoritmalarda genel olarak tek noktalı çaprazlama operatörü kullanılır (doğada 1 ile 8 noktaya kadar çaprazlama yapıldığı raporlanmıştır) (Coley, 1998,s.25).

Eşleşme havuzundan rastgele iki kromozom seçilir. Kromozomun uzunluğunu L olarak alırsak $[1,L-1]$ arasında rastgele çaprazlama noktası olacak bir sayı k sayısı üretilir.

Kromozomların $k+1$ den L ye kadarki (sonuna kadar) parçaları yer değiştirilir ve böylece iki yeni yavru oluşturulur (David E. Goldberg, 1989,s.12).

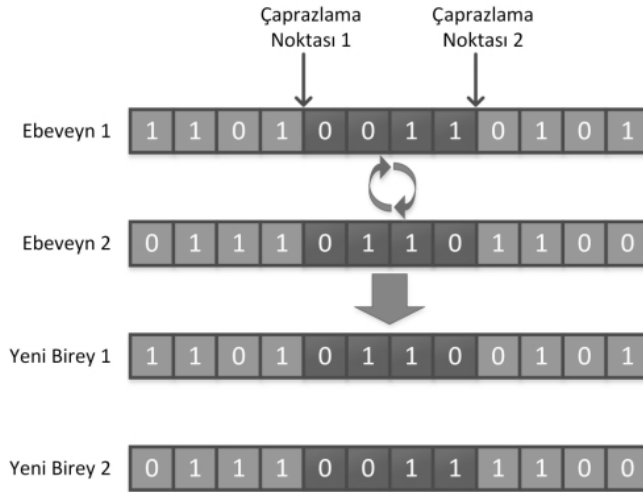
Aşağıdaki örnek için $k=4$ ve $L=6$ dır.

Pozisyon	1	2	3	4	5	6
Kromozom A	0	1	1	0	1	0
					↕	↕
Kromozom B	1	1	0	0	1	1
1. Yeni Kromozom	0	1	1	0	1	1
2. Yeni Kromozom	1	1	0	0	1	0

Şekil 1.3 Tek Noktalı Çaprazlamaya Örnek

1.6.2.2. İki Noktalı Çaprazlama

İki noktalı çaprazlama da yine iki tane rastsal olarak sayı L dizi uzunluğu olmak üzere $(1, L)$ arasında üretilir. Bu iki sayı arasına denk gelen genler kromozomlar (bireyler) arasında yer değiştirir (Kaya, 2014,s.28-29).

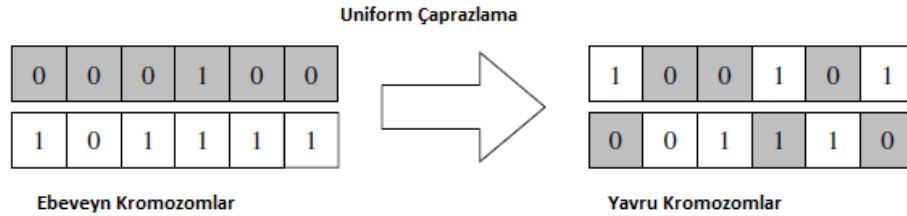


Şekil 1.4. İki Noktalı Çaprazlama Örneği (Kaya, 2014,s.28)

1.6.2.3. Uniform Çaprazlama

İlk defa Syswerda (1989) tarafından önerilmiştir (Altıparmak, 1996,s.51). Uniform çaprazlamada, belirli bir olasılık değeriyle (P_c) birinci ebeveynin gen değeri birinci yavruya ve ikinci ebeveynin gen değeri ikinci yavruya gen değeri olarak atanır

(Magalhães-Mendes, 2013,s.168). Çaprazlama operatörü, belli bir olasılık değeriyle rastgele seçilen kromozom çiftleri arasında takas edilir. Buna takas olasılığı denir. Bu takas olasılığı değeri genellikle 0.5 olarak kullanır (Sastry vd., 2005,s.101).



Şekil 1.5. Uniform Çaprazlamaya Örnek (Sastry vd., 2005,s.101)

Bu çaprazlamaların dışında gezgin satıcı problemleri ve araç rotalama problemleri için Goldberg ve Lingle (1985) PMX (Partially Matched Crossover) çaprazlama operatörünü önermiştir. Ayrıca Davis (1985) OX (sıra tabanlı çaprazlama) çaprazlamayı, Oliver (1987) ise CX (cycle crossover) çaprazlama operatörlerini geliştirmişlerdir. Çizelgeleme ve permütasyon kodlama kullanılan problemlerde de kullanılabilir (Altıparmak, 1996,s.53).

1.6.3. Mutasyon Operatörü

Çaprazlama operatörü ile ancak rastgele oluşturulan başlangıç popülasyonundaki mevcut gen değerleri potansiyeline göre arama yapılabilir. Bu yüzden var olan kromozomlardan yeni ve farklı birey üretmeye yarayacak bir operatör olarak mutasyon kullanılır (Taşkın ve Emel, 2009,s.57). Mutasyon, popülasyondaki çeşitliliği koruyarak kromozomlarda rastgele küçük değişiklikler yapar. Belirli uzunluktaki kromozomlarda rastgele seçilen bir genin değerini değiştirir. 0 ile kromozom uzunluğu arasında bir sayı rastgele oluşturulur. Bu sayı (n) kromozomda değiştirilecek genin lokasyonudur. Eğer kromozom ikili kodlama ile tanımlanmışsa seçilen genin değeri 1 ise 0 yapılır. Gerçek sayı kodlama ile tanımlanmış kromozomlarda ise seçilen genin değer aralığından rastgele bir değer üretilir ve bu değer ile yer değiştirilir (Weise, 2009,s.147). P_m olasılıkla her bir gen bağımsız olarak değiştirilir. Bu (P_m) orana mutasyon oranı denir. Genelde $1/\text{Popülasyon büyüklüğü}$ ile $1/\text{kromozom uzunluğu}$ arasında bir sayı kullanılır (Agoston E Eiben ve Smith, 2003,s.43-45).

parent	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
child	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1

Şekil 1.6. Mutasyon Örneği

Başka bir mutasyon yönteminde ise kromozom üzerinde iki gen rastgele seçilir ve karşılıklı yer değiştirilir (Özçakar, 1998,s.73).

Kromozom A	7	9	3	4	5	6	2	1	8
			*					*	
Kromozom A'	7	9	1	4	5	6	2	3	8

Şekil 1.7 Tam Sayılı Kromozomda Rastgele Seçilen İki Gen Mutasyonu

Bir diğer yöntemde ise kromozomdan rastgele bir gen bulunduğu sıradan alınır ve rastgele seçilen başka bir sıraya koyulur (Özçakar, 1998,s.74).

Kromozom B	7	9	3	4	5	6	2	1	8
		*						*	
Kromozom B'	2	7	9	3	4	5	6	1	8

Şekil 1.8 Sıra Değiştirme Mutasyonu Örneği

Genetik algoritma, eğer mutasyon kullanılmazsa arama bölgesi dar kalacağından yerel optimum veya minimuma hızla yakınsayacaktır. Bu problemi çözmek ve global optimuma yakınsamak için mutasyon operatörü kullanılır (Haupt ve Haupt, 2004,s.43).

Genetik algoritma çalışırken her yeni iterasyonda çaprazlanan kromozomlar zamanla birbirine daha benzer (yakın) çözümler haline gelmeye başlar. Bu ise çaprazlamanın etkinliğini azaltır. Burada yerel optimuma takılmasını önlemek için mutasyon operatörü

kullanılarak arama uzayında yeni çözüm noktalarına ulaşılması sağlanır (Altıparmak, 1996,s.54).

1.6.4.Yerdeğiştirme

Yer deęiştirme yeniden üretim döngüsünün son bölümüdür (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.57).

Çaprazlama ve mutasyon işlemlerinden sonra oluşturulan yeni kromozomları anapopülasyonuna eklememiz gerekir. Bunun için bir çok yaklaşım geliştirilmiştir. Ebeveyn kromozomlar zaten uyum değerine göre seçilmişti. Bundan dolayı yeni oluşturulan çocuk kromozomların popülasyonun ortalama uyum değerine eşit veya daha iyi olarak yeni popülasyonun ortalama uyum değerini artıracaklarını varsayabiliriz. Yaygın olarak kullanılan yer deęiştirme teknikleri aşağıdaki gibidir (Sastry vd., 2005,s.105):

Tümünü sil: Bu teknik aktif popülasyondaki tüm kromozomları siler ve aynı sayıda yeni oluşturulmuş kromozomlarla yerdeęiştirir. Uygulaması görece kolay olduğundan çoęunlukla bu teknik kullanılır.

Kararlı Hal: Bu teknik n tane eski üyeyi siler ve yerine n tane yeni üye ekler. Bu n sayısı herhangi bir nesilde silinecek ve yer deęiştirilecek kromozom sayısını belirlemek için bir parametredir. Başka bir deyişle bu teknik aktif popülasyondan silinecek üyelere karar vermektedir.

Kararlı Hal kopyaları sil: Bu teknikte birbirinin aynı kromozomlar kontrol edilir. Bir kopyasının yeni popülasyonda yer almasını sağlar. Hesaplama zamanı artar ancak arama uzayının genişliğini artırır.

1.7. GENETİK ALGORİTMA PARAMETRELERİ

Sezgisel arama problemlerinin uygulanmasında en önemli iki adım karar deęişkenlerinin kodlanması ve amaç fonksiyonun tanımlanmasıdır. Bu ikisi problemin içerięi ve problemin çözüm kümesinin arasında köprüdür. Evrimsel algoritmaları tanımlarken başlangıç popülasyon büyüklüğünü, seçim sistemini, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin varyasyonlarını ve kodlamayı belirlemeliyiz. Bu bileşenlerin her birinin

parametreleri vardır. Örneğin, mutasyon olasılığı, turnuva seçimi veya popülasyon büyüklüğü gibi. Bu parametreler algoritmanın yerel optimuma yakınsayarak mı yoksa global optimuma yakınsayarak mı çözümü bulacağını büyük ölçüde etkiler (Agoston Endre Eiben, Hinterding, ve Michalewicz, 1999,s.124-125).

1980'lerde standart genetik algoritmada genellikle değişkenler ikilik kod ile temsil edilir, tek nokta çaprazlama bit tersine çevirme mutasyonu ve rulet tekerleği seçim yöntemi uygulanırdı. Algoritma tasarımında, mutasyon oranı, çaprazlama oranı, popülasyon büyüklüğü parametreleri, kontrol parametreleri veya strateji parametreleri olarak adlandırılır. Birçok araştırmacı kontrol parametrelerini farklı problemlerde farklı değerler seçerek en iyi sonuca ulaştılar. Daha sonra bu tecrübelerini yayınladılar. Bu deneyleri sonucu popülasyon büyüklüğünü 100, çaprazlama oranı 0.85 ve seçim sistemi probleme bağlı değişecek şekilde uygun çözüme ulaşıldığı raporlandı (Agoston Endre Eiben vd., 1999,s.125).

De Jong (1975) geleneksel genetik algoritmalarda yaptığı testler sonucu aşağıdaki parametre değerlerinin en iyi sonucu verdiğini tespit etmiştir (Agoston Endre Eiben vd., 1999,s.125):

Popülasyon büyüklüğü:50

Nesil sayısı:1000

Çaprazlama olasılığı: 0.6

Mutasyon oranı:0.001

Nesil değişim:%100

Seçim stratejisi: elitizm

Çaprazlama tipi : 2 noktalı çaprazlama

Mutasyon tipi: bit çevirme

Grefenstette (1986) deneyleri sonucu aşağıdaki değerlerin en iyi sonucu vereceğini söylemiştir (Grefenstette, 1986,s.122-128).

Popülasyon büyüklüğü:30

Nesil sayısı: belirtilmemiş

Çaprazlama olasılığı: 0.95

Mutasyon oranı:0.01

Nesil deęişim:%100

Seçim stratejisi: elitizm

Mutasyon tipi: bit çevirme

1.7.1.Popülasyon Büyüklüğü

Genetik algoritmanın sonucunu etkileyen önemli parametrelerden biridir. Eğer bu deęer küçük olursa genetik algoritma yerel optimuma yakınsayabilir. Popülasyonun büyük olması ise problemin çözüm süresini uzatacaktır (Emel ve Taşkın, 2002,s.72).

David E. Goldberg ikili kod ile tanımlanmış problemler için popülasyon büyüklüğünü kromozomdaki bit sayısını l olarak alırsak $N=1,65*2^{0,21*l}$ şeklinde bir hesaplama ile bulunmasını önermiştir (Taşkın ve Emel, 2009,s.72).

Schaffer (1989) yaptığı bir çok testin sonunda küçük popülasyon büyüklüğünün 20 ile 30 arasında, çaprazlama olasılığının 0,75-0,90 arasında ve mutasyon olasılığının ise 0,005 ile 0,01 arasında olması durumunda iyi sonuçlar verdiğini tespit etmiştir. Goldberg, Deb ve Clark (1992) 'deki çalışmalarında doğrusal olmayan problemler için popülasyon büyüklüğünü aşağıdaki şekildeki gibi bir denkleme göre bulunmasını önermişlerdir (Deb, 1998,s.10).

$$N \approx O \left(2^k \frac{\sigma^2}{d^2} \right) \quad (1.1)$$

k: doğrusalsızlık sırası

σ^2 : Problemin varyansı

d: yerel ve global optimum deęerleri arasındaki, uyum fonksiyonu farkı

1.7.2.Çaprazlama Olasılığı

Çaprazlama olasılığı çaprazlamanın ne sıklıkla yapılacağını belirten parametredir. Eğer hiç çaprazlama yapılmazsa ebeveyn kromozomların kopyası yeni yavrular oluşur. Eğer çaprazlama varsa, yavrular ebeveyn kromozomların parçalarından oluşturulur. Çaprazlama olasılığı %100 ise tüm yavru kromozomlar çaprazlama sonucu elde edilir. Çaprazlama olasılığı 0 olursa bu durumda yeni nesil eski popülasyonun aynısıdır. Çaprazlama eski kromozomların iyi özelliklerinden yeni bir kromozom oluşturmayı

amaçlar (Sivanandam ve Deepa, 2008,s.56). Her bir çaprazlama operatörünün farklı bir arama gücü vardır. L dizi uzunluğu olmak üzere aşağıdaki tabloda en çok kullanılan çaprazlama operatörlerinin arama gücü verilmiştir (Deb, 1998,s.15).

Tablo 1.5. Çaprazlama operatörlerinin arama gücü

Operatör	Arama Gücü
Tek Nokta	$L-1/2^{L-1}$
İki Nokta	$((L-1)/2)/2^{L-1}$
Uniform	1

1.7.3.Mutasyon Olasılığı

Mutasyon olasılığı popülasyondaki çeşitliliği sürdürür. Bundan dolayı (P_m) küçük bir değer olarak kullanılır. Genetik algoritmanın performansı çaprazlama olasılığından çok mutasyon olasılığına bağlıdır. L dizi uzunluğu olmak üzere $P_m \approx 1/L$ kullanılması önerilir. Bu da 0.02 ile 0.06 arasında bir değer için uygun olduğu düşünülmektedir (Deb, 1998,s.16).

1.7.4. Seçim Stratejisi

Yeni nesli oluşturmanın çeşitli yöntemleri var ve bunlardan biri de nesilsel stratejidir. Bu stratejide aktif popülasyondaki kromozomların tümü yavru kromozomlarla yer değiştirir. Popülasyondaki en iyi kromozomda yer değiştirdiğinden yeni nesilde yer almaz. Bu yüzden elitist strateji ile birlikte kullanılır. Elitist stratejide popülasyondaki en iyi kromozom sonraki nesle aktarılır ve hiç bir zaman yenilenmez. Başka bir strateji de denge durumu stratejisidir. Her nesilde bir kaç kromozom yenilenir. Genelde yeni kromozomlar popülasyona eklendiğinde en kötü kromozomlar çıkartılır (Taşkın ve Emel, 2009,s79-80).

1.8. GENETİK ALGORİTMA SONLANDIRMA KOŞULLARI

Genetik algoritmalar, bir durdurma kriteri verilmezse sonsuza dek çalışabilir. Bundan dolayı başlangıçta, gerçekleştirilecek hedefe göre bir kriter belirlenmelidir (Şen, 2004,s.99-100).

Genetik algoritma verilen iterasyon sayısı kadar çalıştırılır ve durdurulur. En iyi çözüm son nesildeki en iyi kromozomdur (Şen, 2004,s.99-100).

Uyum fonksiyonu deęeri belirli bir sayıya eriřtięinde genetik algoritma durdurulur (Safe, Carballido, Ponzoni, ve Brignole, 2004,s.406).

Nesiller arası deęişimde önemli bir deęişiklik olmuyorsa yani başarımlı azalmıřsa durdurulur. Hedef fonksiyonun standart sapması veya amaç fonksiyon deęerinin ortalaması belli bir seviyeye ulařırsa durdurulur (Safe vd., 2004,s.406;řen, 2004,s.99).

İKİNCİ BÖLÜM

2.HEDEF PROGRAMLAMA

Günlük yaşamımızın önemli bir bölümünde kararlar veririz. Şirketlerde de bu böyledir. Hem karın maksimize edilmesi hem de maliyetin minimize edilmesi gibi tek amaç yerine çok farklı amaçlar istenebilir. Bu durumda çok amaçlı karar verme yaklaşımı gerekir. Bunlardan birisi de hedef programlamadır (Öztürk, 2012,s.258).

Ignizio'ya göre amaç (objective), "karar vericilerin arzu ettiği genel bir ifadenin yansıması" dır. Hedefi (goal) ise "istenilen bir seviye ile belirlenmiş bir amaç" olarak tanımlamıştır (Alp, 2008,s.46).

Hedef programlama modeli çok amaçlı programlama modellerinin bir türüdür (Özkan, 2003,s.174). Hedef programlama; birden fazla amaç veya hedefin olduğu durumlar için doğrusal programlama modelleri ile geliştirilmiş bir model yapısıdır (Aladağ, 2012,s.111).

İlk olarak Charnes ve Cooper (1961) tarafından geliştirilmiştir. Maliyetin düşürülmesi, işgücünün azaltılması, getirinin artırılması, kalitenin artırılması gibi aynı anda gerçekleştirilmesi istenen problemler için çözüm sunmaktadır. Karar problemindeki her bir amaç için ulaşılabilecek hedefler birbiriyle çeliştiğinde tüm hedefler aynı anda gerçekleştirilemez. Bu durumda hedefleri birbirine göre önceliklendirip ağırlık verildiğinde etkin çözümlere ulaşılabilmektedir (Aladağ, 2012,s.111).Hedef programlama, problemdeki istek düzeyleri kümesini en iyi doyuran çözümü elde etmeye çalışır. Hedef programlama böyle bir doyuran çözümü bulmak için kullanılabilir. Dolayısıyla hedef programlama optimizasyondan çok doyuma ulaşmayı sağlar (Öztürk, 2012,s.259).

Çözüm sürecinin başında karar verici; ulaşmak istediği hedefleri ortaya koymalı ve göreceli olarak önem değerlerini belirlemelidir. Modelin başarılı sonuçlar vermesi için en önemli aşamadır (Aladağ, 2012,s.111).

Genel olarak, Hedef Programlama modeli karar vericinin çözüm süreci başında belirlediği tercih seviyelerine göre, alt amaçlara koyduğu hedeflerin mümkün olduğunca gerçekleştirilmesi temel ilkesi üzerine kurulmuştur. Hedeflerden sapmaların en

küçüklenmesi temel ilke olduğu için, problem bir en küçükleme problemidir. Modelin; "başarma fonksiyonu" olarak bilinen amaç fonksiyonu, karar vericinin alt amaçlara koyduğu hedeflerden sapmaların, öncelik seviyelerine göre doğrusal bileşeninden oluşmaktadır (Aladağ, 2012,s.111).

Çoğu hedef programlama probleminde bir hedef diğerlerine göre daha önemlidir, buna öncelikli hedef denilmektedir. Sıralandırılmış bu hedefleri gerçekleştirirken hedeflerden sapmalar, yani bir hedefin beklenenin üzerinde gerçekleşmesi (+) pozitif sapma ve hedefin altında kalması (-) negatif sapma değerleri toplamının minimum olması içintek amaç olarak ortaya konur (Erdin, 2007,s.91).

Hedef Programlamanın temel ilkelerini aşağıdaki gibi özetleyebiliriz (Erdin, 2007,s.92):

- Hedef Programlamadaki her bir amaç birer hedef olarak işlem görür
- Hedeflerin gerçekleşmesi için öncelikler önemlidir. Sırasıyla önce birinci öncelikli hedef düzeyindeki sonra ikinci öncelikli hedef düzeyinde daha sonra sıra atlanmadan diğer öncelik düzeyindeki hedef gerçekleştirilir.
- Hedefin altında kaldıysa D_i^- , hedefin üstünde bir durum oluştuysa D_i^+ hesaplanır.
- Hedef düzeylerine göre dikkate alınarak hedeflerden toplam sapma minimize edilmeye çalışılır.
- Hedef programlama ile yapılan modellemede amaç fonksiyonu, karar vericinin istekleri, kısıtlama koşulları, kontrol değişkenleri ve sınırlı kaynaklar göz önüne alınarak oluşturulur. Amaç fonksiyonlar, karar değişkenlerinin bir fonksiyonu olarak tanımlanabilir.

Çok amaçlı karar verme yöntemlerinden en çok uygulama alanı bulunan yöntem Hedef Programlama yöntemidir. Gerçek hayatta uygulanabilirlik açısından çok etkindir ve çoğu problemi çözmek için kullanılır. Ulaştırma Problemleri, Üretim Planlaması, Montaj hattı dengeleme, Enerji Planlaması, İşgücü Planlaması, Kaynak Planlaması, Proje Seçimi ve Yönetimi, Toplam Kalite Yönetimi, Portföy Seçimi, Finansal Planlama, Pazarlama, Beslenme Problemleri, Yatırım Planlaması, Performans Değerlendirme, İş

Değerlendirme, Tarımsal Üretim ve Yönetim gibi birçok alanda hedef programlamadan yararlanılarak çözüm üretilebilir (Uludağ, 2010,s.47).

2.1. HEDEF PROGRAMLAMAMININ YAPISI VE BİLEŞENLERİ

Hedef programlamada karar ve sapma değişkenleri, sistem kısıtlayıcıları ile amaç fonksiyon bulunur (Öztürk, 2012,s.261).

Karar değişkenleri: Kurulan modelde karar vericinin aradığı değerlere karşılık gelen bilinmeyenlere karar değişkeni denir. Aynı zamanda kontrol değişkeni olarak da ifade edilir. Problemi matematiksel olarak ifade eden değişkenlerdir (Uludağ, 2010,s.47). Yatırım (i) ye yapılacak para miktarı, üretilecek ürün miktarı, girdi miktarı, istihdam edilecek işçi sayısı gibi (Öztürk, 2012,s.261).

Sapma değişkenleri: Belirlenen hedef değeri ile gerçekleşen başarı arasındaki fark sapma değişkeni olarak tanımlanır (Alp, 2008,s.51).Hedeflerin üstündeki veya altındaki miktarı gösteren değişkenlerdir (Öztürk, 2012,s.261). Eğer hedef gerçekleşmişse sapma değeri 0 olur. Hedefe ulaşamadıysa negatif sapma, hedefin üstüne çıkıldıysa pozitif sapma oluşmuştur (Keskin, 2013,s.41).

Klasik hedef programlama modellerinde karar verici tarafından belirlenen hedef değerlerindeki istenmeyen sapmalar kabul edilebilir bir çözüme ulaşmak için minimum yapılır. Her hedef için belirlenen istenmeyen değişkenler pozitif ve negatif sapma değişkenleri kullanılarak ölçülür ve onlar hedefin başarısını veya başarısızlığını gösterir. Sapma değişkenleri genelde d_i^+ , d_i^- sapma değişkenleri negatif değerli olamazlar, bir hedefin üstünde ve altında aynı anda olunamayacağından bu değerlerden birinin değeri daima sıfır olur (Öztürk, 2012,s.261).

Sistem kısıtlayıcıları: Hiç bir sapma olmadan tam olarak sağlanması gerekli olan kısıtlayıcılarıdır (Öztürk, 2012,s.262). Eldeki kıt kaynakları ifade eden bu kısıtlar problemin doğası gereği oluşan kısıtlardır (Alp, 2008,s.52). Sistem kısıtlayıcıları problemin yeniden modellenmesi durumunda değişebilir (Erdin, 2007,s.93).

Hedef kısıtlayıcıları ise, hedef programlamaya karar vericinin gerekli gördüğü veya ulaşmayı istediği hedeflerin aktarıldığı kısıtlayıcılarıdır (Öztürk, 2012,s.262).Ulaşılmak

istenen hedef deęerleri gsteren fonksiyonlardır. Sistem kısıtlayıcılarına gre daha esneklerdir. nce istem kısıtlayıcıları saęlanır ardından hedef kısıtlayıcıların saęlanma sreci bařlar (Alp, 2008,s.53).

Amaç fonksiyonun optimal deęeri, sistem ve hedef kısıtlayıcılarının belirledięi zm alanı iinde aranır. Sapma deęiřkeni hem hedef kısıtlayıcılarında hem de amaç fonksiyonunda bulunur (ztrk, 2012,s.262).

Amaç fonksiyonu: Belirlenen hedeften sapmaları en kk yapan fonksiyona amaç fonksiyonu denir. Birleřik amaç fonksiyonu bařka bir deyiřle **bařarı fonksiyonu** tm amaç fonksiyonları belli bir ncelięe ve/veya aęırlıęa gre toplam řeklinde yazılması ile oluřan fonksiyondur. Bařarı fonksiyonu oluřturmaktaki maksat ok amaçlı modeli tek amaçlı hale getirmektir. Bylelikle asıl amaç hedeflerden oluřabilecek istenmeyen sapmaların toplamını en kklemek olacaktır (Erdin, 2007,s.93).

2.2.HEDEF PROGRAMLAMA TRLERİ

Amaç fonksiyonun yapısına gre sınıflandırılabilen hedef programlama trleri řunlardır.

2.2.1. Tek Hedefli Programlama

Eęer zlecek problemin tek hedefi varsa karar vericinin istedięi bu hedefi eriřmektir. Modeli en kolay kurulan, en basit hedef programlama problemleridir (ztrk, 2012,s.266).

2.2.2. Eřit Aęırlıklı ok Hedefli Programlama

Hedeflerin nem deęeri eřit ise btn hedefler eř zamanlı olarak doyurulmaya alıřılır. Burada amaç fonksiyonu istenmeyen sapma deęiřkenlerinin toplamıdır. Bu toplamın minimum olması iin alıřılır (Alp, 2008,s.53-54). Ancak amaç fonksiyonun anlamlı olması iin sapma deęiřkenlerinin aynı birimde olması gerekir (ztrk, 2012,s.266).

2.2.3. Aęırlıklı ok Hedefli Programlama

Bu tr problemlerde amaç fonksiyonda bulunan sapma deęiřkenlerine aęırlık deęeri atanır ve hedeflerden sapmaların aęırlıklı toplamı minimum yapılır (ztrk, 2012,s.275). Bylece hedefler tek bir amaç fonksiyon olarak ifade edilir (Alp, 2008,s.64).Ayrıca sapmaların aęırlıkları karar vericinin hedefleri arasındaki nem sırasını gsterir (ztrk, 2012,s.275).

2.2.4.Öncelikli Çok Hedefli Programlama

Öncelikli hedef programlama yönteminde amaç fonksiyonu oluşturmak için ulaşılmak istenen hedefler önem derecesine göre sıralanır. Model daha sonra yüksek önem derecesine sahip hedefin optimum değerinin düşük önem değerine sahip hedef tarafından kötüleştirilmesine izin verilmeyecek şekilde her seferinde bir hedefi optimum kılar (Taha, Baray, ve Esnaf, 2000,s.348).

2.2.5 Ağırlıklı-Öncelikli Hedef Programlama

Ağırlıklı öncelikli hedef programlamada probleme ait hedefler karar vericisinin değerlendirmesine göre önem sırasına göre sıralanır (Taha vd., 2000,s.352). Bazı hedef programlama problemlerinde aynı hedefle ilgili iki veya daha fazla sapma değişkeni, aynı öncelik düzeyinde amaç fonksiyonunda yer alabilir. Bu durumda sapma değişkenlerinin önceliği aynı (p_i) ise bu sapma değişkenlerde ağırlıklar kullanılarak hangi sapmanın daha önemli olduğu belirlenir (Öztürk, 2012,s.281).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. PORTFÖY TEORİSİ

Modern Portföy kuramının kurucusu Harry Markowitz'in yaklaşımının genel çerçevesi bir yatırımcının sahip olduğu belirli bir tutardaki parayı çeşitli menkul değerlere yatırarak bir dönem tutması oluşturmaktadır. Bu yaklaşım yatırımcının muhtemel portföylerden seçeceği menkul değerlerden oluşan bir portföye dayanmaktadır. Varlıklar içerisinde en uygun olan portföyün belirlenmesi, finans literatüründe portföy seçim problemi olarak da isimlendirilmektedir (Karan, 2001,s.135).

3.1.RİSK GETİRİ İLİŞKİSİ VE PORTFÖY TEORİSİ

Finansal kararlar alınırken, finansçılar tarafından önemsenen iki temel unsur vardır. Bunlar risk ve getiri ilişkisidir. Finansal yönetici getiri oranını, risk ve getiri oranı üzerindeki etkilerini yani risk getiri ilişkisini etkin pazar teorisine portföy ve arbitraj teorilerini bilmek zorundadır (Okka, 2009,s.219).

Yatırım kararlarının verilmesinde beklenen getiri ve risk iki temel boyutu oluşturmaktadır. Getiri kısaca bir yatırımdan belirli bir dönem içinde yapılan yatırıma karşılık elde edilen geliri göstermektedir. Risk ise bir olayın olması şansı ile ilgilidir (Karan, 2001,s.135). Risk-getiri ilişkisi arasındaki temel mantık yatırımcıların getiriye sevindikleri riski sevmedikleri varsayımıdır. Bunun anlamı yatırımcıların daha riskli bir yatırıma razı olmaları için ortalama getiri oranından daha yüksek bir oranda getiri isteyeceklerdir (Okka, 2009,s.219).

Portföy yaklaşımına göre bir yatırımcı genellikle tek bir menkul değer (finansal varlığa) yatırım yapmaz; birikimlerini çeşitli menkul değerler arasında dağıtır. Amacı birikimlerini çeşitli menkul değerler arasında optimal bir şekilde bölüştürmek, başka bir ifadeyle belirli bir karlılık düzeyinde riski minimum kılacak yada belli bir risk derecesinde karlılığı en yüksek düzeyde çıkaracak şekilde portföy oluşturmaktadır. Bu nedenle yatırımcılar portföylerini beklenen getirisi ve riski ile ilgilidirler (Akgüç, 1998,s.872).

3.1.1.Bir Finansal Varlığın Beklenen Getirisi

Yatırım kararları geleceğe dönük verildiğinden yalnızca getiri yerine beklenen değerler ve getirilerden bahsetmek gerekmektedir. Bir yatırımın beklenen getirisi muhtemel

getirilerinin olasılık dağılımının beklenen değeridir. Başka bir ifadeyle beklenen getirilerin ağırlıklı ortalamasıdır. Matematiksel olarak şu şekilde ifade edilmektedir (Karan, 2001,s.137-138).

$$\bar{r} = \sum_{j=1}^n r_j p_j \quad (3.1)$$

\bar{r} = Beklenen Getiri

r_j = Her bir durumun beklenen getirisi

p_j = olasılık

3.1.2. Bir Finansal Varlığın Riski

Menkul kıymet yatırımlarında yatırımcılar bir takım bekleyişlere, tahminlere dayanarak yatırım kararı verirler bekleyişlerin gerçekleşmemesi örneğin, getirilerin beklenenden düşük hatta negatif olması, yatırımın riskli olduğu kanısını uyandırır. Bir menkul kıymetin gerçekleşen getirisi, beklenen tahmin edilen getiriden ne kadar büyük farklılıklar, sapmalar gösterebiliyorsa söz konusu menkul kıymetin riskinin o kadar yüksek olduğu söylenebilir (Bolak, 1998,s.136).

Bir yatırımın riski onu beklenen getirisinden sapma olasılığı olarak tanımlanmakta ve genellikle varyans ve standart sapma ile açıklanmaktadır. Varyans matematiksel olarak şu şekilde ifade edilmektedir (Karan, 2001,s.138).

$$Varyans = \sigma^2 = \sum_{j=1}^n (r_j - \bar{r})^2 p_j \quad (3.2)$$

3.1.3. Bir Finansal Varlığın Değişim Katsayısı

Farklı getiri oranına sahip varlıkların riskini göreceli (nisbi) değişimini ölçen ve bunların risk derecesini gösteren diğer bir istatistiki enstrüman değişim katsayısıdır. Değişim katsayısı ilgili varlığın standart sapmasının beklenen getiri oranına bölünmesiyle hesaplanır (Okka, 2009,s.228).

$$\partial_r = \frac{\sigma_r}{\bar{r}} = \frac{\sigma_r}{E(r)} \quad (3.3)$$

3.1.4. Portföyün Beklenen Getirisi

Portföyün getirisi, portföydeki bireysel menkul kıymetlerin getirilerinin ağırlıklı ortalamasıdır (Karan, 2001,s.142).

Portföyde bulunan n adet hisse senedi veya varlıkları X (X_1, \dots, X_n) ile ifade edilirse, her bir varlığın portföydeki ağırlığını ise w_j ile gösterilirse, buna göre (Okka, 2009,s.228-229):

$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$ eşitliği her zaman geçerlidir.

(3.4)

$$\sum_{j=1}^n w_j = 1$$

(3.5)

Hisse senetlerinin değerini ise X_{np} ile tanımlarsak toplam portföy değeri Q_p ' yi ;

$$Q_p = w_1 X_{1p} + w_2 X_{2p} + \dots + w_n X_{np}$$

(3.6)

şeklinde gösterilebilir.

Portföyün beklenen getiri oranını portföyü oluşturan menkul değerlerin ağırlıklı ortalama getiri oranlarının toplamı olduğu belirtilmişti. Buradaki ağırlık portföyü oluşturan menkul değerlerin portföy içerisindeki ağırlığıdır. **Portföyün beklenen getiri değerini;** (Okka, 2009,s.228-229)

$$E(r_p) = r_p = \sum_{j=1}^n w_j r_j$$

(3.7)

$$E(r_p) = r_p = w_1 r_1 + w_2 r_2 + \dots + w_n r_n$$

(3.8)

r_p : Portföyün beklenen getiri oranı

r_j : Portföydeki her bir menkul değerin getiri oranı

w_j : Portföydeki her bir menkul değerin portföydeki ağırlığı

3.1.5. Portföyün Riski

Yatırımcı genelde tek bir varlığı elinde bulundurmaz, birden fazlasını bir arada tutar. Bu durumda her finansal varlık portföyün bir parçasıdır. Bu nedenle risk-getiri analizi tek varlık yerine portföy üzerine yoğunlaştırılır. Her bir varlığın getiri ve riskinin portföye ait getiri ve risk üzerinde meydana getireceği etkiye bakılır. Portföy yöneticisinin amacı etkin bir portföy oluşturmaktır. Yani verilen risk düzeyinde maksimum getiriyi sağlamak veya verilen bir getiriyi minimum risk ile elde etmektir (Okka, 2009,s.228-229). Portföyün riski portföyü oluşturan menkul değerlerin standart sapmalarının ağırlıklı ortalamasından daha küçüktür. Nedeni ise portföydeki menkul kıymetlerin risk açısından birbirlerini etkilemeleridir. Bu etki aynı yönde, ters yönde veya hiç olmayabilir. Bu nedenle her bir menkul kıymet kombinasyonunun getirileri arasındaki kovaryansın hesap edilmesi gerekir. **Kovaryans** herhangi iki değişkenin zaman içinde hareketliliğinin aynı andaki uyumunun (ilişkisinin) bir ölçüsüdür (Karan, 2001,s.143; Okka, 2009,s.229).

x ve y gibi iki finansal varlıktan oluşan portföyün riski aşağıdaki gibi yazılır.

$\text{Var}(P) = \text{Var}(w_1x) + \text{Var}(w_2y) + 2w_1w_2\text{Covar}(xy)$ şeklinde hesaplanır.

(3.9)

Portföyü oluşturan menkul değerlerin birlikte nasıl değiştiğini ölçen Kovaryans formülü aşağıdaki gibidir;

$$\text{Cov}(x, y) = \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})(y_n - \bar{y}) P_{xy}$$

(3.10)

P_{xy} : x ve y değişkeninin birlikte gerçekleşme olasılığı

Kovaryans hesaplanması sonucu iki değişken arasında negatif veya pozitif bir ilişki olup olmadığı belirlenir. Ancak bu ilişkinin büyüklüğünü açıklamaz. İki değişken arasındaki ilişkinin değerinin büyüklüğünü bulmak için korelasyon katsayısını kullanılır. Korelasyon katsayısı -1 ile +1 arasında bir değer alır. İki değişken arasında tam ve ters

yönde bir ilişki varsa -1 , aynı yönde tam bir ilişki var ise +1 değerini alır (Karan, 2001,s.144).

Değişkenlere ait korelasyon katsayısı 3.11 nolu denklemlle hesaplanır (Okka, 2009,s.228-229).

$$Corr (x, y) = \frac{Covar (x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.11)$$

3.11. nolu denklemlle kullanıldığında iki varlığın kovaryansı 3.12 nolu denklemlde gösterilmektedir.

$$Cov (x, y) = Corr (x, y) \sigma_x \sigma_y \quad (3.12)$$

3.13 nolu denklemlde 2 finansal varlığa ait bir portföyün varyansı aşağıdaki gibi yazılır.

$$Var (P) = Var (w_1 x) + Var (w_2 y) + 2w_1 w_2 Corr (x, y) \sigma_x \sigma_y \quad (3.13)$$

3.14. nolu denklemlde n adet varlık bulunması halinde portföyün riski Var (P) aşağıdaki gibi genelleştirilebilir.

$$Var (P) = Var (w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n) \quad (3.14)$$

Denkleml daha açık bir ifade ile yazılırsa

$$\begin{aligned} Var (P) &= w_1^2 Var (x_1) + w_2^2 Var (x_2) + \dots + w_n^2 Var (x_n) + 2w_1 w_2 Cov (x_1 x_2) \\ &+ 2w_1 w_3 Cov (x_1 x_3) + \dots + 2w_1 w_n Cov (x_1 x_n) \\ &+ 2w_2 w_3 Cov (x_2 x_3) + \dots + 2w_2 w_n Cov (x_2 x_n) + \dots + 2w_{n-1} w_n Cov (x_{n-1} x_n) \end{aligned} \quad (3.15)$$

yazılabilir.

Portföyün riskini sigma notasyonu ile gösterecek olursak;

$$Var (P) = \sum_{j=1}^n Var (w_j, x_j) + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n 2w_i w_j Cov (x_i, x_j) \quad (3.16)$$

3.2. MODERN PORTFÖY TEORİSİ

1952 yılında yayınladığı portföy seçimi adlı makalesinde portföydeki menkul kıymetlerin belirli bir risk seviyesinde maksimum getiri oranının nasıl elde edileceğini araştıran modern portföy teorisinin babası olarak da bilinen Harry Markowitz geleneksel portföy yönetimine başlıca 3 önemli noktada katkıda bulunmuştur. İlki ve en önemlisi portföy yönetiminde kısımların veya parçaların toplamının bütününe eşit olmadığını ispatlamıştır. Markowitz, portföy riskinin portföyü oluşturan varlıkların riskinden daha az olabileceğini ve belirli koşullarda portföyün sistematik olmayan riskinin sıfır yapılabileceğini göstermiştir. İkinci katkısı yatırımcıların bazı portföyleri aynı getiriyi sağlamakla birlikte daha riskli oldukları için bazı portföyleri de aynı risk düzeyinde olmakla birlikte daha az getiri sağladıkları için tercih etmeyeceklerini dolayısıyla bazı portföylerin diğerlerine göre daha üstün olduklarını ve bu durumu üstünlük ilkesi olarak ileri sürmüş olmasıdır. Markowitz' e göre bir etkin sınır söz konusudur. Bir diğer katkısı ise etkin sınır bir çok hesaplama ile yapılabilmektedir (Ercan ve Ban, 2005,s.189).

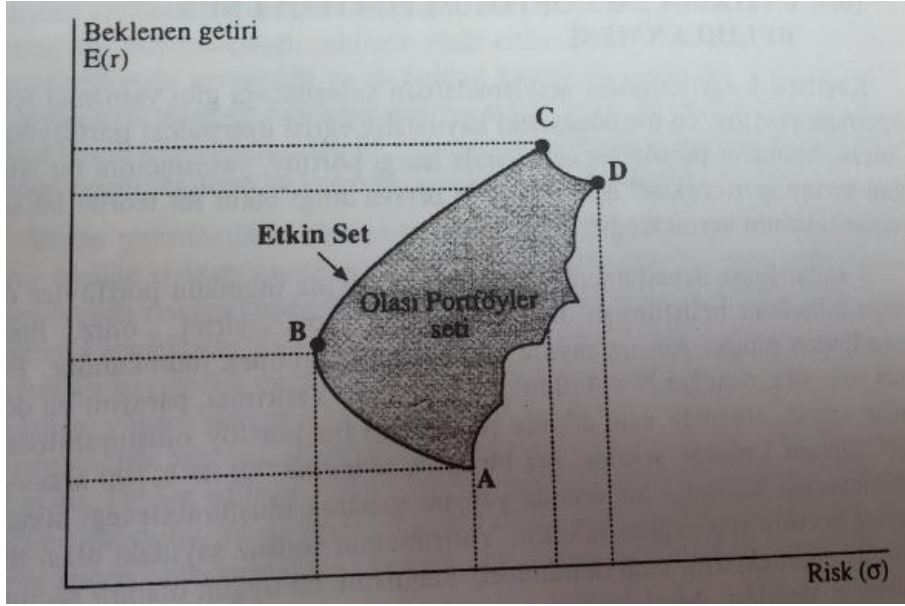
Modern Portföy teorisinin varsayımlarının özeti şunlardır (Konuralp, 2001,s.315-316):

- Yatırımcı her yatırım alternatifini elde tutma dönemi süresinde sağlayacağı beklenen getirilerin olasılık dağılımları ile ifade eder.
- Yatırımcılar tek dönem beklenen faydalarını maksimize etmeye çalışırlar ve fayda eğrilerini azalan marjinal faydaya uygundur.
- Yatırımcılar portföyün riskini getirilerin beklenen getiriden (ortalama getiriden) sapmaları şeklinde ifade eder.
- Yatırımcılar kararlarını tamamıyla ve yalnızca beklenen getiri ve risk temelinde verirler. Dolayısıyla, kayıtsızlık eğrilerini beklenen getiri ve varyansın (ya da standart sapmanın) bir fonksiyonudur.
- Yatırımcılar, belli bir risk seviyesinde yüksek getiriyi düşük getiriye tercih ederler. (Benzer şekilde yatırımcılar, belli bir getiri seviyesinde düşük riski yüksek riske tercih ederler.)

3.2.1.Optimum Portföy ve Etkin Sınır

N tane hisse senedi ile sonsuz sayıda portföy oluşturulabilir. Yatırımcının sonsuz sayıdaki tüm portföyleri değerlendirip kendisine en uygun olanı seçmesi olanaksızdır. Markowitz

yatırımcıya kendi optimum portföyünü seçebilmesi için iki ana fikir sunmuştur. Birincisi, farklı risk seviyelerinde en yüksek getiriye sağlayan ve diğeri, farklı getiri seviyelerinde en düşük risk sunan portföyler yatırımcının değerlendireceği portföylerdir. Bu iki koşulu sağlayan portföyler etkin set veya etkin sınır olarak adlandırılır ve etkin sınır eğrisi üzerinde toplanırlar. Etkin sınır üzerinden yer almayan bütün portföyler yatırımcı tarafından göz ardı edilecektir (Konuralp, 2001,s.319-320).



Şekil 3.1 Etkin Set Veya Etkin Sınır Eğrisi

Modern Portföy Teorisinin temel dayanağı, getirilerinin arasında pozitif korelasyon olmayan varlıkları bir araya getirerek riskin azaltılmasıdır. MPT, getirileri arasında korelasyonu yüksek olmayan varlıklardan oluşan, olası beklenen portföy getirisi için en az riski içeren varlık bileşiminin belirlenebileceğini açıklar (Canbaş ve Doğukanlı, 2007,s.507).

Yatırımcılar fazla getiriye az getiriye ve düşük riski fazla getiriye tercih ettiklerinden bazı portföyler diğerlerinden daha iyidir. En iyi portföyler ise aynı getiri düzeyinde en düşük riske sahip olan ve aynı risk düzeyinde en yüksek getiriye sahip olan portföylerdir. Bu portföyler etkin sınır üzerinde yer almaktadırlar. Rasyonel yatırımcılar etkin sınır üzerindeki portföyleri seçerler. Etkin sınır üzerinde yukarı çıktıkça getiri yükselirken risk de artmaktadır (Canbaş ve Doğukanlı, 2007,s.508)

3.2.2 Markowitz Ortalama Varyans Modeli

Markowitz tarafından geliştirilen ortalama-varyans optimizasyon modeli oluşturulacak portföyün riskini minimize etmeyi hedefler. Kurulan modelde eldeki fonun tümünü yatırım enstrümanlarına dağıtılması ve hedeflenen getiri seviyesine ulaşılması kısıtlardır (Ulucan, 2004,s.18-19).

Markowitz modeli, hedeflenen beklenen getiri düzeyini karşılayacak minimum varyanslı (minimum riskli) portföyü bulmaya çalışır. Modelde amaç fonksiyonu minimize edilecek portföy varyansdır ve şu şekilde gösterilir (Ulucan, 2004,s.18-19).

$$Min. \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \sigma_{ij} \quad (3.17)$$

N: mevcut varlık sayısını

σ_{ij} : i ve j varlıkları arasındaki kovaryans değerini

X_i : karar değişkenleri

Amaç fonksiyonu iki parça halinde yazıldığında daha rahat yorumlanabilir.

$$Min. \sum_{i=1}^N x_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N x_i x_j \sigma_{ij} \quad (3.18)$$

Üstteki ifadenin ilk kısmında varlıkların varyansları, ikinci kısımda da varlıklar arası ilişkinin ölçütü olan kovaryans değerleri gösterilmiştir. Böylece amaç fonksiyonunda portföyün riski minimize edilirken, varlıkların içsel riski yanı sıra birlikte hareket edip etmedikleri de göz önünde bulundurularak çeşitlendirmeye de gidilmektedir.

Standart Markowitz modelinde iki temel kısıt vardır. Bunlardan birincisi, hedeflenen beklenen getiri düzeyinin karşılanmasını sağlayacak aşağıdaki matematiksel ifadedir.

$$\sum_{i=1}^N x_i \mu_i = R \quad (3.19)$$

Burada μ_i : i varlığının beklenen getirisini R : hedeflenen beklenen getiri düzeyini göstermek için kullanılmıştır. Modelde kullanılan ikinci temel kısıt ise portföyde bulunan varlıkların ağırlıkları toplamının 1 olmasını sağlayan aşağıdaki ifadedir.

$$\sum_{i=1}^N x_i = 1$$

(3.20)

Karar değişkenlerinin negatif olmama kısıtı da eklendiğinde aşağıdaki genel model elde edilir.

$$\text{Min.} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \sigma_{ij}$$

(3.21)

$$\sum_{i=1}^N x_i \mu_i \geq R$$

(3.22)

$$\sum_{i=1}^N x_i = 1$$

(3.23)

$$0 \leq x_i \leq 1, \quad i=1, \dots, N$$

Burada,

N Mevcut varlık sayısı

μ_i : i varlığının beklenen getirisi ($i=1, \dots, N$)

σ_{ij} : i ve j varlıkları arasındaki kovaryans değeri ($i=1, \dots, N$) ($j=1, \dots, N$), $i=j$ için i varlığının varyans değeri,

R : Hedeflenen beklenen getiri düzeyi

x_i : i varlığının portföy içindeki oranı, (Karar değişkeni) ($i=1, \dots, N$) (Ulucan, 2004, s.87-88).

3.3. GENETİK ALGORİTMALARIN PORTFÖY OPTİMİZASYONUNA YÖNELİK LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde tez çalışmasında konusu olan genetik algoritma ile portföy optimizasyonu konusundaki literatüre yer verilmiştir.

Akay ve diğerleri (2002) çalışmalarında farklı kısıtlara sahip portföylerin oluşturulmasına yönelik bir Karar Destek Sistemi (KDS) geliştirmiş ve portföy seçimine yönelik olarak KDS'nin model aşamasında genetik algoritma ve William's %R teknik göstergesini kullanmışlardır. KDS/GA (genetik algoritma) yaklaşımı ile portföy yönetiminde kararların verilmesini kolaylaştıracak ve karar verme sürecini kısaltacak bir uygulama ortaya koymuşlardır.

Küçükkocaoğlu (2002) çalışmasında Markowitz'in Modern Portföy teoremine göre seçilen portföyü, IMK-30 ve IMKB-100 endekslerine göre karşılaştırmıştır. 04.01.2000 ile 22.12.2000 tarihleri arasında günlük verileri kullanarak yaptığı çalışmada eşit ağırlıklı seçmiş olduğu portföyü getiri ve negatif getirilerine göre karşılaştırmış ve sonuç olarak IMKB hisse senetlerine yapılacak yatırımlarda portföy oluşturmak için Markowitz'in Modern Portföy teoreminin kullanılabileceğini ortaya koymuştur.

Gökçe ve Cura (2003) IMKB-30 Hisse senetlerinin 1999-2000 (Haziran) ayına kadarki 1.5 yıllık dönemde haftalık getirileri kullanarak çeşitli portföyler oluşturmuşlardır. Optimal portföyün, eşit ağırlıklı portföyler için 6 ile 13, serbest ağırlıklı portföyler için 7 ile 14 arasında menkul kıymet olması gerektiği sonucuna varmışlardır.

Demirtaş ve Güngör (2004) IMKB-30 Hisse senetleri ile biri en düşük standart sapmaya sahip diğeri de en yüksek Sharpe (Riske göre düzeltilmiş performans ölçümü yapmaya sağlar) oranına sahip olmak üzere iki ayrı portföy olanağı sunmuştur. Yapılan analiz sonucunda en düşük riske sahip portföy oluşturmak için 19 hisse senedi gerektiği tespit edilmiştir.

Lai vd. (2006) çalışmalarında optimum portföyü oluşturmak için iki aşamalı bir sistem kullanmışlardır. Birinci bölümde genetik algoritma iyi kalitedeki varlıkları seçmek için kullanılmış, ikinci bölümde ise Markowitz's teorisine dayanarak genetik algoritma kullanarak bu iyi kalite varlıkların portföye uygun olarak dağıtımını gerçekleştirmişlerdir.

Bunun için Şangay borsasından 2 Ocak 2001 ile 31 Aralık 2004 arasındaki günlük kapanış fiyatları kullanılmıştır. Aylık ve yıllık veriler günlük verilerden hesaplanarak elde edilmiştir. 100 hisse rastgele seçilmiştir. Sonuç olarak optimal portföyde 10,20 ve 30 hisse senedi olması gerektiğini önermişlerdir.

Zhou vd. (2006) Şangay Pazarının getirisinden daha iyi bir getiri elde etmek için genetik algoritmayı kullanmışlardır. Bunun için Şangay borsasından 2 Ocak 2002 ile 31 Aralık 2004 arasındaki günlük kapanış fiyatları kullanılmıştır. Aylık ve yıllık veriler günlük verilerden hesaplanarak elde edilmiştir. Yaptıkları çalışmada 100 hisse senedi rastgele seçilmiştir. GA Hisse seçimi verimliliğini hesaplamak için genetik algoritma tarafından seçilen hisselerin eşit ağırlıklı portföy getirisi değerlendirme kriteri olarak kullanılmıştır. Yapmış oldukları çalışmada hisse seçimi için öne sürülen genetik algoritmanın esneklik sağladığı ve seçilen hisse senetlerinde yatırımcılara yardımcı olmak için faydalı bir araç olduğunu ortaya koymuşlardır.

Keskintürk (2007) çalışmasında Markowitz ortalama varyans modelini kullanarak optimum getiri için portföy seçiminde genetik algoritma kullanmıştır. Hisse senetlerinin temsilinde gerçel sayılar kullanılmıştır. 4 farklı risk oranına göre portföy seçilmiştir. Risk katsayısı 0 iken en yüksek getiriye sahip tek hisse senedi seçilmiştir.

Kardiyen (2007) çalışmasında optimal portföyü basit doğrusal programlama çözümü ile elde etmeye dayanan Ortalama Mutlak Sapma modelini kullanmıştır. Ocak 2000-Aralık 2004 arasında IMKB 100 endeksinde yer alan hisse senetlerinden 10 tanesini seçerek bu hisse senetlerinin aylık getirilerini kullanmış ve bu getirilere Ortalama Mutlak Sapma modelini uygulamıştır. Elde ettiği portföylere risk karşılaştırması için Sharpe endeksini kullanmış ve sonuç olarak ortalama mutlak sapma modelinin belirli hedef getiriler için piyasaya oranla daha üstün performans gösterdiğini gözlemiştir.

Skolpadunget vd. (2007) bazı kısıtlar kullanarak portföy optimizasyon problemini çözmek için çok amaçlı genetik algoritmaların çeşitli tekniklerini kullanmışlardır. Çalışmalarında Vektör hesaplamalı genetik algoritma (VEGA), Bulanık VEGA, Çok amaçlı optimizasyonlu genetik algoritma (MOGA), Pareto güçlü evrimsel algoritma 2nd versiyon (SPEA2) ve baskın olmayan sıralanmış genetik algoritma 2nd versiyon (NSGA2) yi test etmişlerdir. Çalışmalarının sonucunda portföy optimizasyonu için

VEGA'nın amaçlarını birleştirerek bulanık mantık kullanmanın bu problemler için VEGA'nın (VEGA_Fuzzy1) performansını artırmıştır. MOGA ve SPEA2 daha karmaşık algoritmalar olduğu ancak daha iyi performans gösterdikleri tespit edilmiştir. SPEA2 göreceli olarak daha düşük nesil sayısında iyi performans verdiği gözlenmiştir.

Lin ve Gen (2007) çalışmalarında portföy optimizasyonunu çok bölümlü karar tabanlı çok amaçlı bir karmaşık problem olarak tanımlamışlardır. Problemi çözmek için iki fazdan önermişlerdir. Birinci amaç fonksiyonu beklenen getiriyi maksimize etmek ve ikinci amaç fonksiyon olarak portföyün riskini minimize etmek olmak üzere iki amaç fonksiyonu aynı anda uygulamışlardır. Bu yüzden çok bölümlü karar tabanlı genetik algoritmanın çok amaçlı portföy optimizasyon problemlerinde kullanılmasını önermişlerdir.

Keskintürk ve Diğerleri (2010) genetik algoritma kullanarak optimal portföyün seçiminde kaç hisse senedinden oluşması gerektiğini araştırmışlar. Bunun için 05.01.1999 ile 25.07.2000 tarihleri arasında IMKB-30 da işlem gören hisse senetlerinin haftalık kapanışlarına göre getirilerini kullanılmışlardır. Bu çalışmaya göre eşit ağırlıkta portföy seçimi yapıldığında 3 ile 17 arasında hisselerin seçiminin uygun olduğu, serbest ağırlıkta oluşturulan portföylerde ise 6 ile 11 arasında olması gerektiği sonucuna varmışlardır.

Chang vd. (2010) Haziran 2003-Ocak 2009 arasında Tayvan 50 endeksindeki verileri kullanarak optimum portföyü seçmek için Genetik algoritmayı kullanmışlardır. Ayrıca optimum portföyün getirisi ile bu dönemdeki faiz oranları getirilerini karşılaştırmışlar ve sonuç olarak riski azaltmak ve yüksek getiri elde etmek için portföyde 20 hisse senedinin olması gerektiğini ortaya koymuşlardır.

Eshlaghy vd. (2011)Tahran Borsasındaki 2001-2009 arasında 146 aktif şirketin aylık verileri kullanarak optimal portföyü oluşturmak için genetik ve parçacık sürü optimizasyonu tekniklerini karşılaştırmışlardır. Çalışma sonucunda her iki algoritmanın da portföy seçim ve optimizasyonunda verimli olduğu tespit edilmiştir. Ancak parçacık sürü algoritması ve genetik algoritmaya göre yakınsama ve zamanlama açısından daha hızlı gerçekleştiğini göstermişlerdir.

Özdemir (2011) yaptığı çalışmada IMKB-100 hisse senetlerinin 15.05.2008 ile 26.06.2009 arasında günlük kapanış fiyatlarını optimal portföyü oluşturmak için kullanmıştır. Bunun için önce genetik algoritma kullanarak optimal portföyde olması gereken hisse senetlerini seçmiş daha sonra Kuadratik programlama kullanarak genetik algoritmanın seçmiş olduğu hisse senetlerinin yatırım tutarlarını tespit etmiştir. Başka bir deyişle genetik algoritma ile hisse senetleri seçilmiş ağırlıkları ise kuadratik programlama ile bulmuştur. Genetik algoritma ile eşit ağırlıklı bir portföy oluşturmak için optimal portföyün büyüklüğünü 8 olarak bulmuştur.

İskenderoğlu ve Karadeniz (2011) çalışmalarında IMKB 30 ve IMKB 100 endeksinden daha az riske sahip portföy oluşturmayı amaçlamışlardır. Bunun için 02.01.2009 - 31.12.2009 arasındaki günlük kapanış fiyatları kullanılmış ve iyi çeşitlendirilmiş portföy için kaç hisse senedi olması gerektiği araştırılmıştır. Çalışmanın sonucunda eşit ağırlıklı oluşturulmuş portföy için 6-8 arasında hisse senedi olması gerektiği, riskin ve getirinin beraber alındığı değişim katsayısı açısından değerlendirildiğinde 2-6 arasında hisse senedinin IMKB 30 ve IMKB 100 den daha başarılı olduğunu ortaya koymuşlardır. IMKB 30 ve IMKB 100'den daha düşük riske sahip portföy oluşturabilmek için 5-10 arasında hisse senedinden oluşan bir portföy önermişlerdir.

Pandari vd. (2012) Tahran Borsası 50 büyük şirketten yüksek getirili ve sistematik ve sistematik olmayan riskleri en aza indiren en iyi portföyü oluşturmak için genetik algoritmayı kullanmışlardır. Mart 2008'e kadarki 72 ay için aylık verileri kullanarak yaptıkları çalışmada çok amaçlı genetik algoritma tabanlı model ile Markowitz'in klasik modelini karşılaştırmışlar ve Genetik algoritma ile oluşturulan portföyün Markowitz'in modelinden daha az getiri sağladığını tespit etmişlerdir.

Abay (2013) çalışmasında Markowitz programlama ile portföy seçim modelini IMKB 30 endeksindeki hisse senetleri üzerinde uygulama yapmıştır. IMKB 30 endeksindeki 20 hisse senedinin 2005 yılına ait 12 aylık getiri değerleri kullanarak kuadratik programlama ile aynı getiriye sahip daha düşük riskli portföyler ve endeks değeri ile aynı riske sahip fakat daha yüksek getiriye sahip portföyler elde etmiştir.

Pekkaya ve Albayrak (2013) IMKB 30 endeksinde yer alan hisse senetlerinin Ocak 1990-Haziran 2010 dönemi aylık kapanış fiyat bilgilerini kullandığı çalışmasında kesirli

bütünleşik modellerden elde ettiği öngörü verileri kullanarak optimize edilen portföylerin daha yüksek performans gösterip göstermeyeceğini test etmişlerdir. ARFIMA modeli ile getiri öngörülerini ve FIGARCH modeliyle varyans öngörü verilerini elde etmiş ve bu veri serilerini kullanarak 42 dönemlik dinamik portföy optimizasyonları oluşturmuşlardır. Bu portföylerin performanslarını klasik Markowitz beklenen getirileri kullanarak optimize edilen dinamik portföylerle karşılaştırmışlardır. Araştırmanın sonucunda, ABD kaynaklı "Mortgage Krizi"ni de içeren bu incelenen dönemde IMKB 30 endeks hisse senetleri bazında araştırma hipotezindeki görüşü destekleyen sonuçlara ulaşamamıştır.

Toraman ve Yürük (2014) çalışmalarında Markowitz kuadratik programlama tabanlı modelleme ile optimal portföy seçimi için BIST ulusal-100 endeksinde işlem gören şirketlerin hisse senetlerini incelemişlerdir. Çalışmada firmaların 02.08.2008-28.12.2012 tarihleri arasında haftalık düzeltilmiş getirileri kullanmışlardır. Çalışmada sonuç olarak iyi bir çeşitlendirme ile riskin azaltılmasının mümkün olabildiği ve yatırımcının beklenen kazancını artırabileceğini ve Markowitz modeli bir portföyde aynı kazanç seviyesinde daha az riskle aynı risk seviyesinde daha fazla kazanca sahip portföyler oluşturulabileceğini tespit etmiştir.

Zeren ve Baygın (2015) çalışmalarında Ocak 2010- Haziran 2013 arasında aylık verileri ve genetik algoritma kullanarak optimal portföyü seçmeye çalışmışlardır. Lamda (λ =risk katsayısı) değerinin 0.20 olduğu durumda optimal portföydeki hisse adedinin 18 olması gerektiğini tespit etmişlerdir.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4.UYGULAMA

Borsa İstanbul (BIST-30) endeksinde işlem gören hisse senetlerinden 01.01.2004 ile 01.12.2013 tarihleri arasında sürekli BIST-30 da işlem görmüş 21 hisse senedinin düzeltilmiş aylık kapanış fiyatları MATRIKS programından temin edilmiştir. BIST-30 hisse senetlerinden 9 tanesinin belirlenen dönemde verilerinin bulunmaması ya da işlem görmemesi sebebiyle analiz dışına çıkartılmıştır. Geriye kalan hisse senetlerinden 21 hisse senedinin isimleri Tablo 4.1'e yer almıştır.

Tablo 4.1. Uygulamada Kullanılan Hisse Senetlerinin İsimleri

KISALTMA	İSİM
AKBNK	AKBANK
ARCLK	ARÇELİK
DOHOL	DOĞAN HOLDİNG
ENKAİ	ENKA İNŞAAT
EREGL	EREĞLİ DEMİR ÇELİK
FROTO	FORD OTOSAN
GARAN	GARANTİ BANKASI
İSCTR	İŞ BANKASI
KCHOL	KOÇ HOLDİNG
KOZAA	KOZA MADENCİLİK
KRDMD	KARDEMİR D
MGROS	MİGROS TİCARET
PETKM	PETKİM
SAHOL	SABANCI HOLDİNG
SİSE	ŞİŞECAM
TCELL	TÜRKCELL
THYAO	TÜRK HAVA YOLLARI
TOASO	TOFAŞ OTO FABRİKALARI
TUPRS	TÜPRAŞ
ULKER	ÜLKER
YKBNK	YAPI KREDİ BANKASI

Analizde kullanılan bu hisse senetlerinin 120 aylık değerleri Tablo 4.2' de verilmiştir.

Tablo 4.2. Hisse Senetlerinin 120 Aylık Kapanış Değerleri

Tarih	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
01.01.2004	1,6	3,18	0,53	0,79	0,32	2,72	0,85	1,24	2,17	0,13	0,06	2,83	1,19	2,51	0,48	2,4	0,86	1,45	4,3	1,47	0,92
01.02.2004	1,71	3,69	0,65	0,83	0,35	2,72	0,99	1,45	2,17	0,14	0,07	2,8	1,05	2,71	0,58	2,93	0,94	1,67	3,94	3,3	0,99
01.03.2004	1,79	4,03	0,67	0,8	0,42	3,27	0,98	1,42	2,28	0,2	0,12	3,26	1,19	2,71	0,64	3,32	1,05	1,86	3,98	4,22	1,23
01.04.2004	1,69	3,69	0,55	0,67	0,34	3,33	0,9	1,24	1,92	0,17	0,14	2,76	1,06	2,41	0,6	2,73	0,91	1,81	3,67	3,45	1,01
01.05.2004	1,57	3,4	0,53	0,71	0,32	3,16	0,84	1,21	1,82	0,15	0,14	2,73	1,03	2,27	0,59	2,79	0,89	1,45	3,65	3,6	1,05
01.06.2004	1,74	3,57	0,55	0,75	0,32	3,29	0,92	1,32	1,98	0,15	0,14	2,85	1,03	2,37	0,66	3,3	0,86	1,45	3,97	3,34	1,18
01.07.2004	1,93	3,81	0,62	0,76	0,39	3,38	0,94	1,38	2,24	0,16	0,19	3,11	1,04	2,5	0,74	3,19	0,88	1,74	4,36	3,34	1,31
01.08.2004	2,04	3,81	0,68	0,74	0,44	3,47	1,02	1,4	2,41	0,16	0,21	3,21	1,06	2,62	0,82	2,92	0,86	1,86	4,73	3,7	1,2
01.09.2004	2,17	4,27	0,71	0,87	0,47	3,65	1,05	1,55	2,61	0,19	0,29	3,31	1,11	2,9	0,81	3,56	1,01	2,04	5,01	3,76	1,32
01.10.2004	2,12	4,34	0,7	0,91	0,5	3,62	1,19	1,72	2,65	0,19	0,29	3,58	1,49	2,88	0,89	4,81	1,16	2,03	5,54	3,64	1,11
01.11.2004	2,17	3,74	0,65	0,91	0,51	3,09	1,06	1,9	2,32	0,15	0,28	3,66	1,21	2,43	0,83	4,65	0,96	1,53	5,91	3,26	1,27
01.12.2004	2,66	4	0,75	0,92	0,52	3,31	1,29	2,1	2,61	0,16	0,27	4,43	1,28	2,82	0,92	4,99	0,93	1,55	5,58	3,35	1,41
01.01.2005	2,66	4,2	0,95	0,88	0,56	3,53	1,62	2,21	2,56	0,16	0,27	4,12	1,65	3,04	1	5,2	0,88	1,73	6,52	3,35	1,8
01.02.2005	2,55	4,2	0,98	1,02	0,59	3,53	1,8	2,56	2,58	0,25	0,27	4,16	1,78	2,98	1,03	5,02	0,88	1,6	6,93	3,45	1,92
01.03.2005	2,17	3,79	0,93	0,96	0,55	3,35	1,55	2,2	2,21	0,22	0,23	3,72	1,15	2,52	0,83	4,91	0,75	1,4	7,79	2,9	1,8
01.04.2005	2,2	3,06	0,78	1,02	0,51	3,05	1,5	2,02	1,95	0,24	0,19	3,78	0,99	2,17	0,75	4,51	0,63	1,04	7,13	2,23	1,69
01.05.2005	2,42	3,8	0,83	1,11	0,54	3,35	1,56	2,12	2,21	0,3	0,21	4,26	1,05	2,57	0,83	4,84	0,74	1,11	8,02	2,61	1,72
01.06.2005	2,55	4,2	0,89	1,1	0,57	3,47	1,74	2,23	2,25	0,38	0,22	4,18	1,14	2,83	0,98	4,5	0,88	1,34	8,81	2,66	1,7
01.07.2005	2,92	4,28	1,02	1,02	0,65	3,86	1,93	2,6	2,35	0,37	0,25	4,22	1,17	3,16	1,22	4,97	0,94	1,39	8,95	2,75	1,93
01.08.2005	3,16	4,2	1,02	1,1	0,72	3,9	2,01	2,75	2,68	0,41	0,23	4,62	1,15	3,27	1,17	5,01	0,88	1,39	9,5	2,74	1,93
01.09.2005	3,56	4,09	0,99	1,1	0,88	3,89	2,12	3,21	2,62	0,41	0,22	4,58	1,33	3,82	1,08	5,04	0,84	1,64	10,93	3,29	1,87

Tablo 4.2. (Devam) Hisse Senetlerinin 120 Aylık Kapanış Değerleri

Tarih	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
01.10.2005	3,34	4,25	0,89	1,11	0,72	4,02	2,12	3,21	2,16	0,39	0,19	4,74	1,28	3,46	0,98	4,84	0,79	1,64	10,65	2,91	1,68
01.11.2005	4,29	4,6	1,09	1,14	0,87	4,91	2,41	4,02	2,85	0,43	0,21	5,3	1,5	4,45	1,13	5,76	1	1,89	10,98	3,15	1,93
01.12.2005	4,37	4,97	1,16	1,25	0,89	5,01	2,59	4,02	2,72	0,72	0,25	5,26	1,53	4,21	1,18	5,59	0,99	1,86	11,44	3,28	2,1
01.01.2006	4,57	6,55	1,38	1,17	0,91	5,18	3,22	4,13	3,13	0,79	0,23	5,87	1,52	5,61	1,3	6,17	0,96	2,75	12,68	3,36	2,45
01.02.2006	5,33	6,5	1,85	1,38	0,88	5,4	3,14	4,3	3,43	0,94	0,28	6,99	1,44	5,72	1,58	6,47	1	2,87	11,64	3,8	2,57
01.03.2006	4,62	5,86	1,62	1,37	0,81	5,1	2,64	3,85	3,07	0,98	0,33	6,71	1,22	5,22	1,45	5,86	0,86	2,79	10,93	3,63	2,37
01.04.2006	4,49	5,92	1,66	1,53	0,78	5,8	2,91	3,87	3,11	0,78	0,31	7,39	1,2	5,15	1,47	5,72	0,85	2,78	12,91	3,4	2,6
01.05.2006	3,8	5,42	1,42	1,56	0,68	5,58	2,52	3,21	2,62	0,73	0,24	6,01	1,04	4,09	1,17	5,1	0,68	2,59	13,13	2,84	2,14
01.06.2006	3,79	5	1,6	1,74	0,77	4,66	2,1	2,72	2,23	0,63	0,23	5,87	1	3,58	1,09	6,09	0,64	2,78	13,13	2,24	2,01
01.07.2006	3,59	5,14	1,68	1,74	0,78	4,48	2,3	2,79	2,45	0,86	0,23	5,59	1,06	3,98	1,18	5,63	0,61	2,71	14	2,47	1,98
01.08.2006	3,99	5,22	1,71	1,83	0,73	4,61	2,29	2,95	2,57	0,87	0,23	6,52	1,03	4,64	1,13	5,71	0,6	2,68	13,26	2,57	2,4
01.09.2006	3,87	5,22	1,6	1,66	0,69	4,73	2,39	2,81	2,29	1,42	0,22	7,02	0,99	4,47	1,23	6,47	0,68	2,72	11,55	2,72	2,2
01.10.2006	4,14	5,17	1,71	1,84	0,86	4,92	2,86	3,3	2,67	1,33	0,24	7,76	1,09	5,14	1,42	6,59	0,77	3,23	11,99	2,86	2,35
01.11.2006	4,07	4,45	1,41	1,9	0,88	5,4	2,57	2,95	2,35	1,78	0,23	7,02	1,01	4,72	1,32	5,71	0,72	3,36	11,9	2,61	2,13
01.12.2006	4,29	4,62	1,24	2,26	0,92	5,45	2,5	3,17	2,6	1,78	0,23	8,46	1	4,64	1,26	6,01	0,71	3,29	11,99	2,6	2,06
01.01.2007	4,49	4,89	1,32	2,23	1,08	6,4	2,83	3,27	2,83	2,08	0,29	8,55	1,02	4,89	1,4	6,59	0,85	3,59	12,39	2,75	2,3
01.02.2007	4,64	5,28	1,28	2,52	1,18	5,78	2,88	3,27	2,9	1,72	0,32	8,13	1,23	4,76	1,44	6,01	0,88	3,52	13,51	3,31	2,57
01.03.2007	4,8	5,2	1,29	2,83	1,42	5,83	3,34	3,27	2,97	1,73	0,38	8,27	1,39	4,76	1,34	5,96	0,82	3,56	15,36	3,42	2,48
01.04.2007	5,16	5,64	1,45	3,06	1,61	5,85	3,6	3,27	3,19	1,47	0,38	7,49	1,5	5,05	1,32	6,61	0,98	4,06	13,88	3,78	2,52
01.05.2007	4,77	6,59	1,6	3,38	1,5	6,5	3,9	3,07	3,42	2,17	0,42	8,86	1,76	5,22	1,39	7,7	0,98	4,32	16,81	3,99	2,51
01.06.2007	4,71	6,54	1,47	3,38	1,42	6,15	3,95	3,07	3,26	2,61	0,41	10,31	1,75	5,56	1,4	7,7	1,13	4,35	16,94	3,99	2,46
01.07.2007	5,71	6,3	1,57	3,65	1,69	6,4	4,84	3,55	3,73	2,94	0,52	10,03	2,03	6,19	1,52	7,96	1,13	4,28	17,21	3,81	3,27

Tablo 4.2. (Devam) Hisse Senetlerinin 120 Aylık Kapanış Değerleri

Tarih	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
01.08.2007	5,35	5,29	1,39	3,23	1,82	6,25	4,49	3,17	3,7	2,85	0,52	10,13	1,93	6,11	1,42	8,22	1,06	4,08	16	3,78	3,15
01.09.2007	5,93	5,67	1,47	3,45	2,01	6,4	4,97	3,65	3,95	3,39	0,62	9,84	1,94	6,58	1,56	8,87	1,1	4,15	17,21	3,78	3,25
01.10.2007	6,84	5,15	1,43	4,1	2,01	7,17	5,75	3,97	3,95	3,14	0,6	9,56	1,89	6,75	1,49	9,74	0,97	4,21	17,75	3,71	3,82
01.11.2007	5,55	4,74	1,28	4,31	1,74	6,49	5,62	3,82	3,73	3,02	0,61	9,9	1,83	5,6	1,34	11,13	0,92	3,94	16,54	3,36	3,7
01.12.2007	5,61	4,71	1,24	4,62	1,83	6,33	5,65	3,67	3,95	3,24	0,62	10,84	1,68	5,47	1,37	11,13	1,01	4,21	18,42	3,73	3,47
01.01.2008	4,35	3,87	0,88	3,72	1,3	6,28	3,98	2,9	2,83	2,5	0,44	8,81	1,27	4,16	0,97	8,87	0,82	3,63	15,87	2,98	2,61
01.02.2008	4,22	4,05	0,86	4,19	1,55	6,07	3,92	2,82	2,88	2,24	0,53	9,19	1,43	4,71	1,11	10,53	0,85	3,91	16,81	2,99	2,32
01.03.2008	3,77	3,07	0,75	3,7	1,66	5,44	3,23	2,47	2,31	1,82	0,47	9,28	1,27	3,53	0,96	9,66	0,73	2,95	15,87	2,07	2,17
01.04.2008	4,47	3,3	0,86	3,97	2,01	6,65	3,68	3,08	2,73	1,93	0,56	9,75	1,37	4,04	1,15	8,87	0,84	3,33	18,56	2,31	2,39
01.05.2008	3,63	3,09	0,8	4,41	1,95	6,1	3,01	2,63	2,46	1,63	0,54	9,95	1,42	4,03	0,99	8,61	0,77	3,37	18,66	2,04	2,46
01.06.2008	2,85	2,59	0,83	4,25	2,5	4,85	2,57	2,09	2,39	1,4	0,52	9,85	0,98	3,63	0,76	6,28	0,58	2,53	17,28	2,11	1,89
01.07.2008	4,37	2,71	0,96	4,1	2,41	5,49	3,58	2,82	3,33	1,6	0,55	9,95	1,05	5,03	0,94	7,98	0,7	2,99	19,42	2,34	2,57
01.08.2008	4,14	2,8	0,96	3,2	2	5,1	3,25	2,97	2,96	1,42	0,51	10,53	1,07	4,34	0,94	7,13	0,76	2,84	17,13	2,47	2,57
01.09.2008	4,4	2,18	0,84	2,64	1,62	3,82	2,79	2,79	2,8	0,91	0,36	10,68	0,86	4,18	0,91	7,44	0,77	1,91	14,44	2,16	2,61
01.10.2008	3,51	1,33	0,68	1,74	1,18	2,93	2,3	2,23	2,03	0,58	0,24	8,14	0,82	3,21	0,72	6,82	0,56	1,27	11,93	1,66	1,85
01.11.2008	2,89	0,97	0,64	1,31	0,93	2,69	2,08	2,1	1,8	0,57	0,21	7,56	0,95	2,69	0,63	7,94	0,62	0,8	9,18	1,38	1,84
01.12.2008	3,21	1,25	0,57	1,58	1,03	2,66	2,37	2,14	1,87	0,55	0,23	6,68	0,9	3,04	0,63	7,85	0,67	0,82	9,91	1,42	2,03
01.01.2009	3,21	1,06	0,57	1,63	0,89	2,58	2,05	1,92	1,65	0,57	0,23	6,34	0,74	2,74	0,56	7,94	0,71	0,85	9,61	1,38	1,73
01.02.2009	2,64	1,05	0,46	1,87	0,86	2,55	1,89	1,71	1,52	0,87	0,23	6,19	0,78	2,14	0,55	7,58	0,65	0,87	9,48	1,33	1,59
01.03.2009	3,37	1,11	0,5	1,78	0,78	2,77	2,15	1,95	1,67	1	0,23	6,39	0,8	2,48	0,58	7,31	0,77	1,04	10,22	1,41	1,65
01.04.2009	4,28	1,62	0,58	2,07	0,97	3,47	3,07	2,45	2,09	1,11	0,32	9,36	0,9	3,56	0,73	7,36	0,92	1,43	11,37	1,92	2,09
01.05.2009	4,45	1,77	0,82	2,27	1,06	3,89	3,51	2,81	2,52	1,71	0,37	9,07	1,09	4,13	0,76	7,79	1,1	1,86	13,65	1,95	2,28

Tablo 4.2. (Devam) Hisse Senetlerinin 120 Aylık Kapanış Değerleri

Tarih	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
01.06.2009	4,76	1,89	1,02	2,21	1,11	3,89	3,82	2,69	2,28	1,8	0,38	8,53	1,27	3,86	0,8	8,17	1,45	1,99	13,36	2,09	2,2
01.07.2009	5,72	2,54	1,02	2,29	1,21	4,83	4,75	3,02	2,97	1,85	0,39	13,53	1,36	5,12	0,85	8,93	1,45	2,28	13,5	2,29	2,97
01.08.2009	5,93	3,48	1,29	2,77	1,49	5,77	5,07	3,53	3,41	1,93	0,45	19,79	1,4	5,4	1,01	9,32	1,8	2,78	15,99	2,82	3,05
01.09.2009	5,93	3,48	1,02	2,89	1,6	6,03	5,17	3,44	3,35	2,08	0,45	19,4	1,47	5,36	1,01	10,13	2,41	3,09	17,48	2,9	3,13
01.10.2009	5,66	4,01	1	2,79	1,43	6,16	5,08	3,41	3,29	2,45	0,43	17,77	1,43	5,17	1,01	9,56	2,63	2,81	18,48	2,87	3,01
01.11.2009	5,66	4,09	0,93	2,66	1,4	6,12	4,8	3,08	3,21	3,04	0,38	17,77	1,27	4,98	0,97	8,89	3,03	3,01	18,48	2,56	2,82
01.12.2009	6,52	4,74	1,03	3,16	1,57	6,48	5,87	3,73	3,79	3,02	0,46	18,92	1,43	5,36	1,19	10,13	3,56	3,49	21,14	2,87	3,17
01.01.2010	6,07	4,86	1,1	3,23	1,66	7,58	5,87	3,94	4,38	3,25	0,47	18,92	1,77	6,06	1,24	10,51	3,43	4,25	22,21	3,18	3,51
01.02.2010	5,38	4,21	1,05	2,77	1,47	6,62	5,27	3,71	3,95	2,31	0,42	18,54	1,59	5,45	1,15	8,65	3,06	3,62	19,9	2,76	3,2
01.03.2010	6,88	5,1	1,16	3,23	1,59	7,87	6,56	4,28	4,46	2,41	0,45	26,66	1,75	6,06	1,22	8,84	3,24	4,21	24,52	2,98	3,73
01.04.2010	6,97	5,48	1,11	3,3	1,63	9,05	6,77	4,67	4,93	2,49	0,52	26,66	2,31	6,34	1,29	9,22	3,08	4,87	25,45	3,06	4,11
01.05.2010	7,3	5,48	1,14	2,95	1,45	7,63	6,3	4,31	4,78	2,43	0,43	26,5	2,05	6,06	1,13	8,5	2,74	4,17	22,01	2,74	3,96
01.06.2010	7,16	5,56	1,01	3,09	1,41	7,9	6,21	4,44	4,74	2,36	0,42	27,75	2,07	6,06	1,15	8,25	2,79	4,17	22,2	3,48	4,17
01.07.2010	7,82	6,18	1,09	3,14	1,46	8,59	7,28	5,07	5,22	2,36	0,43	30,75	2,09	6,62	1,25	8,85	3,11	4,45	26,22	3,54	4,42
01.08.2010	7,58	6,02	1	3,14	1,54	8,97	6,91	5,03	5,22	2,46	0,45	29,25	2,09	6,53	1,51	9,65	3,42	4,83	26,22	3,53	4,4
01.09.2010	8,29	6,6	1,05	3,57	1,79	9,51	7,84	5,52	6,05	2,68	0,48	30,75	2,19	7,1	1,71	9,75	4,21	5,8	29,85	3,54	4,83
01.10.2010	8,43	6,6	1,04	3,71	1,88	10,04	8,22	5,79	6,01	2,72	0,53	30	2,41	7,48	1,77	10,4	4,24	6,15	29,47	3,84	5,31
01.11.2010	7,96	6,44	1,06	3,08	1,76	10,27	7,79	5,23	6,2	2,65	0,49	27	2,22	7,02	1,69	10,2	3,89	6,09	27,94	3,82	5,02
01.12.2010	8,03	6,47	1,12	3,26	1,77	10,31	7,3	4,94	6,6	2,89	0,55	29,4	2,27	6,81	1,8	10,55	3,85	6,15	29,55	4,51	4,69
01.01.2011	7,04	6,92	1,1	3,43	1,75	10,51	6,67	4,53	5,74	2,71	0,58	32,8	2,21	6,45	2,19	9,82	3,69	6,7	31,84	4,56	4,53
01.02.2011	7	6,16	1,18	2,99	1,72	10,71	6,61	4,47	5,88	2,73	0,56	33,1	2,21	6,08	1,83	8,96	3,19	5,97	30,47	4,23	4,31

Tablo 4.2. (Devam) Hisse Senetlerinin 120 Aylık Kapanış Değerleri

Tarih	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sis	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
01.03.2011	7,15	6,23	1,2	3,38	1,94	11,66	6,74	4,44	6,3	2,97	0,63	34,7	2,24	6,79	2,3	9,14	3,07	6,74	34,75	4,61	4,28
01.04.2011	7,53	7,54	1,21	3,77	2,16	12,96	7,49	4,99	7,39	3,39	0,66	26,3	2,52	7,7	2,47	8,98	3,2	7,16	40,44	4,99	4,62
01.05.2011	7,06	7,24	1,07	3,31	2,02	11,5	6,76	4,62	6,54	2,83	0,64	20,1	2,38	6,79	2,85	8,88	3,03	6,32	34,3	4,78	3,9
01.06.2011	7,15	7,24	0,9	3,22	2,08	11,7	6,99	4,62	6,3	3,02	0,68	18,95	2,34	6,58	2,69	8,72	3,03	6,06	32,58	4,67	3,94
01.07.2011	7,04	6,74	0,87	3,01	2	11,16	7,09	4,49	6,39	3,11	0,72	19,35	2,41	6,39	2,8	8,76	2,69	5,73	33,64	4,52	3,89
01.08.2011	6,1	5,24	0,66	2,53	1,66	9,57	5,95	4,09	5,51	2,68	0,61	14,25	2,2	5,87	2,42	7,62	2,04	4,62	26,6	4,42	3,28
01.09.2011	7	6,39	0,64	2,93	1,63	10,95	6,88	4,46	6,25	2,5	0,61	15,1	2,29	6,27	2,7	8,56	2,33	5,44	31,51	4,57	3,99
01.10.2011	6,16	5,93	0,65	2,98	1,83	11,33	5,93	3,83	5,71	2,55	0,59	15,7	2,31	5,85	2,57	8,72	2,19	5,6	32,74	4,65	3,2
01.11.2011	6,16	5,39	0,53	2,95	1,71	12,82	5,95	3,5	5,71	1,91	0,56	14,2	2,03	5,56	2,35	9,08	2,05	5,47	34,05	4,53	2,96
01.12.2011	5,74	5,34	0,53	2,67	1,64	13,44	5,61	3,07	5,13	1,65	0,55	12,65	1,88	5,21	2,16	8,88	1,81	4,85	32,74	4,47	2,6
01.01.2012	6,37	6,72	0,61	3,17	1,95	13,97	6,1	3,44	6,25	2,39	0,6	13,6	1,95	6,56	2,77	9,12	2,01	6,18	33,15	4,42	3,19
01.02.2012	6,7	7,02	0,72	3,25	2,05	14,45	6,31	3,86	6,57	2,9	0,64	16,35	2,1	7,29	2,69	9,6	2,28	6,09	35,36	4,5	3,22
01.03.2012	6,68	6,95	0,84	3,7	1,76	14,76	6,71	4,07	6,54	3,17	0,68	16,25	2,12	7,39	2,57	9,12	2,22	6,24	37,24	4,67	3,48
01.04.2012	6,31	7,11	0,83	3,58	1,75	15,09	6,14	3,83	6	3,44	0,69	17,35	2	7,04	2,28	8,78	2,3	6,81	32,94	4,4	3,14
01.05.2012	5,52	7,22	0,71	2,98	1,66	15,09	5,82	3,58	5,37	3,13	0,62	15,6	1,79	7,21	1,96	8,14	2,16	5,55	31,15	5,9	2,81
01.06.2012	6,41	8,44	0,8	3,59	1,55	15,33	6,92	4,57	6,67	3,87	0,77	17,9	1,99	7,44	2,28	9,16	2,72	6,77	34,74	6,54	3,58
01.07.2012	6,54	8,22	0,81	3,85	1,52	16,12	6,82	5,01	6,76	4,23	0,86	19,15	1,98	7,72	2,14	10,05	2,93	7,24	35,54	7,07	3,58
01.08.2012	6,95	9,29	0,84	3,73	1,57	16,68	7,6	5,28	7,15	4,12	0,89	19,05	1,97	7,66	2,28	10,8	3,08	7,7	37,34	7,82	4,09
01.09.2012	6,87	8,83	0,72	3,33	1,7	17,38	7,3	5,37	6,94	4,35	0,9	18,7	1,98	7,72	2,13	10,95	3,22	7,94	36,8	7,18	4,13
01.10.2012	8,36	10,94	0,78	3,55	1,64	17,81	8,34	5,81	8,13	4,55	1,02	19,05	2,02	9,26	2,24	10,95	3,55	8,75	39,31	7,67	4,44
01.11.2012	8,11	10,02	0,86	3,55	1,73	17,71	8,26	5,49	7,9	5,5	0,92	19	2,18	9,03	2,25	10,75	4,5	9,53	42,81	8,35	4,55
01.12.2012	8,52	10,8	0,92	3,95	1,89	20,71	9,02	5,89	8,95	5,66	0,97	21,5	2,73	9,6	2,52	11,55	5,35	9,14	46,22	9,11	5,02

Tablo 4.2. (Devam) Hisse Senetlerinin 120 Aylık Kapanış Değerleri

Tarih	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
01.01.2013	8,62	10,62	1,08	3,94	1,93	19,36	8,59	6,19	8,87	5,04	1,22	20,3	3,02	9,94	2,62	10,95	5,59	9,27	43,53	9,43	4,98
01.02.2013	8,46	10,53	1,08	4,08	1,79	20,52	8,38	6,12	9,14	4,81	1,19	21,7	3,05	9,6	2,51	11,95	6,38	9,75	45,24	10,7	4,9
01.03.2013	9,3	12	1,08	4,22	1,8	25,46	9,41	6,63	10,14	5,18	1,29	22,65	3,08	10,62	2,67	12,15	6,4	11,41	49,37	12,87	5,48
01.04.2013	9,26	13,43	1,21	4,13	1,79	24,9	9,64	6,74	10,67	4,46	1,56	23,25	3,07	11,02	2,6	11,1	6,38	11,86	48,24	14,96	5,44
01.05.2013	8,79	13,67	1,06	4,54	1,99	28,5	9,58	6,78	10,47	4,12	1,25	23,4	3	11,86	2,76	11,55	7,57	13,33	48,34	13,98	5,48
01.06.2013	7,72	12,27	0,97	4,19	1,77	26,6	8,31	5,55	9,1	2,86	1,11	19,75	2,79	10,03	2,34	11,2	7,5	11,43	45,44	13,64	4,29
01.07.2013	7,31	12,42	0,95	4,63	1,71	27,7	7,48	5	8,39	3,14	1,08	20,5	2,67	9,55	2,52	11,3	8,16	12,19	39,95	12,77	4,13
01.08.2013	6,66	9,91	0,86	4,23	1,96	25,5	6,95	4,65	8,1	3,22	0,93	16,45	2,66	8,6	2,39	10,7	6,32	10,01	37,82	10,33	3,97
01.09.2013	7,31	11,31	0,88	5,18	2,27	27,8	7,86	5,2	9,16	4,12	1,05	16,95	2,68	9,64	2,52	11,9	7,7	11,67	41,2	13,45	4,4
01.10.2013	7,71	12,27	0,9	5,05	2,46	28,1	7,94	5,34	9,63	4,36	1,17	17,8	3,1	9,37	2,67	12,4	7,82	12,57	43,71	14,91	4,53
01.11.2013	7,27	13,09	0,84	5,79	2,48	26	7,52	5,06	9,38	4,17	1,22	18,05	3,01	9,11	2,49	12,25	7,48	12,57	44,29	16,18	4,22
01.12.2013	6,58	11,69	0,72	5,2	2,39	22,7	7,53	4,53	8,65	2,42	0,98	16	2,69	8,54	2,47	11,35	6,44	12,71	41,39	14,81	3,64

Tablo 4.3. Hisse Senetlerinin Aylık Getirileri

	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
Dönem	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21
1	0,0687	0,1604	0,2264	0,0506	0,0937	0,0000	0,1647	0,1694	0,0000	0,0769	0,1667	-0,0106	-0,1176	0,0797	0,2083	0,2208	0,0930	0,1517	-0,0837	1,2449	0,0761
2	0,0468	0,0921	0,0308	-0,0361	0,2000	0,2022	-0,0101	-0,0207	0,0507	0,4286	0,7143	0,1643	0,1333	0,0000	0,1034	0,1331	0,1170	0,1138	0,0102	0,2788	0,2424
3	-0,0559	-0,0844	-0,1791	-0,1625	-0,1905	0,0183	-0,0816	-0,1268	-0,1579	-0,1500	0,1667	-0,1534	-0,1092	-0,1107	-0,0625	-0,1777	-0,1333	-0,0269	-0,0779	-0,1825	-0,1789
4	-0,0710	-0,0786	-0,0364	0,0597	-0,0588	-0,0511	-0,0667	-0,0242	-0,0521	-0,1176	0,0000	-0,0109	-0,0283	-0,0581	-0,0167	0,0220	-0,0220	-0,1989	-0,0054	0,0435	0,0396
5	0,1083	0,0500	0,0377	0,0563	0,0000	0,0411	0,0952	0,0909	0,0879	0,0000	0,0000	0,0440	0,0000	0,0441	0,1186	0,1828	-0,0337	0,0000	0,0877	-0,0722	0,1238
6	0,1092	0,0672	0,1273	0,0133	0,2188	0,0274	0,0217	0,0455	0,1313	0,0667	0,3571	0,0912	0,0097	0,0549	0,1212	-0,0333	0,0233	0,2000	0,0982	0,0000	0,1102
7	0,0570	0,0000	0,0968	-0,0263	0,1282	0,0266	0,0851	0,0145	0,0759	0,0000	0,1053	0,0322	0,0192	0,0480	0,1081	-0,0846	-0,0227	0,0690	0,0849	0,1078	-0,0840
8	0,0637	0,1207	0,0441	0,1757	0,0682	0,0519	0,0294	0,1071	0,0830	0,1875	0,3810	0,0312	0,0472	0,1069	-0,0122	0,2192	0,1744	0,0968	0,0592	0,0162	0,1000
9	-0,0230	0,0164	-0,0141	0,0460	0,0638	-0,0082	0,1333	0,1097	0,0153	0,0000	0,0000	0,0816	0,3423	-0,0069	0,0988	0,3511	0,1485	-0,0049	0,1058	-0,0319	-0,1591
10	0,0236	-0,1382	-0,0714	0,0000	0,0200	-0,1464	-0,1092	0,1047	-0,1245	-0,2105	-0,0345	0,0223	-0,1879	-0,1563	-0,0674	-0,0333	-0,1724	-0,2463	0,0668	-0,1044	0,1441
11	0,2258	0,0695	0,1538	0,0110	0,0196	0,0712	0,2170	0,1053	0,1250	0,0667	-0,0357	0,2104	0,0579	0,1605	0,1084	0,0731	-0,0312	0,0131	-0,0558	0,0276	0,1102
12	0,0000	0,0500	0,2667	-0,0435	0,0769	0,0665	0,2558	0,0524	-0,0192	0,0000	0,0000	-0,0700	0,2891	0,0780	0,0870	0,0421	-0,0538	0,1161	0,1685	0,0000	0,2766
13	-0,0414	0,0000	0,0316	0,1591	0,0536	0,0000	0,1111	0,1584	0,0078	0,5625	0,0000	0,0097	0,0788	-0,0197	0,0300	-0,0346	0,0000	-0,0751	0,0629	0,0299	0,0667
14	-0,1490	-0,0976	-0,0510	-0,0588	-0,0678	-0,0510	-0,1389	-0,1406	-0,1434	-0,1200	-0,1481	-0,1058	-0,3539	-0,1544	-0,1942	-0,0219	-0,1477	-0,1250	0,1241	-0,1594	-0,0625
15	0,0138	-0,1926	-0,1613	0,0625	-0,0727	-0,0896	-0,0323	-0,0818	-0,1176	0,0909	-0,1739	0,0161	-0,1391	-0,1389	-0,0964	-0,0815	-0,1600	-0,2571	-0,0847	-0,2310	-0,0611
16	0,1000	0,2418	0,0641	0,0882	0,0588	0,0984	0,0400	0,0495	0,1333	0,2500	0,1053	0,1270	0,0606	0,1843	0,1067	0,0732	0,1746	0,0673	0,1248	0,1704	0,0178
17	0,0537	0,1053	0,0723	-0,0090	0,0556	0,0358	0,1154	0,0519	0,0181	0,2667	0,0476	-0,0188	0,0857	0,1012	0,1807	-0,0702	0,1892	0,2072	0,0985	0,0192	-0,0116
18	0,1451	0,0190	0,1461	-0,0727	0,1404	0,1124	0,1092	0,1659	0,0444	-0,0263	0,1364	0,0096	0,0263	0,1166	0,2449	0,1044	0,0682	0,0373	0,0159	0,0338	0,1353
19	0,0822	-0,0187	0,0000	0,0784	0,1077	0,0104	0,0415	0,0577	0,1404	0,1081	-0,0800	0,0948	-0,0171	0,0348	-0,0410	0,0080	-0,0638	0,0000	0,0615	-0,0036	0,0000
20	0,1266	-0,0262	-0,0294	0,0000	0,2222	-0,0026	0,0547	0,1673	-0,0224	0,0000	-0,0435	-0,0087	0,1565	0,1682	-0,0769	0,0060	-0,0455	0,1799	0,1505	0,2007	-0,0311
21	-0,0618	0,0391	-0,1010	0,0091	-0,1818	0,0334	0,0000	0,0000	-0,1756	-0,0488	-0,1364	0,0349	-0,0376	-0,0942	-0,0926	-0,0397	-0,0595	0,0000	-0,0256	-0,1155	-0,1016

Tablo 4.3. (Devam) Hisse Senetlerinin Aylık Getirileri

Dönem	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sis	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
22	0,2844	0,0824	0,2247	0,0270	0,2083	0,2214	0,1368	0,2523	0,3194	0,1026	0,1053	0,1181	0,1719	0,2861	0,1531	0,1901	0,2658	0,1524	0,0310	0,0825	0,1488
23	0,0186	0,0804	0,0642	0,0965	0,0230	0,0204	0,0747	0,0000	-0,0456	0,6744	0,1905	-0,0075	0,0200	-0,0539	0,0442	-0,0295	-0,0100	-0,0159	0,0419	0,0413	0,0881
24	0,0458	0,3179	0,1897	-0,0640	0,0225	0,0339	0,2432	0,0274	0,1507	0,0972	-0,0800	0,1160	-0,0065	0,3325	0,1017	0,1038	-0,0303	0,4785	0,1084	0,0244	0,1667
25	0,1663	-0,0076	0,3406	0,1795	-0,0330	0,0425	-0,0248	0,0412	0,0958	0,1899	0,2174	0,1908	-0,0526	0,0196	0,2154	0,0486	0,0417	0,0436	-0,0820	0,1310	0,0490
26	-0,1332	-0,0985	-0,1243	-0,0072	-0,0795	-0,0556	-0,1592	-0,1047	-0,1050	0,0426	0,1786	-0,0401	-0,1528	-0,0874	-0,0823	-0,0943	-0,1400	-0,0279	-0,0610	-0,0447	-0,0778
27	-0,0281	0,0102	0,0247	0,1168	-0,0370	0,1373	0,1023	0,0052	0,0130	-0,2041	-0,0606	0,1013	-0,0164	-0,0134	0,0138	-0,0239	-0,0116	-0,0036	0,1812	-0,0634	0,0970
28	-0,1537	-0,0845	-0,1446	0,0196	-0,1282	-0,0379	-0,1340	-0,1705	-0,1576	-0,0641	-0,2258	-0,1867	-0,1333	-0,2058	-0,2041	-0,1084	-0,2000	-0,0683	0,0170	-0,1647	-0,1769
29	-0,0026	-0,0775	0,1268	0,1154	0,1324	-0,1649	-0,1667	-0,1526	-0,1489	-0,1370	-0,0417	-0,0233	-0,0385	-0,1247	-0,0684	0,1941	-0,0588	0,0734	0,0000	-0,2113	-0,0607
30	-0,0528	0,0280	0,0500	0,0000	0,0130	-0,0386	0,0952	0,0257	0,0987	0,3651	0,0000	-0,0477	0,0600	0,1117	0,0826	-0,0755	-0,0469	-0,0252	0,0663	0,1027	-0,0149
31	0,1114	0,0156	0,0179	0,0517	-0,0641	0,0290	-0,0043	0,0573	0,0490	0,0116	0,0000	0,1664	-0,0283	0,1658	-0,0424	0,0142	-0,0164	-0,0111	-0,0529	0,0405	0,2121
32	-0,0301	0,0000	-0,0643	-0,0929	-0,0548	0,0260	0,0437	-0,0475	-0,1089	0,6322	-0,0435	0,0767	-0,0388	-0,0366	0,0885	0,1331	0,1333	0,0149	-0,1290	0,0584	-0,0833
33	0,0698	-0,0096	0,0687	0,1084	0,2464	0,0402	0,1967	0,1744	0,1659	-0,0634	0,0909	0,1054	0,1010	0,1499	0,1545	0,0185	0,1324	0,1875	0,0381	0,0515	0,0682
34	-0,0169	-0,1393	-0,1754	0,0326	0,0233	0,0976	-0,1014	-0,1061	-0,1199	0,3383	-0,0417	-0,0954	-0,0734	-0,0817	-0,0704	-0,1335	-0,0649	0,0402	-0,0075	-0,0874	-0,0936
35	0,0541	0,0382	-0,1206	0,1895	0,0455	0,0093	-0,0272	0,0746	0,1064	0,0000	0,0000	0,2051	-0,0099	-0,0169	-0,0455	0,0525	-0,0139	-0,0208	0,0076	-0,0038	-0,0329
36	0,0466	0,0584	0,0645	-0,0133	0,1739	0,1743	0,1320	0,0315	0,0885	0,1685	0,2609	0,0106	0,0200	0,0539	0,1111	0,0965	0,1972	0,0912	0,0334	0,0577	0,1165
37	0,0334	0,0798	-0,0303	0,1300	0,0926	-0,0969	0,0177	0,0000	0,0247	-0,1731	0,1034	-0,0491	0,2059	-0,0266	0,0286	-0,0880	0,0353	-0,0195	0,0904	0,2036	0,1174
38	0,0345	-0,0152	0,0078	0,1230	0,2034	0,0087	0,1597	0,0000	0,0241	0,0058	0,1875	0,0172	0,1301	0,0000	-0,0694	-0,0083	-0,0682	0,0114	0,1369	0,0332	-0,0350
39	0,0750	0,0846	0,1240	0,0813	0,1338	0,0034	0,0778	0,0000	0,0741	-0,1503	0,0000	-0,0943	0,0791	0,0609	-0,0149	0,1091	0,1951	0,1404	-0,0964	0,1053	0,0161
40	-0,0756	0,1684	0,1034	0,1046	-0,0683	0,1111	0,0833	-0,0612	0,0721	0,4762	0,1053	0,1829	0,1733	0,0337	0,0530	0,1649	0,0000	0,0640	0,2111	0,0556	-0,0040
41	-0,0126	-0,0076	-0,0813	0,0000	-0,0533	-0,0538	0,0128	0,0000	-0,0468	0,2028	-0,0238	0,1637	-0,0057	0,0651	0,0072	0,0000	0,1531	0,0069	0,0077	0,0000	-0,0199
42	0,2123	-0,0367	0,0680	0,0799	0,1901	0,0407	0,2253	0,1564	0,1442	0,1264	0,2683	-0,0272	0,1600	0,1133	0,0857	0,0338	0,0000	-0,0161	0,0159	-0,0451	0,3293
43	-0,0630	-0,1603	-0,1146	-0,1151	0,0769	-0,0234	-0,0723	-0,1070	-0,0080	-0,0306	0,0000	0,0100	-0,0493	-0,0129	-0,0658	0,0327	-0,0619	-0,0467	-0,0703	-0,0079	-0,0367
44	0,1084	0,0718	0,0576	0,0681	0,1044	0,0240	0,1069	0,1514	0,0676	0,1895	0,1923	-0,0286	0,0052	0,0769	0,0986	0,0791	0,0377	0,0172	0,0756	0,0000	0,0317

Tablo 4.3. (Devam) Hisse Senetlerinin Aylık Getirileri

Dönem	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
45	0,1535	-0,0917	-0,0272	0,1884	0,0000	0,1203	0,1569	0,0877	0,0000	-0,0737	-0,0323	-0,0285	-0,0258	0,0258	-0,0449	0,0981	-0,1182	0,0145	0,0314	-0,0185	0,1754
46	-0,1886	-0,0796	-0,1049	0,0512	-0,1343	-0,0948	-0,0226	-0,0378	-0,0557	-0,0382	0,0167	0,0356	-0,0317	-0,1704	-0,1007	0,1427	-0,0515	-0,0641	-0,0682	-0,0943	-0,0314
47	0,0108	-0,0063	-0,0313	0,0719	0,0517	-0,0247	0,0053	-0,0393	0,0590	0,0728	0,0164	0,0949	-0,0820	-0,0232	0,0224	0,0000	0,0978	0,0685	0,1137	0,1101	-0,0622
48	-0,2246	-0,1783	-0,2903	-0,1948	-0,2896	-0,0079	-0,2956	-0,2098	-0,2835	-0,2284	-0,2903	-0,1873	-0,2440	-0,2395	-0,2920	-0,2031	-0,1881	-0,1378	-0,1384	-0,2011	-0,2478
49	-0,0299	0,0465	-0,0227	0,1263	0,1923	-0,0334	-0,0151	-0,0276	0,0177	-0,1040	0,2045	0,0431	0,1260	0,1322	0,1443	0,1871	0,0366	0,0771	0,0592	0,0034	-0,1111
50	-0,1066	-0,2420	-0,1279	-0,1169	0,0710	-0,1038	-0,1760	-0,1241	-0,1979	-0,1875	-0,1132	0,0098	-0,1119	-0,2505	-0,1351	-0,0826	-0,1412	-0,2455	-0,0559	-0,3077	-0,0647
51	0,1857	0,0749	0,1467	0,0730	0,2108	0,2224	0,1393	0,2470	0,1818	0,0604	0,1915	0,0506	0,0787	0,1445	0,1979	-0,0818	0,1507	0,1288	0,1695	0,1159	0,1014
52	-0,1879	-0,0636	-0,0698	0,1108	-0,0299	-0,0827	-0,1821	-0,1461	-0,0989	-0,1554	-0,0357	0,0205	0,0365	-0,0025	-0,1391	-0,0293	-0,0833	0,0120	0,0054	-0,1169	0,0293
53	-0,2149	-0,1618	0,0375	-0,0363	0,2821	-0,2049	-0,1462	-0,2053	-0,0285	-0,1411	-0,0370	-0,0101	-0,3099	-0,0993	-0,2323	-0,2706	-0,2468	-0,2493	-0,0740	0,0343	-0,2317
54	0,5333	0,0463	0,1566	-0,0353	-0,0360	0,1320	0,3930	0,3493	0,3933	0,1429	0,0577	0,0102	0,0714	0,3857	0,2368	0,2707	0,2069	0,1818	0,1238	0,1090	0,3598
55	-0,0526	0,0332	0,0000	-0,2195	-0,1701	-0,0710	-0,0922	0,0532	-0,1111	-0,1125	-0,0727	0,0583	0,0190	-0,1372	0,0000	-0,1065	0,0857	-0,0502	-0,1179	0,0556	0,0000
56	0,0628	-0,2214	-0,1250	-0,1750	-0,1900	-0,2510	-0,1415	-0,0606	-0,0541	-0,3592	-0,2941	0,0142	-0,1963	-0,0369	-0,0319	0,0435	0,0132	-0,3275	-0,1570	-0,1255	0,0156
57	-0,2023	-0,3899	-0,1905	-0,3409	-0,2716	-0,2330	-0,1756	-0,2007	-0,2750	-0,3626	-0,3333	-0,2378	-0,0465	-0,2321	-0,2088	-0,0833	-0,2727	-0,3351	-0,1738	-0,2315	-0,2912
58	-0,1766	-0,2707	-0,0588	-0,2471	-0,2119	-0,0819	-0,0957	-0,0583	-0,1133	-0,0172	-0,1250	-0,0713	0,1585	-0,1620	-0,1250	0,1642	0,1071	-0,3701	-0,2305	-0,1687	-0,0054
59	0,1107	0,2887	-0,1094	0,2061	0,1075	-0,0112	0,1394	0,0190	0,0389	-0,0351	0,0952	-0,1164	-0,0526	0,1301	0,0000	-0,0113	0,0806	0,0250	0,0795	0,0290	0,1033
60	0,0000	-0,1520	0,0000	0,0316	-0,1359	-0,0301	-0,1350	-0,1028	-0,1176	0,0364	0,0000	-0,0509	-0,1778	-0,0987	-0,1111	0,0115	0,0597	0,0366	-0,0303	-0,0282	-0,1478
61	-0,1776	-0,0094	-0,1930	0,1472	-0,0337	-0,0116	-0,0780	-0,1094	-0,0788	0,5263	0,0000	-0,0237	0,0541	-0,2190	-0,0179	-0,0453	-0,0845	0,0235	-0,0135	-0,0362	-0,0809
62	0,2765	0,0571	0,0870	-0,0481	-0,0930	0,0863	0,1376	0,1404	0,0987	0,1494	0,0000	0,0323	0,0256	0,1589	0,0545	-0,0356	0,1846	0,1954	0,0781	0,0602	0,0377
63	0,2700	0,4595	0,1600	0,1629	0,2436	0,2527	0,4279	0,2564	0,2515	0,1100	0,3913	0,4648	0,1250	0,4355	0,2586	0,0068	0,1948	0,3750	0,1125	0,3617	0,2667
64	0,0397	0,0926	0,4138	0,0966	0,0928	0,1210	0,1433	0,1469	0,2057	0,5405	0,1563	-0,0310	0,2111	0,1601	0,0411	0,0584	0,1957	0,3007	0,2005	0,0156	0,0909
65	0,0697	0,0678	0,2439	-0,0264	0,0472	0,0000	0,0883	-0,0427	-0,0952	0,0526	0,0270	-0,0595	0,1651	-0,0654	0,0526	0,0488	0,3182	0,0699	-0,0212	0,0718	-0,0351
66	0,2017	0,3439	0,0000	0,0362	0,0901	0,2416	0,2435	0,1227	0,3026	0,0278	0,0263	0,5862	0,0709	0,3264	0,0625	0,0930	0,0000	0,1457	0,0105	0,0957	0,3500
67	0,0367	0,3701	0,2647	0,2096	0,2314	0,1946	0,0674	0,1689	0,1481	0,0432	0,1538	0,4627	0,0294	0,0547	0,1882	0,0437	0,2414	0,2193	0,1844	0,2314	0,0269

Tablo 4.3. (Devam) Hisse Senetlerinin Aylık Getirileri

Dönem	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
68	0,0000	0,0000	-0,2093	0,0433	0,0738	0,0451	0,0197	-0,0255	-0,0176	0,0777	0,0000	-0,0197	0,0500	-0,0074	0,0000	0,0869	0,3389	0,1115	0,0932	0,0284	0,0262
69	-0,0455	0,1523	-0,0196	-0,0346	-0,1063	0,0216	-0,0174	-0,0087	-0,0179	0,1779	-0,0444	-0,0840	-0,0272	-0,0354	0,0000	-0,0563	0,0913	-0,0906	0,0572	-0,0103	-0,0383
70	0,0000	0,0200	-0,0700	-0,0466	-0,0210	-0,0065	-0,0551	-0,0968	-0,0243	0,2408	-0,1163	0,0000	-0,1119	-0,0368	-0,0396	-0,0701	0,1521	0,0712	0,0000	-0,1080	-0,0631
71	0,1519	0,1589	0,1075	0,1880	0,1214	0,0588	0,2229	0,2110	0,1807	-0,0066	0,2105	0,0647	0,1260	0,0763	0,2268	0,1395	0,1749	0,1595	0,1439	0,1211	0,1241
72	-0,0690	0,0253	0,0680	0,0222	0,0573	0,1698	0,0000	0,0563	0,1557	0,0762	0,0217	0,0000	0,2378	0,1306	0,0420	0,0375	-0,0365	0,2178	0,0506	0,1080	0,1073
73	-0,1137	-0,1337	-0,0455	-0,1424	-0,1145	-0,1266	-0,1022	-0,0584	-0,0982	-0,2892	-0,1064	-0,0201	-0,1017	-0,1007	-0,0726	-0,1770	-0,1079	-0,1482	-0,1040	-0,1321	-0,0883
74	0,2788	0,2114	0,1048	0,1661	0,0816	0,1888	0,2448	0,1536	0,1291	0,0433	0,0714	0,4380	0,1006	0,1119	0,0609	0,0220	0,0588	0,1630	0,2322	0,0797	0,1656
75	0,0131	0,0745	-0,0431	0,0217	0,0252	0,1499	0,0320	0,0911	0,1054	0,0332	0,1556	0,0000	0,3200	0,0462	0,0574	0,0430	-0,0494	0,1568	0,0379	0,0268	0,1019
76	0,0473	0,0000	0,0270	-0,1061	-0,1104	-0,1569	-0,0694	-0,0771	-0,0304	-0,0241	-0,1731	-0,0060	-0,1126	-0,0442	-0,1240	-0,0781	-0,1104	-0,1437	-0,1352	-0,1046	-0,0365
77	-0,0192	0,0146	-0,1140	0,0475	-0,0276	0,0354	-0,0143	0,0302	-0,0084	-0,0288	-0,0233	0,0472	0,0098	0,0000	0,0177	-0,0294	0,0182	0,0000	0,0086	0,2701	0,0530
78	0,0922	0,1115	0,0792	0,0162	0,0355	0,0873	0,1723	0,1419	0,1013	0,0000	0,0238	0,1081	0,0097	0,0924	0,0870	0,0727	0,1147	0,0671	0,1811	0,0172	0,0600
79	-0,0307	-0,0259	-0,0826	0,0000	0,0548	0,0442	-0,0508	-0,0079	0,0000	0,0424	0,0465	-0,0488	0,0000	-0,0136	0,2080	0,0904	0,0997	0,0854	0,0000	-0,0028	-0,0045
80	0,0937	0,0963	0,0500	0,1369	0,1623	0,0602	0,1346	0,0974	0,1590	0,0894	0,0667	0,0513	0,0478	0,0873	0,1325	0,0104	0,2310	0,2008	0,1384	0,0028	0,0977
81	0,0169	0,0000	-0,0095	0,0392	0,0503	0,0557	0,0485	0,0489	-0,0066	0,0149	0,1042	-0,0244	0,1005	0,0535	0,0351	0,0667	0,0071	0,0603	-0,0127	0,0847	0,0994
82	-0,0558	-0,0242	0,0192	-0,1698	-0,0638	0,0229	-0,0523	-0,0967	0,0316	-0,0257	-0,0755	-0,1000	-0,0788	-0,0615	-0,0452	-0,0192	-0,0825	-0,0098	-0,0519	-0,0052	-0,0546
83	0,0088	0,0047	0,0566	0,0584	0,0057	0,0039	-0,0629	-0,0554	0,0645	0,0906	0,1224	0,0889	0,0225	-0,0299	0,0651	0,0343	-0,0103	0,0099	0,0576	0,1806	-0,0657
84	-0,1233	0,0696	-0,0179	0,0521	-0,0113	0,0194	-0,0863	-0,0830	-0,1303	-0,0623	0,0545	0,1156	-0,0264	-0,0529	0,2167	-0,0692	-0,0416	0,0894	0,0775	0,0111	-0,0341
85	-0,0057	-0,1098	0,0727	-0,1283	-0,0171	0,0190	-0,0090	-0,0132	0,0244	0,0074	-0,0345	0,0091	0,0000	-0,0574	-0,1644	-0,0876	-0,1355	-0,1090	-0,0430	-0,0724	-0,0486
86	0,0214	0,0114	0,0169	0,1304	0,1279	0,0887	0,0197	-0,0067	0,0714	0,0879	0,1250	0,0483	0,0136	0,1168	0,2568	0,0201	-0,0376	0,1290	0,1405	0,0898	-0,0070
87	0,0531	0,2103	0,0083	0,1154	0,1134	0,1115	0,1113	0,1239	0,1730	0,1414	0,0476	-0,2421	0,1250	0,1340	0,0739	-0,0175	0,0423	0,0623	0,1637	0,0824	0,0794
88	-0,0624	-0,0398	-0,1157	-0,1220	-0,0648	-0,1127	-0,0975	-0,0741	-0,1150	-0,1652	-0,0303	-0,2357	-0,0556	-0,1182	0,1538	-0,0111	-0,0531	-0,1173	-0,1518	-0,0421	-0,1558
89	0,0127	0,0000	-0,1589	-0,0272	0,0297	0,0174	0,0340	0,0000	-0,0367	0,0671	0,0625	-0,0572	-0,0168	-0,0309	-0,0561	-0,0180	0,0000	-0,0411	-0,0501	-0,0230	0,0103

Tablo 4.3. (Devam) Hisse Senetlerinin Aylık Getirileri

Dönem	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
90	-0,0154	-0,0691	-0,0333	-0,0652	-0,0385	-0,0462	0,0143	-0,0281	0,0143	0,0298	0,0588	0,0211	0,0299	-0,0289	0,0409	0,0046	-0,1122	-0,0545	0,0325	-0,0321	-0,0127
91	-0,1335	-0,2226	-0,2414	-0,1595	-0,1700	-0,1425	-0,1608	-0,0891	-0,1377	-0,1383	-0,1528	-0,2636	-0,0871	-0,0814	-0,1357	-0,1301	-0,2416	-0,1937	-0,2093	-0,0221	-0,1568
92	0,1475	0,2195	-0,0303	0,1581	-0,0181	0,1442	0,1563	0,0905	0,1343	-0,0672	0,0000	0,0596	0,0409	0,0681	0,1157	0,1234	0,1422	0,1775	0,1846	0,0339	0,2165
93	-0,1200	-0,0720	0,0156	0,0171	0,1227	0,0347	-0,1381	-0,1413	-0,0864	0,0200	-0,0328	0,0397	0,0087	-0,0670	-0,0481	0,0187	-0,0601	0,0294	0,0390	0,0175	-0,1980
94	0,0000	-0,0911	-0,1846	-0,0101	-0,0656	0,1315	0,0034	-0,0862	0,0000	-0,2510	-0,0508	-0,0955	-0,1212	-0,0496	-0,0856	0,0413	-0,0639	-0,0232	0,0400	-0,0258	-0,0750
95	-0,0682	-0,0093	0,0000	-0,0949	-0,0409	0,0484	-0,0571	-0,1229	-0,1016	-0,1361	-0,0179	-0,1092	-0,0739	-0,0629	-0,0809	-0,0220	-0,1171	-0,1133	-0,0385	-0,0132	-0,1216
96	0,1098	0,2584	0,1509	0,1873	0,1890	0,0394	0,0873	0,1205	0,2183	0,4485	0,0909	0,0751	0,0372	0,2591	0,2824	0,0270	0,1105	0,2742	0,0125	-0,0112	0,2269
97	0,0518	0,0446	0,1803	0,0252	0,0513	0,0344	0,0344	0,1221	0,0512	0,2134	0,0667	0,2022	0,0769	0,1113	-0,0289	0,0526	0,1343	-0,0146	0,0667	0,0181	0,0094
98	-0,0030	-0,0100	0,1667	0,1385	-0,1415	0,0215	0,0634	0,0544	-0,0046	0,0931	0,0625	-0,0061	0,0095	0,0137	-0,0446	-0,0500	-0,0263	0,0246	0,0532	0,0378	0,0807
99	-0,0554	0,0230	-0,0119	-0,0324	-0,0057	0,0224	-0,0849	-0,0590	-0,0826	0,0852	0,0147	0,0677	-0,0566	-0,0474	-0,1128	-0,0373	0,0360	0,0913	-0,1155	-0,0578	-0,0977
100	-0,1252	0,0155	-0,1446	-0,1676	-0,0514	0,0000	-0,0521	-0,0653	-0,1050	-0,0901	-0,1014	-0,1009	-0,1050	0,0241	-0,1404	-0,0729	-0,0609	-0,1850	-0,0543	0,3409	-0,1051
101	0,1612	0,1690	0,1268	0,2047	-0,0663	0,0159	0,1890	0,2765	0,2421	0,2364	0,2419	0,1474	0,1117	0,0319	0,1633	0,1253	0,2593	0,2198	0,1152	0,1085	0,2740
102	0,0203	-0,0261	0,0125	0,0724	-0,0194	0,0515	-0,0145	0,0963	0,0135	0,0930	0,1169	0,0698	-0,0050	0,0376	-0,0614	0,0972	0,0772	0,0694	0,0230	0,0810	0,0000
103	0,0627	0,1302	0,0370	-0,0312	0,0329	0,0347	0,1144	0,0539	0,0577	-0,0260	0,0349	-0,0052	-0,0051	-0,0078	0,0654	0,0746	0,0512	0,0635	0,0506	0,1061	0,1425
104	-0,0115	-0,0495	-0,1429	-0,1072	0,0828	0,0420	-0,0395	0,0170	-0,0294	0,0558	0,0112	-0,0184	0,0051	0,0078	-0,0658	0,0139	0,0455	0,0312	-0,0145	-0,0818	0,0098
105	0,2169	0,2390	0,0833	0,0661	-0,0353	0,0247	0,1425	0,0819	0,1715	0,0460	0,1333	0,0187	0,0202	0,1995	0,0516	0,0000	0,1025	0,1020	0,0682	0,0682	0,0751
106	-0,0299	-0,0841	0,1026	0,0000	0,0549	-0,0056	-0,0096	-0,0551	-0,0283	0,2088	-0,0980	-0,0026	0,0792	-0,0248	0,0045	-0,0183	0,2676	0,0891	0,0890	0,0887	0,0248
107	0,0506	0,0778	0,0698	0,1127	0,0925	0,1694	0,0920	0,0729	0,1329	0,0291	0,0543	0,1316	0,2523	0,0631	0,1200	0,0744	0,1889	-0,0409	0,0797	0,0910	0,1033
108	0,0117	-0,0167	0,1739	-0,0025	0,0212	-0,0652	-0,0477	0,0509	-0,0089	-0,1095	0,2577	-0,0558	0,1062	0,0354	0,0397	-0,0519	0,0449	0,0142	-0,0582	0,0351	-0,0080
109	-0,0186	-0,0085	0,0000	0,0355	-0,0725	0,0599	-0,0244	-0,0113	0,0304	-0,0456	-0,0246	0,0690	0,0099	-0,0342	-0,0420	0,0913	0,1413	0,0518	0,0393	0,1347	-0,0161
110	0,0993	0,1396	0,0000	0,0343	0,0056	0,2407	0,1229	0,0833	0,1094	0,0769	0,0840	0,0438	0,0098	0,1063	0,0637	0,0167	0,0031	0,1703	0,0913	0,2028	0,1184
111	-0,0043	0,1192	0,1204	-0,0213	-0,0056	-0,0220	0,0244	0,0166	0,0523	-0,1390	0,2093	0,0265	-0,0032	0,0377	-0,0262	-0,0864	-0,0031	0,0394	-0,0229	0,1624	-0,0073

Tablo 4.3. (Devam) Hisse Senetlerinin Aylık Getirileri

Dönem	akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
112	-0,0508	0,0179	-0,1240	0,0993	0,1117	0,1446	-0,0062	0,0059	-0,0187	-0,0762	-0,1987	0,0065	-0,0228	0,0762	0,0615	0,0405	0,1865	0,1239	0,0021	-0,0655	0,0074
113	-0,1217	-0,1024	-0,0849	-0,0771	-0,1106	-0,0667	-0,1326	-0,1814	-0,1309	-0,3058	-0,1120	-0,1560	-0,0700	-0,1543	-0,1522	-0,0303	-0,0092	-0,1425	-0,0600	-0,0243	-0,2172
114	-0,0531	0,0122	-0,0206	0,1050	-0,0339	0,0414	-0,0999	-0,0991	-0,0780	0,0979	-0,0270	0,0380	-0,0430	-0,0479	0,0769	0,0089	0,0880	0,0665	-0,1208	-0,0638	-0,0373
115	-0,0889	-0,2021	-0,0947	-0,0864	0,1462	-0,0794	-0,0709	-0,0700	-0,0346	0,0255	-0,1389	-0,1976	-0,0037	-0,0995	-0,0516	-0,0531	-0,2255	-0,1788	-0,0533	-0,1911	-0,0387
116	0,0976	0,1413	0,0233	0,2246	0,1582	0,0902	0,1309	0,1183	0,1309	0,2795	0,1290	0,0304	0,0075	0,1209	0,0544	0,1121	0,2184	0,1658	0,0894	0,3020	0,1083
117	0,0547	0,0849	0,0227	-0,0251	0,0837	0,0108	0,0102	0,0269	0,0513	0,0583	0,1143	0,0501	0,1567	-0,0280	0,0595	0,0420	0,0156	0,0771	0,0609	0,1086	0,0295
118	-0,0571	0,0668	-0,0667	0,1465	0,0081	-0,0747	-0,0529	-0,0524	-0,0260	-0,0436	0,0427	0,0140	-0,0290	-0,0277	-0,0674	-0,0121	-0,0435	0,0000	0,0133	0,0852	-0,0684
119	-0,0949	-0,1070	-0,1429	-0,1019	-0,0363	-0,1269	0,0013	-0,1047	-0,0778	-0,4197	-0,1967	-0,1136	-0,1063	-0,0626	-0,0080	-0,0735	-0,1390	0,0111	-0,0655	-0,0847	-0,1374

Tablo 4.4 Hisse Senetlerinin Kovaryans Matrisi

		akbnk	arclk	dohol	enkai	eregl	froto	garan	isctr	kchol	kozaa	krdmd	mgros	petkm	sahol	sise	tcell	thyao	toaso	tuprs	ulker	ykbnk
	Kovaryans Matrisi	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21
akbnk	x1	0,0138	0,0087	0,0078	0,0050	0,0054	0,0062	0,0113	0,0105	0,0109	0,0055	0,0075	0,0070	0,0049	0,0111	0,0083	0,0049	0,0078	0,0089	0,0049	0,0064	0,0106
arclk	x2	0,0087	0,0173	0,0084	0,0079	0,0065	0,0080	0,0112	0,0088	0,0108	0,0097	0,0100	0,0097	0,0062	0,0117	0,0096	0,0043	0,0094	0,0135	0,0072	0,0109	0,0096
dohol	x3	0,0078	0,0084	0,0149	0,0046	0,0061	0,0045	0,0086	0,0078	0,0089	0,0081	0,0087	0,0066	0,0062	0,0085	0,0080	0,0041	0,0073	0,0092	0,0049	0,0081	0,0076
enkai	x4	0,0050	0,0079	0,0046	0,0116	0,0060	0,0044	0,0059	0,0055	0,0065	0,0077	0,0072	0,0061	0,0039	0,0054	0,0054	0,0035	0,0053	0,0078	0,0061	0,0050	0,0059
eregl	x5	0,0054	0,0065	0,0061	0,0060	0,0130	0,0044	0,0065	0,0057	0,0075	0,0056	0,0089	0,0051	0,0052	0,0073	0,0065	0,0027	0,0051	0,0080	0,0053	0,0063	0,0055
froto	x6	0,0062	0,0080	0,0045	0,0044	0,0044	0,0093	0,0074	0,0061	0,0074	0,0073	0,0068	0,0061	0,0051	0,0074	0,0059	0,0033	0,0061	0,0089	0,0051	0,0055	0,0067
garan	x7	0,0113	0,0112	0,0086	0,0059	0,0065	0,0074	0,0150	0,0110	0,0115	0,0082	0,0079	0,0073	0,0078	0,0120	0,0094	0,0055	0,0080	0,0108	0,0069	0,0085	0,0112
isctr	x8	0,0105	0,0088	0,0078	0,0055	0,0057	0,0061	0,0110	0,0121	0,0105	0,0068	0,0079	0,0067	0,0068	0,0102	0,0085	0,0051	0,0079	0,0086	0,0055	0,0080	0,0103
kchol	x9	0,0109	0,0108	0,0089	0,0065	0,0075	0,0074	0,0115	0,0105	0,0141	0,0082	0,0091	0,0082	0,0071	0,0124	0,0092	0,0052	0,0082	0,0108	0,0065	0,0077	0,0108
kozaa	x10	0,0055	0,0097	0,0081	0,0077	0,0056	0,0073	0,0082	0,0068	0,0082	0,0375	0,0115	0,0063	0,0073	0,0073	0,0083	0,0042	0,0096	0,0108	0,0056	0,0071	0,0073
krdmd	x11	0,0075	0,0100	0,0087	0,0072	0,0089	0,0068	0,0079	0,0079	0,0091	0,0115	0,0210	0,0069	0,0072	0,0081	0,0093	0,0045	0,0075	0,0103	0,0052	0,0105	0,0089
mgros	x12	0,0070	0,0097	0,0066	0,0061	0,0051	0,0061	0,0073	0,0067	0,0082	0,0063	0,0069	0,0165	0,0040	0,0080	0,0063	0,0040	0,0062	0,0079	0,0046	0,0059	0,0076
petkm	x13	0,0049	0,0062	0,0062	0,0039	0,0052	0,0051	0,0078	0,0068	0,0071	0,0073	0,0072	0,0040	0,0129	0,0066	0,0065	0,0051	0,0068	0,0073	0,0047	0,0041	0,0066
sahol	x14	0,0111	0,0117	0,0085	0,0054	0,0073	0,0074	0,0120	0,0102	0,0124	0,0073	0,0081	0,0080	0,0066	0,0151	0,0093	0,0049	0,0080	0,0122	0,0058	0,0088	0,0105
sise	x15	0,0083	0,0096	0,0080	0,0054	0,0065	0,0059	0,0094	0,0085	0,0092	0,0083	0,0093	0,0063	0,0065	0,0093	0,0132	0,0052	0,0086	0,0102	0,0050	0,0084	0,0083
tcell	x16	0,0049	0,0043	0,0041	0,0035	0,0027	0,0033	0,0055	0,0051	0,0052	0,0042	0,0045	0,0040	0,0051	0,0049	0,0052	0,0093	0,0064	0,0050	0,0025	0,0045	0,0053
thyao	x17	0,0078	0,0094	0,0073	0,0053	0,0051	0,0061	0,0080	0,0079	0,0082	0,0096	0,0075	0,0062	0,0068	0,0080	0,0086	0,0064	0,0161	0,0102	0,0047	0,0079	0,0069
toaso	x18	0,0089	0,0135	0,0092	0,0078	0,0080	0,0089	0,0108	0,0086	0,0108	0,0108	0,0103	0,0079	0,0073	0,0122	0,0102	0,0050	0,0102	0,0190	0,0078	0,0095	0,0089
tuprs	x19	0,0049	0,0072	0,0049	0,0061	0,0053	0,0051	0,0069	0,0055	0,0065	0,0056	0,0052	0,0046	0,0047	0,0058	0,0050	0,0025	0,0047	0,0078	0,0088	0,0035	0,0054
ulker	x20	0,0064	0,0109	0,0081	0,0050	0,0063	0,0055	0,0085	0,0080	0,0077	0,0071	0,0105	0,0059	0,0041	0,0088	0,0084	0,0045	0,0079	0,0095	0,0035	0,0259	0,0065
ykbnk	x21	0,0106	0,0096	0,0076	0,0059	0,0055	0,0067	0,0112	0,0103	0,0108	0,0073	0,0089	0,0076	0,0066	0,0105	0,0083	0,0053	0,0069	0,0089	0,0054	0,0065	0,0151

Hisse senedi getirilerinin hesaplanmasında, (Zivot, 2002)'de yer verilen yöntem benimsenmiş, $r(t) = (P_t - (P_{t-1}))/P_{t-1}$ formülü tercih edilmiştir. Burada, $r(t)$ basit net getiriyi, P_t varlığın 1. aydaki kar payı ödemesiz kapanış fiyatlarını, P_{t-1} ise bir önceki ayın son işlem gününün kapanış fiyatını açıklamaktadır (Öz, Ayrıçay, ve Kalkan, 2011,s.54). Hisse senedindeki aylık getiri oranları yüzde olarak hesaplanır.

i.' inci hisse senedinin beklenen getirisi ise (Karan, 2001,s.140).

$$E(r_t) = \sum_{t=1}^n r_t/n \quad (4.1)$$

r_t : i. hisse senedinin t. periyottaki aylık getiri yüzdesi

n: periyot sayısı

Portföyün beklenen getiri değerini; (Okka, 2009,s.228-229)

$$\sum_{j=1}^n w_j r_j \quad (4.2)$$

$$E(r_p) = r_p = w_1 r_1 + w_2 r_2 + \dots + w_n r_n =$$

r_p : Portföyün beklenen getiri oranı

r_j : Portföydeki her bir menkul değer getiri oranı

w_j : Portföydeki her bir menkul değer portföydeki ağırlığı

Portföyü oluşturan n adet finansal varlığın her birisinin kendisine özgü bir riski ve portföy içerisinde bir ağırlığı vardır. Portföyün bu riski bu portföyü oluşturan bireysel finansal varlıklarının ağırlıklı ortalamasıdır. Burada çok önemli konu portföy içerisinde yer alan finansal varlıkların risk açısından birbirlerini etkilemeleridir. Bu etkileme onları aynı yönde veya ter yönde değişme eğilimini göstermeleri ya da birbirlerini hiç

etkilememeleridir. Portföyün riski (varyansı) aşağıdaki gibi hesaplanılır (Okka, 2009,s.228-230):

$$\begin{aligned}
 &Var (P) \\
 &= w_1^2 Var (x_1) + w_2^2 Var (x_2) + \dots + w_n^2 Var (x_n) + 2w_1w_2Cov (x_1x_2) \\
 &+ 2w_1w_3Cov (x_1x_3) + \dots + 2w_1w_nCov (x_1x_n) \\
 &+ 2w_2w_3Cov (x_2x_3) + \dots + 2w_2w_nCov (x_2x_n) + \dots + 2w_{n-1}w_nCov (x_{n-1}x_n)
 \end{aligned}$$

yazabiliriz. (4.3)

Portföyün varyansı tekrar düzenlenirse aşağıdaki gibi elde edilir (Ulucan, 2004,s.18).

$$Min. \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \sigma_{ij}$$

(4.4)

N: mevcut varlık sayısını

σ_{ij} : i ve j varlıkları arasındaki kovaryans değerini

X_i : karar değişkenleri

Amaç fonksiyonu iki parça halinde yazıldığında daha rahat yorumlanabilir.

$$Min. \sum_{i=1}^N x_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N x_i x_j \sigma_{ij}$$

(4.5)

4.1. Hedef Programlama Yöntemi İle Optimum Portföy Analizi

Hedef programlama ile çözülen model aşağıdaki eşitlikte gösterilmiştir.

$$\min d_1^+ + d_2^-$$

$$\sum_{i=1}^{21} \sum_{j=1}^{21} x_i x_j \sigma_{ij} + d_1^- - d_1^+ = Risk$$

$$\sum_{i=1}^{21} x_i r_i + d_2^- - d_2^+ = Getiri$$

$$\sum_{i=1}^{21} x_i = 1$$

$$x_i \geq 0$$

(4.6)

Yukarıdaki verilen modelde pozitif sapma değişkeni olan d_1^+ değeri hedeflenen riskten daha az riskli portföy oluşturmayı hedeflerken; negatif sapma değişkeni olan d_2^- değeri hedeflenen getiriden daha fazla getiri elde etmeye izin veren sapma değişkenleridir. Risk ve getiri hedeflerinden yukarı ve aşağı yönde sapma olması istenmediği için hedef programlamanın başarma fonksiyonuna d_1^+ ve d_2^- sapma değişkenleri dahil edilmiştir. Bu kuadratik hedef programlama modeli Excel Solver modülü yardımıyla analiz edilmiştir.

Excel Solver menüsünün içerisinde optimize edilmesi istenen model için bazı parametreler yer almaktadır. Modelle ilgili olarak hedef değerinin bulunduğu hücre, hedefe ulaşmak istenen değişkenlerin hücreleri, kısıtlara ait hücreler ve maksimizasyon yada minimizasyona ait amaç fonksiyonun bulunduğu hücreler analizi tarafından değiştirilebilir.

Markowitz modelinin hedef programlamada çözülmesi safhasında herbir hissenin aylık getiri oranlarının toplamı ve kovaryans değerleri matris olarak düzenlenmiştir. Ardından, Excel Solver'a d_1^- , d_1^+ , d_2^- , d_2^+ değişkenleri sırasıyla riske ve getiriye ait negatif ve pozitif sapma değişkenleri girilmiştir. Hedef programlama modelinde yer alan üçüncü kısıt hisse senetlerinin portföydeki ağırlıklarının toplamının 1 olması kısıttır. Bu değer hisse senedi ağırlıklarının toplamının yüzde yüz olmasına karşılık gelmektedir.

Markowitz'e ait hedef programlama modeli kullanılarak elde edilen çözümde en fazla elde edilen getiri % 4,216 ve buna karşılık gelen risk ise %3,745 olarak hesaplanmıştır. Oluşturulan bu portföy tek bir hisse senedinden oluşmakta olup bu hisse senedi ise KOZAA hisse senedir. En az getirili portföy ise %1 ve riski de %1,441' dir. Oluşturulan bu portföy ise 2 hisse senedinden oluşmaktadır. Bu hisse senetleri DOHOL ve PETKM

den oluşmaktadır. Tablo 4.5 de Markowitz modeline ait hedef programlama model sonuçlarına yer verilmiştir.

Excel Solverda oluşturulan model için, MS Excel Solver eklentisi kullanılarak optimize edilmiştir. Çözücü parametreleri içerisinde yer alan "hedef ayarla" seçeneğine hedef programlamanın başarıma fonksiyonunun hücresi girilmiştir. Hedef seçeneğinde başarıma fonksiyonunun sapma değişkenlerini minimize etmek istendiğinden "En Küçük" seçeneği seçilmiştir. Değişken hücreleri değiştirerek seçeneğine, karar değişkenleri ve sapma değişkenlerinin yer aldığı hücrelerin adresi girilmiştir. "Kısıtlamalara bağlıdır" seçeneğine hedef programlama modelindeki kısıtlayıcılar tanımlanarak eklenmiştir. "Çözme Yöntemi Seçin" bölümüne "Doğrusal Olmayan GRG" seçeneği seçilerek model tanımlandıktan sonra Excel Solverda Çöz seçeneği tıklanarak kuadratik hedef programlama modeli optimize edilmiştir. Şekil 4. 2 Excel solver çözüm parametrelerine yer verilmiştir.

Çözücü Parametreleri

Hedef Ayarla:

Hedef: En Büyük En Küçük Değeri:

Değişken Hücreleri Değiştirerek:

Kısıtlamalara Bağlıdır:

\$A\$6:\$B\$6 >= \$A\$7:\$B\$7
 \$A\$10 <= \$A\$11
 \$A\$11 = \$A\$12
 \$A\$12 = \$A\$13

Kısıtlanmamış Değişkenleri Pozitif Yap

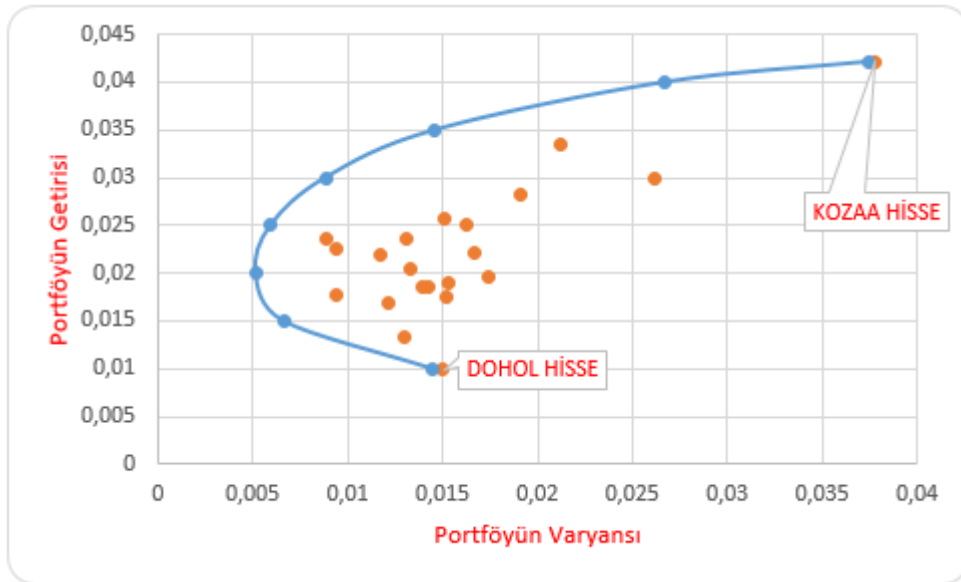
Çözme Yöntemi Seçin:

Çözüm Yöntemi
 Düzgün doğrusal olmayan Çözücü Problemleri için GRG Doğrusal Olmayan altyapısını seçin.
 Doğrusal Çözücü Problemleri için Basit LP altyapısını seçin ve düzgün olmayan Çözücü problemleri için Açılım altyapısını seçin.

Yardım Çöz Kapat

Şekil 4.1 Excel Solver Çözüm Parametreleri

Tablo 4.5 de 8 farklı portföy için getiri, risk ve her bir hisse senedinin ağırlıklarına ait değerlere yer verilmiştir. Birinci sütunda portföy numarası, ikinci sütunda portföyün getirisi, üçüncü sütunda portföyün varyansı yani riski, sonraki sütunlarda ise portföyde yer alan hisse senetlerinin ağırlıkları listelenmiştir. Örneğin 3 nolu portföyde beklenen getiri %2, risk seviyesi % 0,517 olarak gerçekleşmiştir. Bu çözüme göre DOHOL (X3), ENKAI (X4) , EREGL (X5) ,FROTO (X6),MGROS (X12), PETKM (X13), TCELL (X16), TUPRS (X19), ULKER (X20) hisse senetlerine sırasıyla0,0720; 0,0664;0,0886; 0,1651;0,0197; 0,0375; 0,3305; 0,216; 0,0042 oranlarında yatırım yapılmalıdır. Diğer portföyler içerisinde yer alan hisse senetlerine ne kadar yatırım yapılması gerektiği ve karşılığında ne kadar getiri ve risk alınacağı benzer şekilde yorumlanabilir. Grafik 4.1 de etkin sınır eğrisi gösterilmiştir.



Grafik 4.1. Hedef Programlama Çözüm Portföylerine Ait Etkin Sınır Eğrisi

Farklı getiri ve risk seviyelerinde oluşturulan portföylerin getiri ve varyans (risk) değerleri noktalar halinde grafikte yer almıştır. Bu portföyler için oluşan noktalar bir araya getirildiğinde etkin sınır eğrisi oluşmuştur. Yatay da portföyün varyansı, düşeyde ise portföyün beklenen getirisi gösterilmiştir. Oluşan bu eğrinin Markowitz'in modeline benzer sonuçlar gösterdiği görülmektedir. Etkin sınır eğrisi incelendiğinde getiri düzeyi düştükçe riskin de düştüğü fakat %2'lik bir getiriden sonra getiri azaldıkça portföyün

riskinin ise artışa geçtiği görülmektedir. Yatırımcılar %2'lik bir getiriden daha aşağı bir getiriyi tercih etmeyeceklerdir. %2'lik bir getiriden daha fazla bir getiri elde etmeyi tercih ederlerken portföyün riskine de maruz kalacaklardır. Eğer yatırımcılar rasyonel iseler etkin sınır üzerinde %2 ile %4,216 lık bir getiriye karşılık %0,517 ile % 3,745'lik riske de razı olacaklardır.

Etkin sınır grafiğinde 21 farklı hisse senedinden sadece KOZAA ve DOHOL hisse senetleri etkin sınır eğrisi içerisinde yer aldığı ve geri kalan 19 hisse senedinin etkin sınır eğrisinin altında kaldığı görülmüştür. DOHOL hisse senedinin %2' lik getiriden daha az bir getiri için riski yüksek olduğundan yatırımcı için tercih edilmeyecektir. Buna karşın %2 yada daha düşük bir portföy getirisinde yer alabilecektir. Yukarıdaki grafikten yapılacak önemli çıkarımlar, aynı risk düzeyinde bazı hisse senetlerin daha yüksek beklenen getiriye sahip iken, aynı beklenen getiri düzeyinde bazı hisse senetlerinin diğerlerine göre daha düşük riske sahip oldukları yorumu yapılabilir.

4.2. Genetik Algoritma Yöntemi İle Optimum Portföy Analizi

Çok amaçlı genetik algoritma ile çözülen model aşağıdaki eşitlikte gösterilmiştir.

$$\text{Minimum} \quad \sum_{i=1}^{21} \sum_{j=1}^{21} x_i x_j \sigma_{ij} \leq \text{Risk}$$

$$\text{Maksimum} \quad \sum_{i=1}^{21} x_i r_i \geq \text{Getiri}$$

$$\sum_{i=1}^{21} x_i = 1$$

$$x_i \geq 0$$

(4.7)

Yukarıdaki verilen model çok amaçlı genetik algoritma kullanılarak çözümü gerçekleştirilmiştir. Birinci amaç fonksiyonunda riski minimize etmeyi, ikinci amaç

fonksiyonunda getiriye maksimize etmeye çalışan bir çok amaçlı genetik algoritma için çözüm modelidir. Bu çok amaçlı genetik algoritma modeli Matlab R2012a programı ile analiz edilmiştir. Matlab R2012a sürümünün Start-Toolbox-Global optimization menüsünde bulunan Optimization Tool modülü kullanılmıştır. Optimization Tool çalıştırıldıktan sonra gelen ekranda Solver seçeneğine gamultiobj girilmiştir. Gamultiobj menüsünün içinde optimize edilmesi istenen model için bazı parametreler yer almaktadır. Modelle ilgili olarak uygunluk fonksiyonu (fitness function), değişken sayısı (Number of Variables), Kısıtlayıcılardan (Constraints) lineer eşitsizlik kısıtlayıcıları ve lineer eşitlik kısıtlayıcıları değişkenlerin alması gereken sınırları, popülasyon büyüklüğü (Population size), iterasyon sayısı, çaprazlama (crossover), çaprazlama fonksiyonu (crossover function), mutasyon fonksiyonu (mutation function) ve seçim (selection function) parametreleri analizci tarafından değiştirme imkanı vermektedir.

Matlab R2012a'nın bist.m dosyasındaki bist fonksiyonunun içerisinde riski minimize edecek sonuc (1) ve getiriye maksimize edecek sonuc (2) amaç fonksiyonları tanımlanmıştır. Kullanılan çok amaçlı genetik algoritma için kullanılan uygunluk fonksiyonu aşağıda verilmiştir.

function sonuc=bist (x)

sonuc (1)=0.01381*x (1)*x (1)+0.0087*x (1)*x (2)+0.00779*x (1)*x (3)+0.00496*x (1)*x (4)+0.00537*x (1)*x (5)+0.00619*x (1)*x (6)+0.01129*x (1)*x (7)+0.01048*x (1)*x (8)+0.01094*x (1)*x (9)+0.00551*x (1)*x (10)+0.00749*x (1)*x (11)+0.00705*x (1)*x (12)+0.00487*x (1)*x (13)+0.01113*x (1)*x (14)+0.00832*x (1)*x (15)+0.00493*x (1)*x (16)+0.00782*x (1)*x (17)+0.00887*x (1)*x (18)+0.00494*x (1)*x (19)+0.00642*x (1)*x (20)+0.01057*x (1)*x (21)+0.01726*x (2)*x (2)+0.0084*x (2)*x (3)+0.00794*x (2)*x (4)+0.00649*x (2)*x (5)+0.00805*x (2)*x (6)+0.01122*x (2)*x (7)+0.0088*x (2)*x (8)+0.01082*x (2)*x (9)+0.00968*x (2)*x (10)+0.01005*x (2)*x (11)+0.00969*x (2)*x (12)+0.00621*x (2)*x (13)+0.01167*x (2)*x (14)+0.0096*x (2)*x (15)+0.00426*x (2)*x (16)+0.00939*x (2)*x (17)+0.01353*x (2)*x (18)+0.00724*x (2)*x (19)+0.01093*x (2)*x (20)+0.00956*x (2)*x (21)+0.01491*x (3)*x (3)+0.0046*x (3)*x (4)+0.0061*x (3)*x (5)+0.00455*x (3)*x (6)+0.00865*x (3)*x (7)+0.00781*x (3)*x (8)+0.00887*x (3)*x (9)+0.00809*x (3)*x (10)+0.00866*x (3)*x (11)+0.00658*x (3)*x (12)+0.00621*x (3)*x (13)+0.00855*x (3)*x (14)+0.00798*x (3)*x (15)+0.00415*x (3)*x (16)+0.00728*x (3)*x (17)+0.00924*x (3)*x (18)+0.00495*x (3)*x (19)+0.00811*x (3)*x (20)+0.00761*x (3)*x (21)+0.01158*x (4)*x (4)+0.00603*x (4)*x (5)+0.00436*x (4)*x (6)+0.0059*x (4)*x (7)+0.0055*x (4)*x (8)+0.00652*x (4)*x (9)+0.00769*x (4)*x (10)+0.00716*x (4)*x (11)+0.00611*x (4)*x (12)+0.00391*x (4)*x (13)+0.0054*x (4)*x (14)+0.00543*x (4)*x (15)+0.00353*x (4)*x (16)+0.00534*x (4)*x (17)+0.00777*x (4)*x (18)+0.00606*x (4)*x (19)+0.00504*x (4)*x (20)+0.0059*x (4)*x (21)+0.01299*x (5)*x (5)+0.00445*x (5)*x (6)+0.00652*x (5)*x (7)+0.00566*x (5)*x (8)+0.00746*x (5)*x (9)+0.00556*x (5)*x (10)+0.00895*x

$(5)*x(11)+0.00507*x(5)*x(12)+0.0052*x(5)*x(13)+0.00731*x(5)*x(14)+0.00655*x(5)*x(15)+0.00274*x(5)*x(16)+0.00508*x(5)*x(17)+0.00796*x(5)*x(18)+0.00528*x(5)*x(19)+0.00628*x(5)*x(20)+0.00554*x(5)*x(21)+0.00935*x(6)*x(6)+0.0074*x(6)*x(7)+0.00615*x(6)*x(8)+0.00738*x(6)*x(9)+0.00732*x(6)*x(10)+0.00676*x(6)*x(11)+0.00614*x(6)*x(12)+0.00512*x(6)*x(13)+0.00741*x(6)*x(14)+0.00594*x(6)*x(15)+0.00329*x(6)*x(16)+0.0061*x(6)*x(17)+0.00893*x(6)*x(18)+0.00512*x(6)*x(19)+0.00554*x(6)*x(20)+0.00675*x(6)*x(21)+0.01496*x(7)*x(7)+0.01104*x(7)*x(8)+0.01153*x(7)*x(9)+0.00819*x(7)*x(10)+0.00794*x(7)*x(11)+0.00727*x(7)*x(12)+0.00777*x(7)*x(13)+0.01203*x(7)*x(14)+0.00936*x(7)*x(15)+0.0055*x(7)*x(16)+0.00803*x(7)*x(17)+0.01082*x(7)*x(18)+0.00693*x(7)*x(19)+0.00852*x(7)*x(20)+0.01125*x(7)*x(21)+0.01209*x(8)*x(8)+0.0105*x(8)*x(9)+0.00682*x(8)*x(10)+0.00786*x(8)*x(11)+0.00675*x(8)*x(12)+0.00678*x(8)*x(13)+0.01025*x(8)*x(14)+0.00853*x(8)*x(15)+0.00506*x(8)*x(16)+0.00793*x(8)*x(17)+0.00862*x(8)*x(18)+0.00553*x(8)*x(19)+0.00798*x(8)*x(20)+0.01027*x(8)*x(21)+0.01409*x(9)*x(9)+0.00822*x(9)*x(10)+0.00908*x(9)*x(11)+0.00825*x(9)*x(12)+0.00706*x(9)*x(13)+0.01242*x(9)*x(14)+0.0092*x(9)*x(15)+0.00523*x(9)*x(16)+0.00818*x(9)*x(17)+0.01082*x(9)*x(18)+0.00648*x(9)*x(19)+0.00768*x(9)*x(20)+0.01078*x(9)*x(21)+0.03746*x(10)*x(10)+0.01155*x(10)*x(11)+0.00633*x(10)*x(12)+0.00729*x(10)*x(13)+0.00733*x(10)*x(14)+0.00826*x(10)*x(15)+0.00418*x(10)*x(16)+0.00962*x(10)*x(17)+0.01078*x(10)*x(18)+0.00556*x(10)*x(19)+0.00707*x(10)*x(20)+0.00735*x(10)*x(21)+0.02099*x(11)*x(11)+0.00692*x(11)*x(12)+0.00725*x(11)*x(13)+0.00806*x(11)*x(14)+0.00932*x(11)*x(15)+0.00447*x(11)*x(16)+0.00755*x(11)*x(17)+0.01027*x(11)*x(18)+0.00525*x(11)*x(19)+0.01055*x(11)*x(20)+0.00889*x(11)*x(21)+0.0165*x(12)*x(12)+0.00397*x(12)*x(13)+0.008*x(12)*x(14)+0.00628*x(12)*x(15)+0.00398*x(12)*x(16)+0.0062*x(12)*x(17)+0.00786*x(12)*x(18)+0.00457*x(12)*x(19)+0.00591*x(12)*x(20)+0.00765*x(12)*x(21)+0.01287*x(13)*x(13)+0.00663*x(13)*x(14)+0.00654*x(13)*x(15)+0.00512*x(13)*x(16)+0.00681*x(13)*x(17)+0.00729*x(13)*x(18)+0.00471*x(13)*x(19)+0.00407*x(13)*x(20)+0.00658*x(13)*x(21)+0.01512*x(14)*x(14)+0.00926*x(14)*x(15)+0.0049*x(14)*x(16)+0.008*x(14)*x(17)+0.01217*x(14)*x(18)+0.00585*x(14)*x(19)+0.00883*x(14)*x(20)+0.01055*x(14)*x(21)+0.01324*x(15)*x(15)+0.00523*x(15)*x(16)+0.00858*x(15)*x(17)+0.01025*x(15)*x(18)+0.00498*x(15)*x(19)+0.00838*x(15)*x(20)+0.00832*x(15)*x(21)+0.00929*x(16)*x(16)+0.0064*x(16)*x(17)+0.00496*x(16)*x(18)+0.00252*x(16)*x(19)+0.00455*x(16)*x(20)+0.00528*x(16)*x(21)+0.01611*x(17)*x(17)+0.01025*x(17)*x(18)+0.00466*x(17)*x(19)+0.00786*x(17)*x(20)+0.00688*x(17)*x(21)+0.01896*x(18)*x(18)+0.00776*x(18)*x(19)+0.00946*x(18)*x(20)+0.00891*x(18)*x(21)+0.00879*x(19)*x(19)+0.00349*x(19)*x(20)+0.00539*x(19)*x(21)+0.02595*x(20)*x(20)+0.00647*x(21)*x(21)+0.01514*x(21)*x(21)$

sonuc (2) = -0.0185*x(1)-0.01954*x(2)-0.0099*x(3)-0.02193*x(4)-0.02356*x(5)-0.02265*x(6)-0.0257*x(7)-0.01684*x(8)-0.0186*x(9)-0.04216*x(10)-0.03358*x(11)-0.02221*x(12)-0.01338*x(13)-0.0176*x(14)-0.02043*x(15)-0.01769*x(16)-0.02498*x(17)-0.02815*x(18)-0.02361*x(19)-0.02982*x(20)-0.01902*x(21)

Gamultiobj menüsündeki girilecek parametrelerden olan değişken sayısına (Number of Variables) 21 olarak girilmiştir. Her bir değişkenin (hisse senedi)

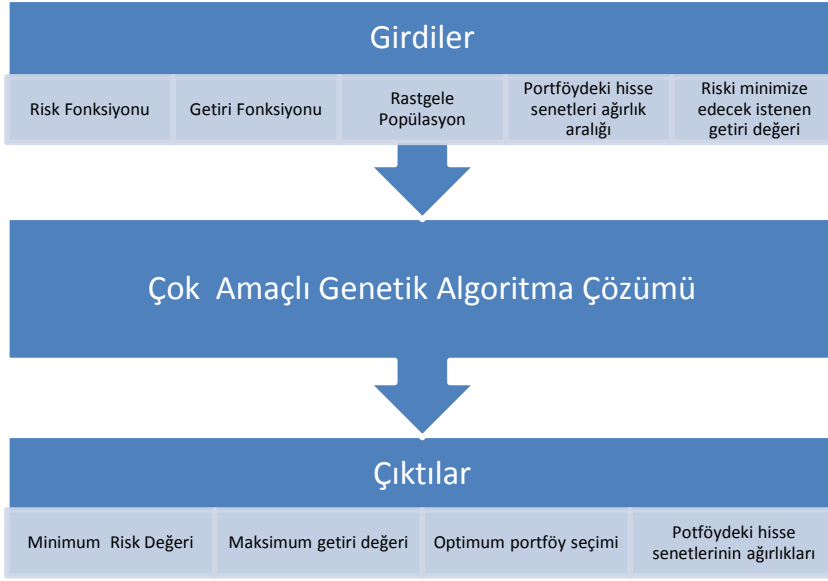
portföydeki ağırlıkları alt ve üst sınırları sıfır ve bir olmak üzere matrisine girilmiştir. Portföyde yer alan hisse senetlerinin ağırlıklarının toplamı bire eşit olan Aeq kısıtlayıcısı matrisine girilmiştir. Diğer bir kısıtlayıcı ise Markowitz modelinden elde edilen getiriye eşit yada büyük bir getiri kısıtlayıcısı olarak beq matrisine girilmiştir. Benzer bir ifade ile % 2'lik getiriye eşit yada büyük olması adına minimum riskli portföyü elde etmesi için çok amaçlı genetik algoritma modeli çalıştırılmıştır.

Modele ait çok amaçlı genetik algoritma parametreleri Tablo 4.6'da yer verilmiştir.

Tablo 4.6 Çok Amaçlı Genetik Algoritma Uygulama Parametreleri

Genetik Algoritma Parametreleri	
Başlangıç Topluluk Büyüklüğü	200
Çaprazlama İşleme olasılığı	0,8
Çaprazlama Fonsiyonu	Two point
Mutasyon Fonsiyonu	Constraint Dependent
Seçim Fonsiyonu	Turnuva
Çok amaçlı Problem Ayarları	Distance measure function: Distancecrowding PareteFront: 0,35
Sonlandırma Kriteri	Generations:200*21(değişken sayısı)

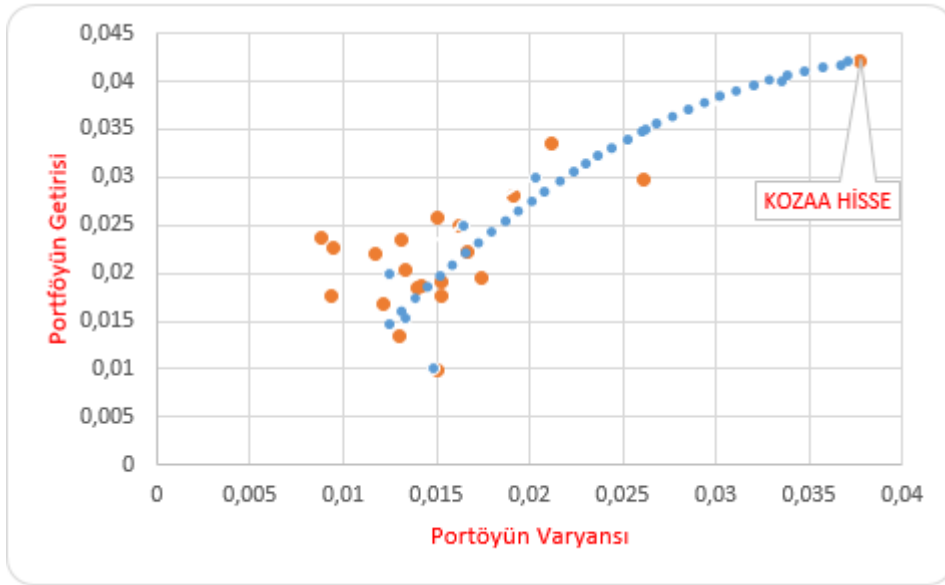
Yukarıdaki tabloda çok amaçlı genetik algoritma parametreleri 8 farklı portföy için çalıştırılmış ve sonuçlar elde edilmiştir. Şekil 4.3'te çok amaçlı genetik algoritma çözümü için önerilen yaklaşıma yer verilmiştir.



Şekil 4.2 Önerilen Çok Amaçlı Genetik Algoritma Çözümü

Önerilen portföy optimizasyonunda; risk ve getiri fonksiyonu, rastgele oluşturulan popülasyon, portföydeki hisse senetlerinin ağırlıklarının aralığı, portföyün riskini minimize edecek istenen getiri değeri girdi parametresi olarak girilmiş ve bu girdi parametrelerine karşılık çok amaçlı genetik algoritma çözümü sonucu oluşan minimum risk, maksimum getiri değeri, optimum portföy seçimi, portföydeki hisse senetlerine ait ağırlıkları çıktılar olarak elde edilmiştir.

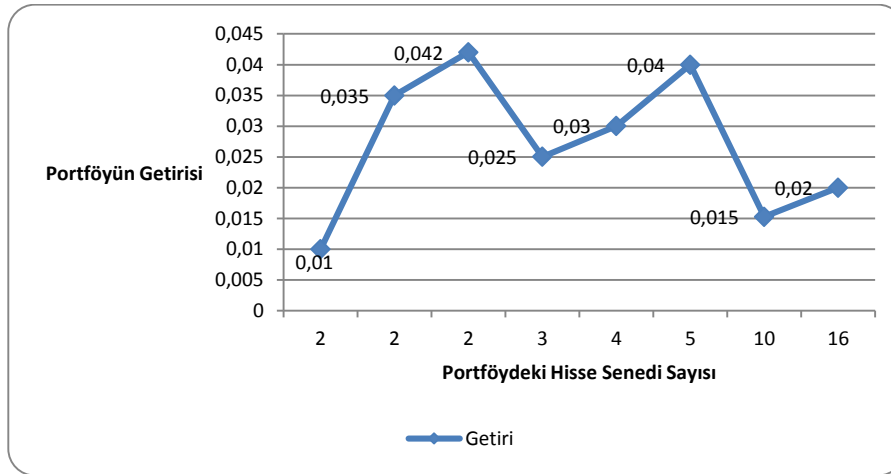
Tablo 4.7' de çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen 8 farklı portföy için getiri, risk ve her bir hisse senedinin ağırlıklarına ait değerlere yer verilmiştir. Birinci sütunda portföyün getirisini, ikinci sütunda portföyün varyansı yani riski sonraki sütunlarda ise portföyde yer alan hisse senetlerinin ağırlıkları listelenmiştir. Örneğin beklenen getiri % 2,5'e karşın risk seviyesi % 1,64 olarak gerçekleşmiştir. Bu çözüme göre portföy 3 adet hisse senedinden oluşmaktadır. Bu portföy için DOHOL (X3), KOZAA (X10) ve ULKER hisse senetlerine sırasıyla 0,53; 0,466 ve 0,004 oranlarında yatırım yapılmalıdır. Diğer portföyler içerisinde yer alan hisse senetlerine ne kadar yatırım yapılması gerektiği ve karşılığında ne kadar getiri ve risk alınacağı benzer şekilde yorumlanabilir.



Grafik 4.2. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Çözüm Portföylerine Ait Etkin Sınır Eğrisi

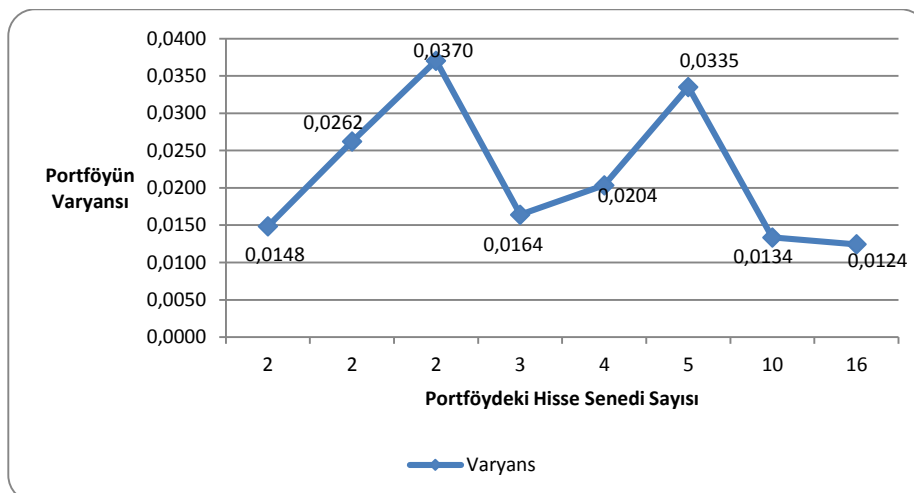
Çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen getiri-risk seviyeleri için oluşturulan portföyler noktalar halinde grafik4.2'de gösterilmiştir. Bu noktaların bir araya getirilmesiyle etkin sınır eğrisi grafik 4.2'deki gibi oluşturulur. Yatay eksende portföyün varyansı, dikey eksende portföyün beklenen getirisini gösterilmiştir. Etkin sınır incelendiğinde getiri düzeyi azaldıkça portföyün varyansının da düştüğü görülmektedir. Çok amaçlı genetik algoritma sonucu en yüksek getiri olan %4,2'lik bir getiriye karşın portföyün riski %3,7 olarak gerçekleşmiştir. Bu durumda portföy iki hisse senedinden oluşmaktadır. Etkin sınır grafiğinde 21 farklı hisse senedinden KOZAA en yüksek getiri ve en yüksek riske sahip hisse senedir. Yukarıdaki grafikten yapılacak diğer bir çıkarım

aynı risk seviyesinde bazı hisse senetlerinin daha yüksek beklenen getiriye sahip olduğu yorumu çıkarılabilir.



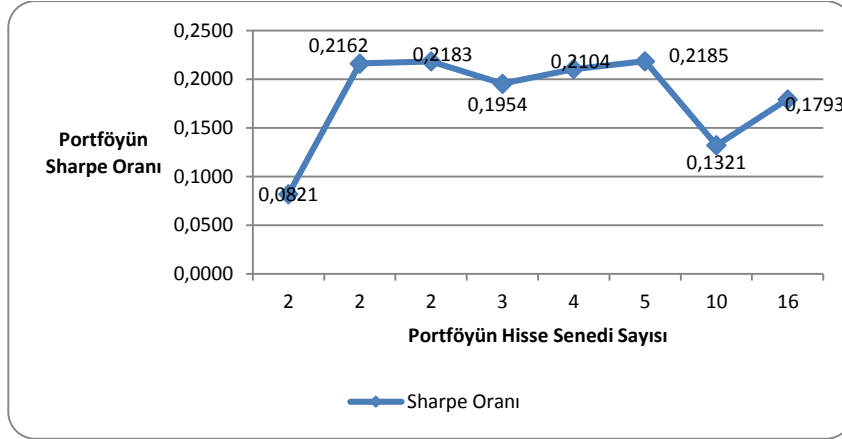
Grafik 4.3. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Tarafından Elde Edilen Portföydeki Hisse Senedi Sayısı ve Getirisi

Grafik 4.3'te çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföy getirisine karşılık, portföydeki hisse senedi sayılarına yer verilmiştir. En yüksek getirili portföyün 2 ile 5 hisse senedinden oluştuğu gözlenmiştir. Eşit hisse senedi sayısında farklı getirilerin elde edilmesinin nedeni portföydeki hisse senetlerinin ağırlıklarının ve getirilerinin değişmesinden kaynaklandığı söylenebilir.



Grafik 4.4. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Tarafından Elde Edilen Portföydeki Hisse Senedi Sayısı ve Varyansı

Grafik 4.4'te çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföy varyansına karşılık, portföydeki hisse senedi sayılarına yer verilmiştir. Portföydeki hisse senedi sayısı arttıkça portföyün varyansının da düştüğü gözlenmiştir. En düşük riske sahip portföyün 16 hisse senedinden oluştuğu tespit edilmiştir.



Grafik 4.5. Çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföydeki hisse senedi sayısı ve Sharpe Oranı

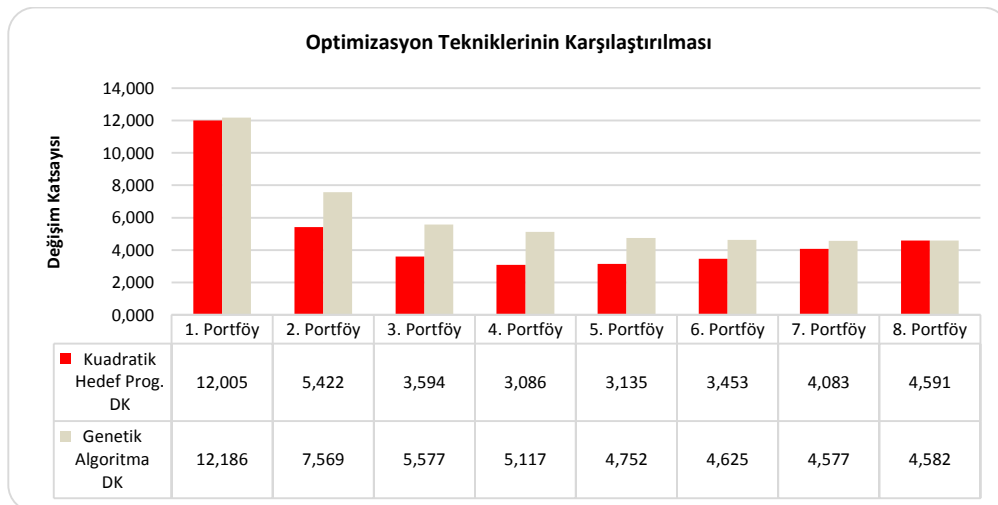
Grafik 4.5'te çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföy Sharpe oranına karşılık, portföydeki hisse senedi sayılarına yer verilmiştir. Sharpe oranı portföyün getirisinin, portföyün standart sapmasına bölünmesiyle elde edilmiştir. Başka bir ifadeyle portföyün performansını göstermektedir. Portföyden elde edilen getirinin mantıklı bir yatırım kararıyla mı yoksa portföyde göze alınan belirli bir risk sonucuyla mı gerçekleştiğini göstermektedir (Özdemir, 2011,s.56). Bu sonuçlar neticesinde çok amaçlı genetik algoritma 5 adet hisse senedinden oluşan portföyün seçilmesini önermektedir. Böyle bir durumda portföyün riski en düşük seviyede portföyün getirisi en yüksek seviyede gerçekleşmektedir. Bu portföyde beklenen getiri %4 buna karşılık risk seviyesi %3,35 olarak ortaya çıkmıştır. Bu çözüme göre DOHOL (X3), ISCTR (X8), KOZAA (X10), KRDM (X11), MGROS (X12) hisse senetlerine sırasıyla 0,065; 0,001 ; 0,932 ; 0,001 ve 0,001 oranlarında yatırım yapılmalıdır.

4.3Hedef Programlama İle Çok Amaçlı Genetik Algoritma Portföy Sonuçlarının Karşılaştırılması

Tablo 4.8 Değişim Katsayılarının Karşılaştırılması

	Kuadratik Hedef Prog. Değişim Katsayısı	GenetikAlgoritma Değişim Katsayısı
1. Portföy	12,005	12,186
2. Portföy	5,422	7,569
3. Portföy	3,594	5,577
4. Portföy	3,086	5,117
5. Portföy	3,135	4,752
6. Portföy	3,453	4,625
7. Portföy	4,083	4,577
8. Portföy	4,591	4,582

Tablo 4.8' de optimizasyon tekniklerinin değişim katsayısına ait değerlere yer verilmiştir. Portföylerin karşılaştırılmasında kullanılan değişim katsayısı farklı getiri oranına sahip varlıkların riskinin göreceli değişimini ölçen ve bunların risk derecesini gösteren istatistiki bir ölçü birimidir. Değişim katsayısı ilgili varlığın standart sapmasının beklenen getiri oranına bölünmesiyle elde edilir. Değişim katsayısının düşük çıkması o portföyün daha düşük riskli olduğunu belirler (Okka, 2009,s.228). 8 farklı portföy optimizasyonu için en iyi hedef programlama sonucunu gösteren ve en düşük değişim katsayısına sahip portföyün 3,086 ile 4 nolu portföy olduğu gözlenmiştir. Bu durumda portföy 8 adet hisse senedinden oluşmaktadır. En iyi çok amaçlı genetik algoritma sonucunu gösteren ve en düşük değişim katsayısına sahip portföyün 4,577 ile 7 nolu portföyün olduğu tespit edilmiştir. Bu portföy ise 5 adet hisse senedinden oluşmaktadır.



Grafik 4.6. Optimizasyon tekniklerinin karşılaştırılması

Grafik 4.6'da hedef programlama ile çok amaçlı genetik algoritma portföy optimizasyon sonuçlarının karşılaştırmalı değişim katsayılarına yer verilmiştir. 8 farklı portföy optimizasyon sonuçları açısından kıyaslama yapıldığında, 8. portföy hariç geri kalan 7 portföyün tamamında, hedef programlama portföy optimizasyonunun çok amaçlı genetik algoritma optimizasyon sonuçlarına göre daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

En iyi portföy seçimini gerçekleştirmede karşılaşılabilecek problemlerden bazıları, çok fazla yatırım araçları içerisinde seçim işlemini gerçekleştirmede matematiksel tabanlı programlama modellerinin sonuca ulaşamamaları yada belirlenen sürenin üzerinde gerçekleşmesidir. Genetik algoritmalar, karmaşık problemlerde hızlı, güvenilir ve optimele yakın çözümler vermesinden dolayı çok sayıda problemin çözümünde uygulanmaktadır. Genetik algoritma temelli yöntemler araştırmalar incelendiğinde portföy optimizasyonu çalışmalarının kullanıldığı görülmüştür.

Bu çalışmada genetik algoritma ve hedef programlama optimizasyon tekniklerinin optimal portföyü oluşturmada uygulanabilirliği karşılaştırılmıştır. Bu kapsamda Markowitz'in ortalama varyans modeli Genetik Algoritma ve hedef programlama teknikleri ile optimize edilmeye çalışılmıştır. BIST-30 endeksine dahil hisse senetlerinin 2004-2013 tarihleri arasında 120 aylık geçmiş verileri kullanılmıştır. Optimize edilmeye çalışılan problemin getiri ve risk ilişkisi altında Markowitz'in ortalama varyans modeli genetik algoritmaya ve hedef programlama modeline uygulanmıştır. Risk ölçütü olarak portföy varyansı kullanılmıştır. Genetik algoritma ve hedef programlama için 8 farklı getiri risk seviyesi ilişkisinde portföy oluşturulmuştur. Bu amaçla maksimum getiriye minimum risk sağlanarak uygun portföyler oluşturulmaya çalışılmıştır. Oluşturulan 8 farklı portföy için etkin sınır eğrisi çizilmiştir. Elde edilen etkin sınırlar ve bunlar üzerindeki hisse senetleri için gerekli değerlendirmeler açıklanmıştır. Analizler için portföylerin karşılaştırılmasında değişim katsayısından yararlanılmıştır.

Hedef programlama yöntemini kullanarak oluşturulan 8 farklı portföy optimizasyonu için en iyi portföyün 4'nolu portföy olduğu tespit edilmiştir. Bu 4'nolu portföy 8 adet hisse senedinden oluşmuştur. 4'nolu portföy için beklenen getiri seviyesi %2,5, risk seviyesi %0,6 olarak gerçekleşmiştir. Bu portföyde EREGL, FROTO, KOZAA, KRDM, D

MGROS, TCELL, TUPRS ve ULKER hisse senetlerine sırasıyla; 0,0616 ; 0,1027 ; 0,1036 ;0,07 ; 0,0615 ; 0,2202 ;0,3374 ve 0,043 oranlarında yatırım yapılması önerilmiştir.

Çok amaçlı genetik algoritma yöntemini kullanarak oluşturulan 8 farklı portföyün optimizasyonu için en iyi portföyün 7 nolu portföy olduğu tespit edilmiştir. Bu 7 nolu portföy 5 adet hisse senedinden gerçekleşmiştir. 7 nolu portföy için beklenen getiri seviyesi %4 buna karşılık risk seviyesi %3,35 olarak gerçekleşmiştir. Bu portföyde DOHOL, ISCTR, KOZAA, KRDM, MGROS hisse senetlerine sırasıyla ; 0,065; 0,001; 0,932 ;0,001;0,001 oranlarında yatırım yapılması önerilmiştir.

Ayrıca hedef programlama ve genetik algoritma ile oluşturulan portföyler değişim katsayısı açısından da incelenmiştir. 8 farklı portföy açısından karşılaştırma yapıldığında, oluşturulan 7 portföyün tamamı için hedef programlama portföy optimizasyon sonuçlarının çok amaçlı genetik algoritma portföy optimizasyon sonuçlarına göre daha iyi risk ve getiri ilişkisi verdiği tespit edilmiştir. Analiz sonuçları literatürde yer alan çalışmalar ile karşılaştırıldığında Pandari vd. (2012) çalışmasıyla benzerlik gösterdiği belirlenmiştir. Pandari vd. (2012) Tahran Borsası 50 büyük şirket arasından en iyi portföyü oluşturmak için genetik algoritma ile oluşturulan portföyün lineer olmayan modelinden daha az getiri sağladığını tespit etmişlerdir. Ayrıca yapılan başka bir çalışmada Soleimani ve diğerleri (Soleimani, Golmakani, ve Salimi, 2009) yaptıkları çalışmada lineer olmayan programlamaya ait portföy optimizasyon riskinin genetik algoritma tarafından elde edilen portföy optimizasyon riskine göre daha başarılı sonuç verdiğini ileri sürmüşlerdir. Diğer bir çalışmada Kesintürk (Kesintürk, 2007) yaptığı çalışmada genetik algoritma sonuçlarının lineer olmayan sonuçlara çok küçük sapmalarla yaklaştığını belirtmiştir.

Sonuç olarak, genetik algoritmaların portföy optimizasyon çalışmalarında kullanılabileceğini göstermiştir. Çalışmanın genişletilebilmesi için bundan sonraki çalışmalarda BIST 100 endeksi içerisinde yer alan hisse senetlerini dahil ederek farklı portföy optimizasyon modelleri ile farklı optimizasyon tekniklerini kullanarak çalışmalar yapılabilir.

KAYNAKÇA

- Abay, R. (2013). Markowitz Karesel Programlama ile Portföy Seçimi: imkb 30 Endeksinde Riskli Portföylerin Seçimi. *Çukurova Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, yıl, 22, 175-194.
- Adeli, H., ve Sarma, K. C. (2006). *Cost optimization of structures: fuzzy logic, genetic algorithms, and parallel computing*. England: John Wiley ve Sons.
- Affenzeller, M., Wagner, S., Winkler, S., ve Beham, A. (2009). *Genetic algorithms and genetic programming: modern concepts and practical applications*. USA: Crc Press.
- Akay, D., Çetinyokuş, T., ve Dağdeviren, M. (2002). Portföy Seçimi Problemi için KDS/GA Yaklaşımı. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 17 (4), 125-138.
- Akçayır, Ö., Doğab, B., ve Demir, Y. (2014). Elton-Gruber Kısıtlı Markowitz Kuadratik Programlama Modeli İle Portföy Optimizasyonu: BIST-50 Üzerine Bir Uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19 (3).
- Akgüç, Ö. (1998). *Finansal yönetim* (7. Baskı ed.). İSTANBUL: Avcıol.
- Aladağ, Z. (2012). *Yöneylem Araştırması 2*. Kocaeli: Umuttepe.
- Alp, S. (2008). Doğrusal Hedef Programlama Yöntemi Kullanılarak Kentiçi Otobüsle Toplutaşıma Sistemi İçin Bir Model Oluşturulması Ve Uygulanması (Yayımlanmamış doktora Tezi) Marmara Üniversitesi/Sosyal Bilimler Enstitüsü, İSTANBUL.
- Altıparmak, F. (1996). Genetik Algoritma ile Haberleşme Şebekelerinin Optimizasyonu (Yayımlanmamış doktora tezi) Gazi Üniversitesi /Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Ayvaz, M. T. (2008). Hidrojen Bir Akiferde Pompaj Kuyu Karakteristiklerinin Genetik Algoritma ile Belirlenmesi (Yayımlanmamış Doktora Tezi) Pamukkale Üniversitesi/Fen Bilimleri Enstitüsü, DENİZLİ. 15-32.
- Bayata, Ö. (2012). Genetik Algoritmaların Ders Çizelgeleme Problemlerinde Kullanımı Ve Eğitim Kurumlarında Uygulanması (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Gazi Üniversitesi/Fen Bilimleri Enstitüsü, ANKARA.
- Bolak, M. (1998). *Sermaye Piyasası: Menkul Kıymetler ve Portföy Analizi* (3. Baskı ed.). İstanbul: Beta
- Bolat, B. (2006). Asansör Kontrol Sistemlerinin Genetik Algoritma ile Simülasyonu (Yayımlanmamış doktora Tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi/ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Bolat, B., Erol, K. O., ve İmrak, C. E. (2004). Genetic algorithms in engineering applications and the Function of operators. *Sigma*, 4., 265-271.
- Brealey, R. A., Myers, S. C., Marcus, A. J., Bozkurt, Ü., Arıkan, T., ve Doğukanlı, H. (1997). *İşletme Finansının Temelleri*. İstanbul: Literatür.
- Canbaş, S., ve Doğukanlı, H. (2007). *Finansal Pazarlar :Finansal Kurumlar, Sermaye Pazarı Analizleri*. Adana: Karahan.
- Chambers, L. D. (1998). *Practical handbook of genetic algorithms: complex coding systems* (Vol. 3). Florida: CRC press.
- Chang, J. F., Wang, T. C., & Min, Y. T. (2010). Using Genetic Algorithms to construct a low-risk fund portfolio based on the Taiwan 50 Index. In *Computational Aspects of Social Networks (CASoN), 2010 International Conference on* (pp. 284-289). IEEE.

- Coley, D. A. (1998). *An Introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers*. Singapore: World Scientific.
- Cura, T., ve Gökçe, G. A. (2003). İMKB Hisse Senedi Piyasalarında İyi Çeşitlendirilmiş Portföy Büyüklüğünün Araştırılması. *Yönetim Dergisi*, 14 (44), 63-81.
- Çetin, M. K. (2006). Hisse senedi Yatırım Kararlarında Genetik Algoritmaların Kullanımı (Yayımlanmamış doktora Tezi) Akdeniz Üniversitesi /Sosyal Bilimler Enstitüsü, Antalya. 33-42.
- Deb, K. (1998). *Genetic algorithm in search and optimization: the technique and applications*. In Proceedings of International Workshop on Soft Computing and Intelligent Systems, Machine Intelligence Unit, India Statistical Institute, Calcutta, India, pp. 58-87.
- Demirtaş, Ö., ve Güngör, Z. (2004). Portföy yönetimi ve portföy seçimine yönelik uygulama. *Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi*, 1 (4), 103-109.
- Eiben, A. E., Hinterding, R., ve Michalewicz, Z. (1999). Parameter control in evolutionary algorithms. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 3 (2), 124-141.
- Eiben, A. E., ve Smith, J. E. (2003). *Introduction to evolutionary computing*. Berlin: Springer Science ve Business Media.
- Elmas, Ç. (2011). *Yapay Zeka Uygulamaları* (2. Baskı ed.). Ankara: Seçkin.
- Emel, G. G., ve TAşkın, Ç. (2002). Genetik Algoritmalar ve Uygulama Alanları. *Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 21 (1), 129-152.
- Ercan, M. K., ve Ban, Ü. (2005). *Değere dayalı işletme finansı: finansal yönetim*. Ankara: Gazi.
- Erdin, C. (2007). Bulanık Hedef Programlama Ve İşletme Yönetiminde Bir Uygulama (Yayımlanmamış doktora Tezi) İstanbul Üniversitesi/Sosyal Bilimler Enstitüsü ,İstanbul.
- Eshlaghy, T.A., Abdolahi, A., Moghadasi, M., ve Maatofi, A. (2011). Using Genetic and Particle Swarm Algorithms to Select and Optimize Portfolios of Companies Admitted to Tehran Stock Exchange. *Research Journal of International Studies, Issue 20*, 95-105.
- Gen, M., ve Cheng, R. (2000). *Genetic algorithm and engineering optimization*. New York: John Wiley and Sons.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Indiana: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Goldberg, D. E., ve Deb, K. (1991). A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms. *Foundations of genetic algorithms*, 1, 69-93.
- Grefenstette, J. J. (1986). Optimization of control parameters for genetic algorithms. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 16 (1), 122-128.
- Haupt, R. L., ve Haupt, S. E. (2004). *Practical genetic algorithms*. America: John Wiley ve Sons.
- İskenderoğlu, Ö., ve Karadeniz, E. (2011). Optimum Portföyün Seçimi: İMKB-30 Üzerinde bir Uygulama. *CÜ İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, Cilt12, Sayı 2, 235-257.
- İşlier, A. A. (2001). Üretim Hücrelerinin bir genetik algoritma kullanılarak oluşturulması. *Anadolu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 2, 137-157.
- Karaboğa, N. (1994). Sayısal Filtre Katsayılarının Genetik Algoritma Kullanılarak Yuvarlatılması (Yayımlanmamış Doktora Tezi) Erciyes Üniversitesi/Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.
- Karan, M. B. (2001). *Yatırım analizi ve portföy yönetimi*. Ankara: Gazi.

- Kardiyen, F. (2007). DOĞRUSAL PROGRAMLAMA İLE PORTFÖY OPTİMİZASYONU VE İMKB VERİLERİNE UYGULANMASI ÜZERİNE BİR ÇALIŞMA. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 21 (2), 15-28.
- Kaya, E. (2014). Genetik Algoritma İle Bulanık Kural Kümesinin Otomatik Olarak Oluşturulmasında Yeni Bir Yaklaşım (Yayımlanmamış doktora Tezi) Selçuk Üniversitesi/Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- Keskin, R. (2013). Bulanık Hedef Programlama ve Portföy Analizi Uygulaması (Yayımlanmamış doktora tezi) Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi/ Fen Bilimleri Enstitüsü , İstanbul.
- Keskintürk, T. (2007). Portföy Seçiminde Markowitz Modeli için Yeni Bir Genetik Algoritma Yaklaşımı, *Yönetim*, 18(56), 78-90.
- Keskintürk, T., Demirci, E., ve Tolun, S. (2010). İYİ ÇEŞİTLENDİRİLMİŞ PORTFÖY BÜYÜKLÜĞÜNÜN GENETİK ALGORİTMA TEKNİĞİ KULLANILARAK İNCELENMESİ. *Sosyal Bilimler Dergisi* (2), 1-5.
- Konuralp, G. (2001). *Sermaye Piyasaları: Analizler, Kuramlar ve Portföy Yönetimi: Alfa*.
- Koza, J. R. (1992). *Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection* (Vol. 1). USA: MIT press.
- Küçükkocaoğlu, G. (2002). Optimal Portföyün Seçimi ve İMKB Ulusal-30 Endeksi Üzerine Bir Uygulama. *Active-Bankacılık ve Finans Dergisi*, 26, 74-91.
- Lai, K. K., Yu, L., Wang, S., ve Zhou, C. (2006). *A double-stage genetic optimization algorithm for portfolio selection*, Neural Information Processing, Volume 4234, pp 928-937
- Lin, C.-L., Huang, C.-H., ve Tsai, C.-W. (2010). Chapter 8: Structure-Specified Real Coded Genetic Algorithms with Applications. 161-185.
- Lin, C.-M., ve Gen, M. (2007). An effective decision-based genetic algorithm approach to multiobjective portfolio optimization problem. *Applied Mathematical Sciences*, 1 (5), 201-210.
- Magalhães-Mendes, J. (2013). A comparative study of crossover operators for genetic algorithms to solve the job shop scheduling problem. *WSEAS transactions on computers*, 12 (4), 164-173.
- Melanie, M. (1999). *An Introduction to Genetic Algorithms* (Fifth printing ed. Vol. 3). London: Cambridge.
- Michalewicz, Z. (1996). *Genetic algorithms + data structures = evolution programs (3rd ed.)*. Berlin: Springer-Verlag.
- Okka, O. (2009). *Analitik Finansal Yönetim: Teori ve Problemler*. Ankara: Nobel
- Öz, B., Ayriçay, Y., ve Kalkan, G. (2011). Finansal Oranlarla Hisse Senedi Getirilerinin Tahmini: İMKB 30 Endeksi Hisse Senetleri Üzerine Diskriminant Analizi İle Bir Uygulama, *Anadolu Üniveritesi Sosyal Bilimler Dergisi*, Vol(11), Sayı.3, 51-64.
- Özçakar, N. (1998). Genetik Algoritmalar. *İ.Ü. İşletme Fakültesi Dergisi*, C.27, S.1. 69-82.
- Özdemir, M. (2011). Genetik algoritma kullanılarak portföy seçimi. *Iktisat İşletme ve Finans*, 26 (299), 43-66.
- Özkan, M. M. (2003). *Bulanık Hedef Programlama*. Bursa: Ekin.
- Öznur, İ., ve Korukoğlu, S. (2003). Genetik Algoritma Yaklaşımı ve Yöneylem Araştırmasında Bir Uygulama. *Yönetim ve Ekonomi: Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 10 (2), 191-208.
- Öztürk, A. (2012). *Yöneylem Araştırması*. Ekin: Bursa.
- Paksoy, T. (2004). Tedarik Zinciri Yönetiminde Dağıtım Ağlarının Tasarımı Ve Optimizasyonu: Bir Örnek Olay Ve Genetik Algoritmalara Dayalı Deneysel Bir

- Çalışma (Yayımlanmamış doktora tezi) Selçuk Üniversitesi /Sosyal Bilimler Enstitüsü, Konya.
- Pandari, A. R., Azar, A., ve Shavazi, A. R. (2012). Genetic algorithms for portfolio selection problems with non-linear objectives. *African Journal of Business Management*, 6 (20), 6209-6216.
- Pekkaya, M. (2013). ARFIMA ve FIGARCH yöntemlerinin Markowitz ortalama varyans portföy optimizasyonunda kullanılması: İMKB-30 endeks hisseleri üzerine bir uygulama. *Journal of the School of Business Administration, Istanbul University*, 42 (1), 93-112.
- Safe, M., Carballido, J., Ponzoni, I., ve Brignole, N. (2004). On stopping criteria for genetic algorithms. *Advances in Artificial Intelligence. Volume.3171*, pp. 405-413
- Sastry, K., Goldberg, D., ve Kendall, G. (2005). Search Methodologies: Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques. USA: Springer.
- Sivanandam, S., ve Deepa, S. (2008). Introduction to genetic algorithms: Berlin Heidelberg New York: Springer.
- Skolpadungket, P., Dahal, K., ve Harnpornchai, N. (2007). *Portfolio optimization using multi-objective genetic algorithms*. Paper presented at the Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on.
- Soleimani, H., Golmakani, H. R., ve Salimi, M. H. (2009). Markowitz-based portfolio selection with minimum transaction lots, cardinality constraints and regarding sector capitalization using genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 36 (3), 5058-5063.
- Şen, Z. (2004). *Genetik Algoritmalar ve En İyi Yöntemleri*. İstanbul: Su Vakfı.
- Taha, H. A., Baray, Ş. A., ve Esnaf, Ş. (2000). *Yöneylem araştırması* (6. baskı ed.). İstanbul: Literatür.
- Taşkın, Ç., ve Emel, G. G. (2009). *Sayısal Yöntemlerde Genetik Algoritmalar*. Bursa: Alfa.
- Taştan, S. (2012). Genetik Algoritma Temelinde Rejim Değişikliği Modellerinin Belirlenmesi (Yayımlanmamış doktora tezi) Cumhuriyet Üniversitesi/ Sosyal Bilimler Enstitüsü ,Sivas.
- Toraman, C., ve Yürük, M. F. (2014). Kuadratik Programlama Tabanlı Modelleme İle Portföy Optimizasyonu: BİST-100 Uygulaması. *Mardin Artuklu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Mukaddime Dergisi*, 5 (1). 133-148.
- Ulucan, A. (2004). *Portföy Optimizasyonu*. Ankara: Siyasal.
- Uludağ, N. (2010). Bulanık Optimizasyon ve Doğrusal Hedef Programlama Yaklaşımları ile Otobüs Hatlarının Modellenmesi (Yayımlanmamış doktora tezi) Pamukkale Üniversitesi/Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli.
- Weise, T. (2009). Global Optimization Algorithms-Theory And Application. Self-Published. <http://www.it-weise.de/projects/book.pdf>
- Yeniay, Ö. (2001). An Overview of Genetic Algorithms. *Anadolu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, Vol 2(1), 37-49.
- Zeren, F., ve Baygın, M., (2015). Genetik Algoritmalar ile Optimal Portföy Seçimi: BİST-30 Örneği, *Journal of Business Research Turk*, Vol.7(1), 309-324.
- Zhou, C., Yu, L., Huang, T., Wang, S., & Lai, K. K. (2006). Selecting valuable stock using genetic algorithm, In *Simulated Evolution and Learning*, Volume 4247, pp. 688-694.
- Zivot, E. (2002). Introduction to Computational Finance and Financial Econometrics: Chapter 1 Asset Return Calculation., 1-16.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Ahmet ÇANKAL
Uyruğu : T.C.
Doğum Yeri ve Tarihi : Osmaniye/01.02.1979
Telefon : 5052952953
Faks :
e-mail : ahmet.cankal@osmaniye.edu.tr

EĞİTİM

Derece	Adı, İlçe, İl	Bitirme Yılı
Lise :	Dervişpaşa Lisesi	1996
Üniversite :	Mersin Üniversitesi	2001
Yüksek Lisans :		
Doktora :		

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görevi
2013	Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi İ.İ.B.F Yönetim Bilişim Sistemleri	Öğretim Görevlisi
2010-2013	Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi OMYO Bilgisayar Programcılığı	Öğretim Görevlisi
2009-2010	Metro Park Hastanesi	Bilgi Sistemleri Yöneticisi
2008-2009	Kardelen Yazılım	Destek Personeli
2007-2008	Yeni Hayat Hastanesi	Müdür Yardımcısı
2002-2007	Osmaniye Devlet Hastanesi	Bilgi İşlem Sorumlusu

UZMANLIK ALANI

Veritabanı Yönetim sistemleri, Sunucu ve istemci işletim sistemleri, Ağ ve güvenlik sistemleri tasarımı, sistem yöneticiliği, hastane otomasyon sistemi , hastane işletmeciliği, Masaüstü ve web uygulama geliştirme

YABANCI DİLLER

İngilizce ÜDS:75 KPDS:62

BELİRTMEK İSTEĞİNİZ DİĞER ÖZELLİKLER