

Çok Amaçlı Genetik Algoritma ve Hedef Programlama Metotlarını Kullanarak Hisse Senedi Portföy Optimizasyonu: BİST-30'da Bir Uygulama

Emre Yakut^a

Ahmet Çankal^b

Öz: 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. Finansal yöneticinin amacı, minimum risk ve maksimum getiriyi sağlayacak etkin bir portföyü oluşturmaktır. Bu amaçla yeni modeller ve bilgisayar teknolojileri artan bir hızla devam etmektedir. 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 istatistikî 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 Sözcükler: Genetik Algoritma, Çok Amaçlı Genetik Algoritma, Hedef Programlama, Optimum Portföy, Portföy Seçimi

JEL Sınıflandırması: C60, C61, C44, G11

Portfolio Optimization Using of Methods Multi Objective Genetic Algorithm and Goal Programming: An Application in BIST-30

Abstract: 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 financial manager is to ensure an efficient portfolio which provides minimum risk and maximum return. For this purpose, new models and computer technology continue at an accelerated rate. Genetic algorithms are from stochastic algorithm family based on the principles of natural selection. In this study, soft 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, Multiobjective Genetic Algorithm, Goal Programming, Optimal Portfolio, Portfolio Selection

JEL Classification: C60, C61, C44, G11

^aAssist. Prof., PhD., Osmaniye Korkut Ata University, Osmaniye, Türkiye, emreyakut@osmaniye.edu.tr

^bLecturer, Osmaniye Korkut Ata University, Osmaniye, Türkiye, ahmet.cankal@osmaniye.edu.tr

1. Giriş

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

Yatırımcılar çok sayıdaki farklı menkul kıymet içinden tercih yapmak durumundadır (Brealey vd., 1997: 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: 188). Geleneksel yaklaşımda portföyün riskini azaltmak için portföydeki varlıklarının sayısının artırılmasının yeterli olduğu bilinmesine 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, 1998:194-195). Markowitz modeli, hedeflenen beklenen getiriyi karşılayacak ve riski minimum (varyansı) portföyü bulmaya çalışır (Ulucan, 2004: 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: 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 çalışmanın amacı çok amaçlı genetik algoritma ve hedef programlama optimizasyon tekniklerinin optimal portföyü oluşturmada uygulanabilirliğinin karşılaştırılmasıdır. Bu çalışma altı bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde giriş, ikinci bölümde literatür, üçüncü bölümde modern portföy teorisi ve portföy seçimi, dördüncü bölümde genetik algoritma genel hatları itibari ile anlatılması, beşinci bölümde uygulama kısmı ve altıncı bölümde sonuç ve önerilerden bahsedilmiştir.

2. Literatür

Bu kısımda hedef programlama ve genetik algoritmalar ile yapılan portföy optimizasyonuna ait bazı çalışmalar hakkında bilgi verilecektir.

Parra, vd., (2001), ele aldıkları çalışmalarında İspanya'da 1991 yılının ikinci çeyreğinden 1996 yılına kadar 132 yatırım aracının verilerini kullanarak optimal portföy seçim işlemi için bulanık hedef programlama modelini kullanmışlardır. Optimal portföyü oluşturmak için getiri, risk ve likidite kriterlerini göz önünde bulundurarak yatırımcılara tavsiyede bulunmuşlardır.

Prakash, vd., (2003), 17 ülkeye ait hisse senedi piyasasında 1993-2000 yılları arasındaki getiri oranlarını ele aldıkları çalışmada optimal portföyün belirlenmesinde polinomial hedef programlama yöntemini tercih etmişlerdir. Yaptıkları çalışmanın sonucunda yatırımcıların portföy kararlarında çarpıklık kavramının optimal portföy seçim işleminde önemli bir değişime neden olduğunu vurgulamışlardır.

Sun ve Yan (2003), ABD ve Japon borsalarında 1975-1997 yılları arasındaki dönemde günlük, haftalık ve aylık verilerle optimal portföy seçim işlemi için çarpıklık kavramını ele almışlardır. Ortalama-varyans-çarpıklık modeli kapsamında portföyün beklenen getiri ve çarpıklığın maksimize edilmesi ve portföyün minimize edilmesini amaçlayan bir modeli polinomial hedef programlama yöntemiyle gerçekleştirmişlerdir. Çalışma sonucunda aylık getirilerle ilişkilendirilmiş portföylerin, günlük getirilerle ilişkilendirilmiş portföylerden daha fazla pozitif çarpıklık oranına ve varlığına sahip olduğunu ileri sürmüşlerdir.

Sharma ve Sharma (2005), çalışmalarında çok amaçlı karar verme tekniklerinden (lexicographic) hedef programlama (LHP) modeli ile risk, getiri, gider (expense) oranı gibi spesifik parametreleri göz önüne alarak yatırımcılar için en iyi yatırım fonu portföyünü seçmeye çalışmışlardır. Yaptıkları çalışma sonucunda yatırımcıların LGP modeli ile çeşitli yatırım amaçlarını karşılayarak etkin portföyler oluşturabileceklerini ileri sürmüşlerdir.

Ben Abdelaziz, vd., (2007), Tunus borsasındaki 45 firmanın 1999 yılına ait verilerini kullanarak optimum portföy analizi için hedef programlama ve çok amaçlı karar verme tekniklerinden olan uzlaşık programlamayı ele almışlardır. Hisse senedi getirisini, borsadaki dolaşım oranını ve risk katsayısını dikkate alarak optimal portföy seçimini gerçekleştirmişlerdir.

Bilbao, vd., (2007), İspanya'da 1999-2003 yılları arasındaki 31 yatırım fonunu kullanarak optimal portföy seçimi işlemi için, bulanık hedef programlama tekniği ile optimizasyon işlemi gerçekleştirmişlerdir. Potansiyel her bir yatırım varlığı için, geçmiş verileri ve istatistiksel metotları kullanarak gelecekteki bir beta katsayısını hesaplamışlardır. "Uzman betalarla sharpe modeli" adını verdikleri bir model geliştirmişlerdir. Portföy seçiminde, bulanık hedef programlama ve uzman betaların kullanıldığı Sharp tekil indeks modelini önermişlerdir.

Abid ve Bahloul (2010), G-7 yatırımcılarının bakış açısından hareketle uluslararası yatırımların önündeki engelleri dikkate alarak optimal portföy seçim işlemi gerçekleştirmişlerdir. Optimal portföy seçimi için AHP (Analitik Hiyerarşik Yöntem) ve ağırlıklandırılmış hedef programlama tekniğinin kombinasyonuna dayalı bir metod kullanmışlardır. Enformasyon maliyeti, yatırımcı davranışı, coğrafi uzaklık, işlem maliyetleri, kamulaştırma riski, pazar büyüklüğü ve sermaye akış kısıtlamaları gibi değişkenleri optimal portföy seçim probleminde kullanmak üzere göz önünde bulundurmışlardır. ABD hariç geri kalan G-7 ülkeleri için AHP-ağırlıklandırılmış hedef programlama kombinasyonuna dayalı model ile yerli yatırımcının eğilim etkisinin bazılarını açıklayabilmüşlerdir.

Stoyan ve Kwon, (2011), Toronto Borsası'ndaki 2007-2009 dönemi arasında hisse ve tahvilin yer aldığı portföy problemi için stokastik iki aşamalı tam sayılı hedef programlama tekniğini dikkate almışlardır. Çalışma sonucunda stokastik tamsayı hedef programla optimizasyon tekniğinin karmaşık portföy seçim modelinde kullanılabilirliğini ileri sürmüşlerdir.

Genetik algoritmalar ile yapılan bazı portföy optimizasyon çalışmaları ise;

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 götürülerine göre karşılaştırmış ve sonuç olarak IMKB hisse senetlerine yapılacak yatırımlarda portföy oluşturmak için Markowitz'in Modern Portföy teoreminin kullanılabilirliğini ortaya koymuştur.

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

Lai vd.(2006), çalışmalarında optimum portföyü oluşturmak için iki aşamalı bir sistem kullanmışlardır. Birinci bölümde genetik algoritmayı 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 Pazarın 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 kullanmışlardır. 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.

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

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 artırdığını tespit etmişlerdir. 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.

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.

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 hissenin seçiminin uygun olduğu, serbest ağırlıkta oluşturulan portföylerde ise 6 ile 11 arasında olması gerektiği sonucuna varmışlardır.

Eshlaghy vd. (2011), Tahran Borsasındaki 2001-2009 arasında 146 aktif şirketin aylık verilerini 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.

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.

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.

3. Modern Portföy Teorisi ve Portföy Seçimi

Modern Portföy kuramının kurucusu Harry Markowitz'in yaklaşımının genel çerçevesi bir yatırımcısının sahip olduğu belirli bir tutardaki parayı çeşitli menkul değerlere yatırım yapmasıdır. Bu yaklaşım yatırımcının muhtemel portföylerden seçeceği menkul değerlerden oluşan bir portföye dayanmaktadır. Finans literatüründe portföy seçimi problemi olarak da isimlendirilmektedir (Karan, 2001: 135).

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: 872).

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 değeri aşağıdaki eşitlikte gösterilmiştir (Okka, 2009: 228-229):

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

$$E(r_p) = r_p = w_1 r_1 + w_2 r_2 + \dots + w_n r_n \quad (2)$$

r_p : Portföyün beklenen getiri oranı

r_j : Portföydeki her bir menkul değer getiri oranı

w_j : Portföydeki her bir menkul değer portföydeki ağırlığı

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. Finansal yöneticinin amacı etkin bir portföy oluşturmaktır. Yani verilen risk düzeyinde maksimum getiriyi sağlamak veya verilen bir getiriyi minimum risk ile elde etmektir (Okka, 2009: 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 kovaryans hesap etmemiz gerekir. Kovaryans herhangi iki değişkenin zaman içinde hareketliliğinin aynı andaki uyumunun (ilişkisinin) bir ölçüsüdür (Karan, 2001: 143; Okka, 2009: 229).

x ve y gibi iki finansal varlıktan oluşan portföyün riski;

$$\text{Var}(P) = \text{Var}(w_1 x) + \text{Var}(w_2 y) + 2w_1 w_2 \text{Covar}(xy) \quad (3)$$

şeklinde hesaplanır.

Portföyü oluşturan menkul değerlerin birlikte nasıl değiştiğini ölçen Kovaryans ;

$$Cov(x, y) = \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})(y_n - \bar{y})P_{xy} \quad (4)$$

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 kullanırız. 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: 144).

Değişkenlere ait korelasyon katsayısı 5 no'lu denklemle hesaplanır (Okka, 2009: 228-229).

$$Corr(x, y) = \frac{Covar(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5)$$

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: 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 çıkıldıkça getiri yükselirken risk de artmaktadır (Canbaş ve Doğukanlı, 2007: 508).

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: 18-19). Markowitz'in modern portföy teorisinin kuadratik programlama modeli aşağıda verilmiştir (Ulucan, 2004: 87-88).

$$\begin{aligned} \text{Min.} \quad & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \sigma_{ij} \\ & \sum_{i=1}^N x_i \mu_i \geq R \\ & \sum_{i=1}^N x_i = 1 \end{aligned} \quad (6)$$

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

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

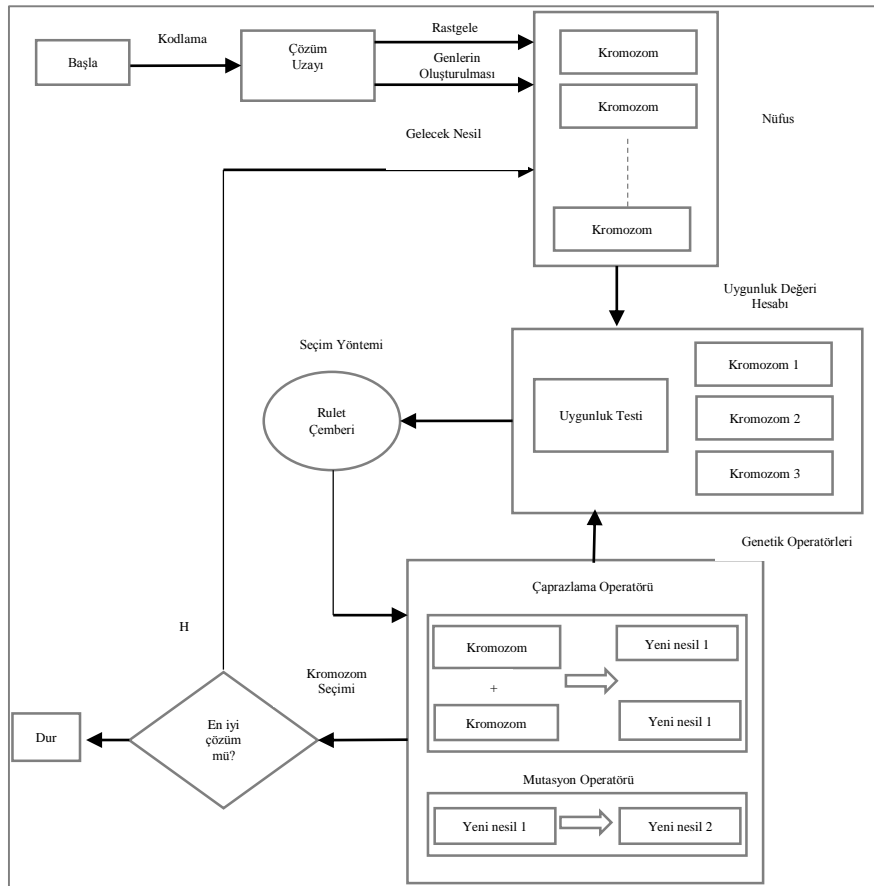
x_i : i varlığının portföy içindeki oranı, (Karar değişkeni) ($i=1, \dots, N$)

4. Genetik Algoritmalar

Genetik Algoritmalar, Darwin'in evrim sürecinde önemli yeri olan seçme, mutasyon ve çaprazlama işlemlerinden esinlenilerek geliştirilmiştir. Genetik algoritmalar için iyi çözümler, mümkün olan daha iyi çözümü üretmek için seçilir ve değiştirilir (Chambers, 1998: 13). Genetik algoritmalar, doğal genetik terimlerini kullanır. Genetik algoritmalarda popülasyon, her nesilde problemin olası çözümlerinden oluşan bireyler topluluğudur (Elmas, 2011: 388; İşler, 2001: 146). Yapay sistemlerde, bireyler sıklıkla diziler veya kromozomlar olarak adlandırılırlar. Kromozomlar, gen (özellikleri, karakterleri, kodlama) diye tabir edilen birimlerden oluşmuştur. Her bir gen, kalıtımın bir veya birkaç karakteristiğini kontrol eder (Michalewicz, 1996: 28).

Genetik Algoritmalar, güçlü ve geniş bir alanda uygulanabilir stokastik arama ve optimizasyon tekniğidir (Gen ve Cheng, 2000: 1). Genetik algoritmalar, sabit büyüklükte bir popülasyona belli genetik operatörler (seçme, çaprazlama, mutasyon) uygulanmak suretiyle tekrarlı bir şekilde çalışır (Affenzeller, vd., 2009: 2). Bu çalışmada kullanılan, genetik algoritmanın akış diyagramı Şekil 1' de verilmiştir.

Şekil 1. Genetik Algoritma Genel Akış Diyagramı



Kaynak: B., Bolat, (2006). Asansör Kontrol Sistemlerinin Genetik Algoritma ile Simülasyonu (Yayımlanmamış doktora Tezi). Yıldız Teknik Üniversitesi/ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, s.45.

Şekil 2. Örnek Kromozom Yapısı

Kromozom 1.																				
X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21
0,002	0,041	0,591	0,003	0,002	0,001	0,002	0,000	0,000	0,265	0,01	0,000	0,009	0,014	0,008	0,027	0,003	0,02	0,000	0,000	0,002

Kromozom 1.																				
X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21
0,000	0,000	0,222	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,778	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Kromozom N.																				
X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21
0,000	0,000	0,222	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,778	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

4.2. Amaç Fonksiyon

Bu çalışmada amaç fonksiyonu risk-getiri ilişkisine dayanmaktadır. Rastgele oluşturulmuş başlangıç popülasyonundaki kromozomlar, olası en iyi portföylerin çözümleridir. Bu çözümler, amaç fonksiyonu sayesinde optimum sonuca doğru evrilirler. Bunu gerçekleştirmek için çok amaçlı genetik algoritma kullanılmıştır. Oluşturulan amaç fonksiyonun ilki riski minimize etmeye ikincisi ise getiriyi maksimize etmeye çalışan fonksiyonlardır. Uygulanan çok amaçlı genetik algoritma belli bir getiri düzeyine eşit yada büyük portföyün riskini minimize edecek portföyler aranmıştır.

4.3. Genetik İşlemler

Kodlama ve amaç fonksiyon belirlendikten sonra, genetik algoritma parametreleri seçimi yapılmalıdır. Bu parametreler sırasıyla seçim, çaprazlama, mutasyon ve durdurma kriterleridir.

4.3.1 Seçim İşlemi

Bir popülasyon oluşturulduktan sonra, yeni kromozomların uyum değerleri hesaplanır. Yeni nesli oluşturacak kromozomlar, eşleştirilmek için seçilir. Seçim işlemi için bir çok yöntem geliştirilmiştir (Affenzeller vd., 2009: 6). Literatürde yaygın olarak, oransal seçim, sıralı seçim, turnuva seçimi, denge durumu seçimi metotları kullanılmaktadır (Goldberg ve Deb, 1991: 70). Bu çalışmada turnuva seçim yöntemi kullanılmıştır. 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: 48-49).

4.3.2. Çaprazlama İşlemi

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

Genetik algoritmalar lineer olmayan kısıtlardan farklı olarak lineer ve sınır kısıtlayıcılarını çözüm süresinde işleme alır. Çaprazlama ve mutasyon işlemlerinde üretilen yeni kromozomlar kısıtlayıcıları dikkate alarak oluşturulmaktadır. İki noktalı çaprazlama, lineer kısıtlayıcılar olduğu zaman kullanılamaz. Popülasyon, iki noktalı çaprazlama kullanıldığında kısıtlayıcıları tam olarak karşılamayacaktır. Lineer kısıtlayıcıların olduğu durumlarda çaprazlama fonksiyonu olarak Intermediate (@crossoverintermediate) fonksiyonu kullanılır. Intermediate çaprazlama fonksiyonu, ebeveynlerin ağırlıklı ortalamasını alarak yavru kromozomları oluşturur. Ebeveynlerin ağırlıkları bir oran ile hesaplanır. Bu oran değişken sayısının uzunluğuna bağlı olarak [0,1] arasında sabit bir değer alabilir. Varsayılan olarak bu değer "1" atanmıştır. Bu fonksiyon aşağıdaki formülü kullanarak yavru kromozomları oluşturur (MathWorks, 2004:171).

$$\text{Yavru Kromozom} = \text{Ebeveyn1} + \text{Rastgele} * \text{Oran} * (\text{Ebeveyn2} - \text{Ebeveyn1})$$

4.3.3. Mutasyon İşlemi

Mutasyon, popülasyondaki çeşitliliği koruyarak kromozomlarda rastgele küçük değişiklikler yapar. Belirli uzunluktaki kromozomlarda, rastgele seçilen bir genin değerini değiştirir. Sıfır ile kromozom uzunluğu arasında bir sayı rastgele oluşturulur. Bu sayı (n) kromozomda değiştirilecek genin lokasyonudur. Gerçek sayı kodlama ile tanımlanmış kromozomlarda seçilen genin değer aralığından rastgele bir değer üretilir ve bu değer ile yer değiştirilir (Weise, 2009: 147). Genetik algoritmalar, lineer ve sınır kısıtlayıcılarını işleme alarak çözümler üretir. Bundan dolayı Matlab 2012a optimization toolbox bölümünde çok amaçlı genetik algoritma (gamultiobj) çalıştırılırken, mutasyon fonksiyonu olarak "Constraint dependent" seçeneği seçilmiştir. Bu yöntem ile çok amaçlı fonksiyonundaki lineer ve sınır kısıtlayıcıları göz önünde bulundurularak, mutasyon fonksiyonu ile kısıtlara uygun yeni bireyler oluşturulur.

4.3.4. Çok Amaçlı Problem Ayarları

Gamultiobj (çok amaçlı genetik algoritma matlab fonksiyonu) fonksiyonu çok amaçlı fonksiyonlar için yerel bir Pareto optimumu bulmaya çalışır. Çok amaçlı genetik algoritma (gamultiobj), seçim işlemini yaparken kontrollü elitist genetik algoritma kullanır. Elitist genetik algoritmalar daima en iyi uyum değerine sahip bireyleri seçer. Buna karşın kontrollü elitist genetik algoritmalar düşük uyum değerine sahip olsa bile çeşitliliği artırmaya yardım edecek bireyleri seçer. Optimal Pareto noktasına yakınsama, popülasyonun çeşitliliğini sürdürmede çok önemlidir.

Çok amaçlı genetik algoritma problem ayarlarından ParetoFraction ve DistanceFnc iki seçeneği elitizmi kontrol etmek için kullanılır. Pareto Fraction seçeneği, pareto optimumdaki bireylerin sayısını sınırlarken ve Distance fonksiyonu bireylerin çeşitliliğini sürdürmeye yardımcı olur (<http://www.mathworks.com>).

Çalışmada durdurma kriteri olarak 200*değişken sayısı formülü kullanılmıştır. Çok amaçlı genetik algoritma fonksiyonu parametrelerinden, mesafe ölçüm (DistanceFnc) fonksiyonu "@distancecrowding" kullanılmıştır. ParetoFraction değeri 0.35 olarak tercih edilmiştir.

5. Uygulama

Bu çalışmanın amacı genetik algoritma ve hedef programlama optimizasyon tekniklerinin optimal portföy oluşturmada uygulanabilirliğinin karşılaştırılmasıdır. Portföy optimizasyonu için gerekli veriler 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 Bilgi Dağıtım A.Ş. lisanslı 7.0.9 sürümlü 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 1 'de yer almıştır.

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 getiriye, P_t varlığın 1. aydaki kar payı ödemesiz

kapanış fiyatlarını, P_{t-1} ise bir önceki ayın son işlem gününün kapanış fiyatını açıklamaktadır (Öz, Ayriçay, ve Kalkan, 2011: 54).

Tablo 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

5.1. Araştırma Metodolojisi

Çalışmada portföy optimizasyonu için Kuadratik Hedef Programlama ve Çok Amaçlı Genetik Algoritma optimizasyon yöntemleri kullanılmıştır. Portföy optimizasyonu için Markowitz modeli tercih edilmiştir. Her bir hissenin aylık getiri oranlarının toplamı ve kovaryans değerleri matris ortamında düzenlenerek kuadratik hedef ve genetik algoritma programlarına aktarılmıştır. Kuadratik hedef programlama modeli için Excel Solver modülü ve çok amaçlı genetik algoritma modeli için Matlab R2012a sürümünün Start-Toolbox-Global optimization menüsünde yer alan Optimization Tool modülü kullanılmıştır.

5.1.1. Hedef Programlama Yöntemi İle Optimum Portföy Analizi

Markowitz modelinin kuadratik hedef programlama optimizasyonu için her bir hissenin aylık getiri oranlarının toplamı ve kovaryans değerleri matris olarak düzenlendikten sonra Excel Solver'a portföyün risk ve getirisine ait negatif ve pozitif sapma değişkenleri olan d_1^- , d_1^+ , d_2^- , d_2^+ sırasıyla girilmiştir. Hedef programlama ile çözülen model aşağıdaki eşitlikte gösterilmiştir.

$$\begin{aligned}
 & \min d_1^+ + d_2^- \\
 & \sum_{i=1}^{21} \sum_{j=1}^{21} x_i x_j \sigma_{ij} + d_1^- - d_1^+ = Risk & \sum_{i=1}^{21} x_i r_i + d_2^- - d_2^+ = Getiri & (7) \\
 & \sum_{i=1}^{21} x_i = 1 & x_i \geq 0
 \end{aligned}$$

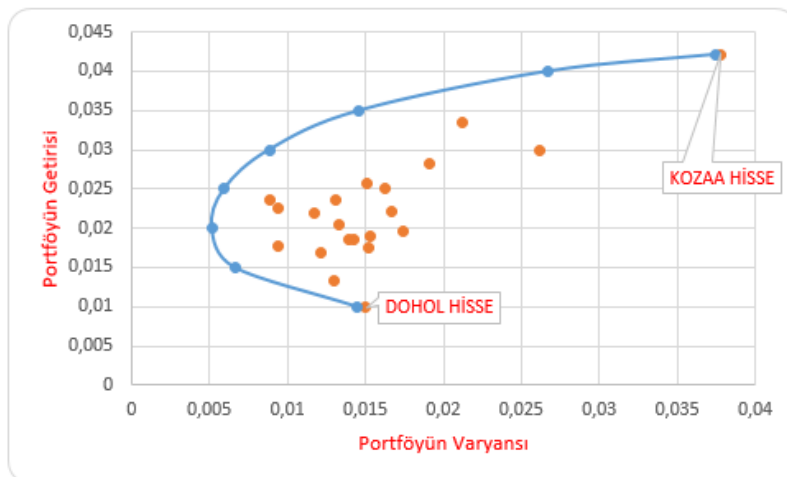
Yukarıdaki verilen modelde pozitif sapma değişkeni olan d_{1+} değeri hedeflenen riskten daha az riskli portföy oluşturmayı hedeflerken; negatif sapma değişkeni olan d_{2-} değeri hedeflenen getiriden daha fazla getiri elde etmeye izin veren sapma değişkenleridir. Risk ve getiri hedeflerinden yukarı ve aşağı yönde sapma olması istenmediği için hedef programlamanın başarıma fonksiyonuna d_{1+} ve d_{2-} sapma değişkenleri dahil edilmiştir. Modelin birinci kısıtı portföyün riskini, ikinci kısıtı portföyün getirisini ve üçüncü kısıtı hisse senetlerinin portföydeki ağırlıklarının toplamının 1 olma kısıtıdır. Bu değer hisse senedi ağırlıklarının toplamının yüzde yüz olmasına karşılık gelmektedir. Dördüncü kısıt her bir hisse senedinin ağırlıklarının sıfıra eşit ya da büyük olma kısıtıdır. Markowitz modeline ait kuadratik hedef programlama model sonuçları Tablo 2' de gösterilmiştir.

Tablo 2. Kuadratik Hedef Programlama Model Sonuçları

Portföy No	Portföy Seçenekleri		DOHOL	ENKAI	EREGL	FROTO	KOZAA	KRDMD	MGROS	PETKM	TCELL	THYAO	TUPRS	ULKER
	Getiri	Varyans	x3	x4	x5	x6	x10	x11	x12	x13	x16	x17	x19	x20
1	0,01	0,0144	0,9707	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0293	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	0,015	0,0066	0,3106	0,0885	0,0000	0,0547	0,0000	0,0000	0,0000	0,2213	0,3178	0,0000	0,0071	0,0000
3	0,02	0,0052	0,0720	0,0664	0,0886	0,1651	0,0000	0,0000	0,0197	0,0375	0,3305	0,0000	0,2160	0,0042
4	0,025	0,0060	0,0000	0,0000	0,0616	0,1027	0,1036	0,0700	0,0615	0,0000	0,2202	0,0000	0,3374	0,0430
5	0,03	0,0088	0,0000	0,0000	0,0419	0,0072	0,2202	0,1814	0,0134	0,0000	0,0441	0,0008	0,3636	0,1273
6	0,035	0,0146	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,3954	0,3135	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,1404	0,1507
7	0,04	0,0267	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,7489	0,2511	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
8	0,042156	0,0375	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Tablo 2' de 8 farklı portföy için getiri, risk ve her bir hisse senedinin ağırlıklarına ait değerlere yer verilmiştir. Markowitz'e ait kuadratik hedef programlama modeli kullanılarak elde edilen çözümde en fazla % 4,216'lık bir getiri ve bu getiriye karşılık %3,745'lik bir risk hesaplanmıştır. Oluşturulan bu portföy sadece KOZAA hisse senedinden oluşmaktadır. En az getirili portföy ise %1 ve riski ise %1,441' dir. Oluşturulan bu portföy ise 2 hisse senedinden oluşmaktadır. Bu hisse senetleri DOHOL ve PETKM'den oluşmaktadır. 3 no'lu 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 sırasıyla 0,0720; 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. Şekil 4' te kuadratik hedef programlama çözüm portföylerine ait etkin sınır eğrisi gösterilmiştir.

Şekil 4. Hedef Programlama Çözüm Portföylerine Ait Etkin Sınır Eğrisi



Farklı getiri ve risk seviyelerinde oluşturulan portföylerin getiri ve varyans (risk) değerleri noktalar halinde Şekil 4'de 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. Etkinlik sınırı incelendiğinde getiri düzeyi düştükçe riskinde düştüğü fakat %2'lik bir getiriden sonra getiri azaldıkça portföyün riskinin ise artışa geçtiği görülmektedir. Yatırımcılar %2'lik bir getiriden daha aşağı bir getiriye 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 ya da 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.

5.2. Genetik Algoritma Yöntemi İle Optimum Portföy Analizi

Çok amaçlı genetik algoritma portföy optimizasyonunu gerçekleştirmek için, Matlab R2012a sürümünün Start-Toolbox-Global optimization menüsünde bulunan Optimization Tool modülü kullanılmıştır. Optimization Tool çalıştırıldıktan sonra gelen ekranda Solver seçeneğine gamultiobj girilmiştir. Çok amaçlı genetik algoritma ile çözülen model aşağıdaki eşitlikte gösterilmiştir.

$$\begin{aligned}
 \text{Minimum} \quad & \sum_{i=1}^{21} \sum_{j=1}^{21} x_i x_j \sigma_{ij} \leq \text{Risk} \\
 \text{Maksimum} \quad & \sum_{i=1}^{21} x_i r_i \geq \text{Getiri} \\
 & \sum_{i=1}^{21} x_i = 1 \\
 & x_i \geq 0
 \end{aligned} \tag{8}$$

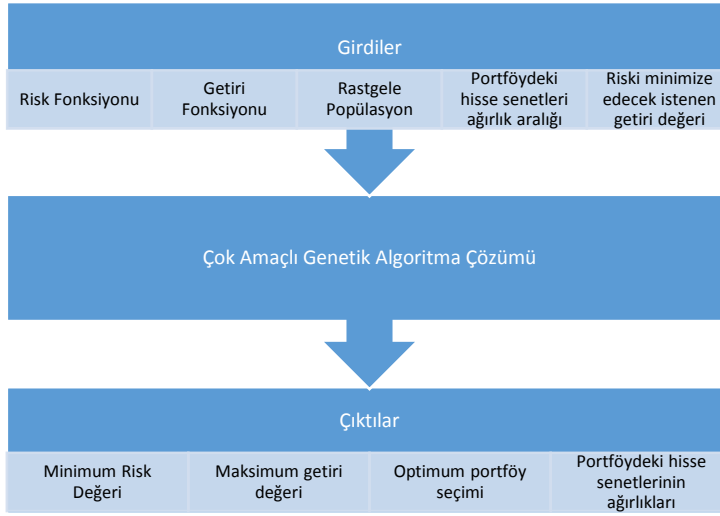
Tablo 3. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Uygulama Parametreleri

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

Yukarıdaki verilen model, birinci amaç fonksiyonunda riski minimize etmeyi, ikinci amaç fonksiyonunda getiriye maksimize etmeye çalışan çok amaçlı genetik algoritma çözüm modelidir. Matlab R2012a'nın bist.m dosyasındaki bist fonksiyonunun içerisinde riski minimize edecek sonuc(1) ve getiriye maksimize edecek sonuc(2) amaç fonksiyonları tanımlanmıştır. 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 arasında olmak üzere matrise aktarılmıştır. Portföyde yer alan hisse senetlerinin ağırlıklarının toplamı bire eşit olan kısıtlayıcı da matrise girilmiştir. Modele ait çok amaçlı genetik algoritma parametreleri Tablo 3'de yer verilmiştir.

Yukarıdaki tabloda çok amaçlı genetik algoritma parametreleri 8 farklı portföy için çalıştırılmış ve sonuçlar elde edilmiştir. Şekil 5'de çok amaçlı genetik algoritma çözümü için önerilen yaklaşıma yer verilmiştir.

Şekil 5. 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 ve portföydeki hisse senetlerine ait ağırlıklar çıktılar olarak elde edilmiştir. Markowitz modeline ait çok amaçlı genetik algoritma model sonuçları Tablo 4' de gösterilmiştir.

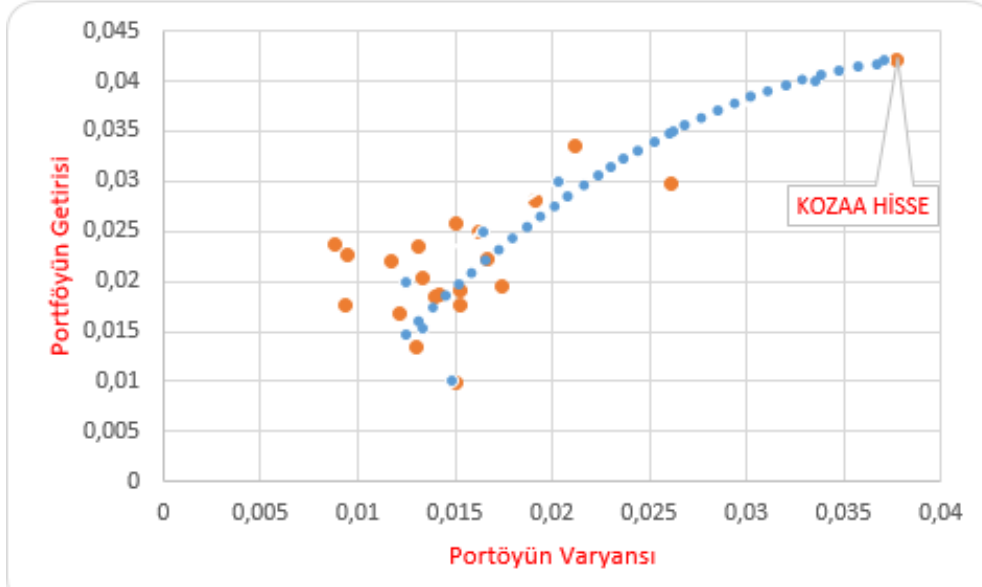
Tablo 4. Çok Amaçlı Genetik Algoritma İle Oluşturulan 8 Farklı Portföy Sonucu

Portföy No	Getiri	Varyans	Hisse Senedi Sayısı	AKENK	ARCLK	DOHOL	ENKAI	EREGL	FROTO	GARAN	ISCTR	KCHOL	KOZAA	KRDMD	MGRGS	PETKM	SAHOL	SISE	TCELL	THYAO	TOASO	TUPRS	ULKER	YKBNK	
				x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21	
1	0,010	0,0148	2	0,000	0,000	0,997	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	0,015	0,0134	10	0,000	0,000	0,820	0,003	0,003	0,000	0,007	0,000	0,000	0,154	0,001	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,001	0,002	0,004	0,000	0,000
3	0,020	0,0124	16	0,002	0,041	0,591	0,003	0,002	0,000	0,002	0,000	0,000	0,265	0,010	0,000	0,009	0,014	0,008	0,027	0,003	0,020	0,001	0,000	0,002	0,000
4	0,025	0,0164	3	0,000	0,000	0,530	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,466	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,004	0,000	0,000
5	0,030	0,0204	4	0,000	0,000	0,372	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,625	0,000	0,000	0,000	0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000
6	0,035	0,0262	2	0,000	0,000	0,222	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,778	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
7	0,040	0,0335	5	0,000	0,000	0,065	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,932	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000
8	0,042	0,0370	2	0,000	0,000	0,003	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,997	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Tablo 4' 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 getirisi, 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 açıklanabilir. Şekil 6' da çok amaçlı genetik algoritma çözüm portföylerine ait etkin sınır eğrisi gösterilmiştir.

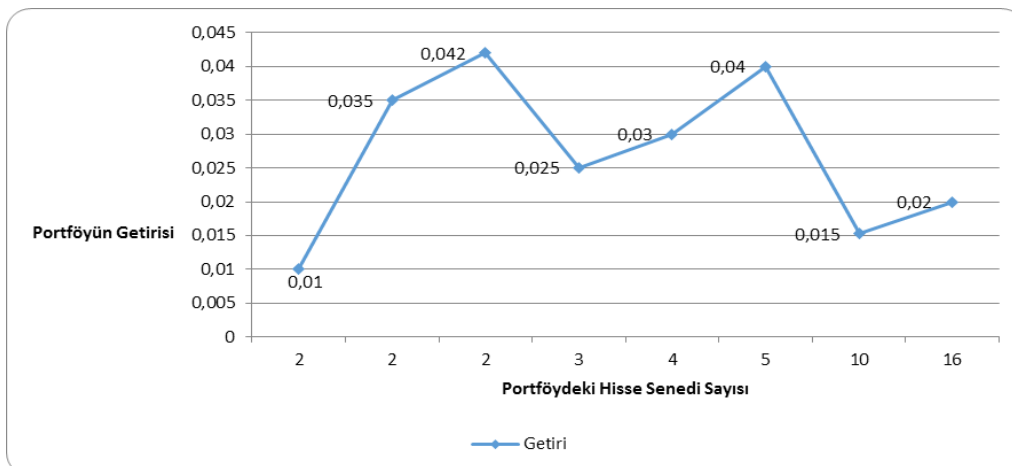
Şekil 6. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Çözüm Portföylerine Ait Etkin Sınır Eğrisi



Çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen getiri-risk seviyeleri için oluşturulan portföyler noktalar halinde Şekil 6'da gösterilmiştir. Etkin sınır eğrisi incelendiğinde getiri düzeyi azaldıkça portföyün varyansında düştüğü görülmektedir. Çok amaçlı genetik algoritma sonucu en yüksek getiriye sahip 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.

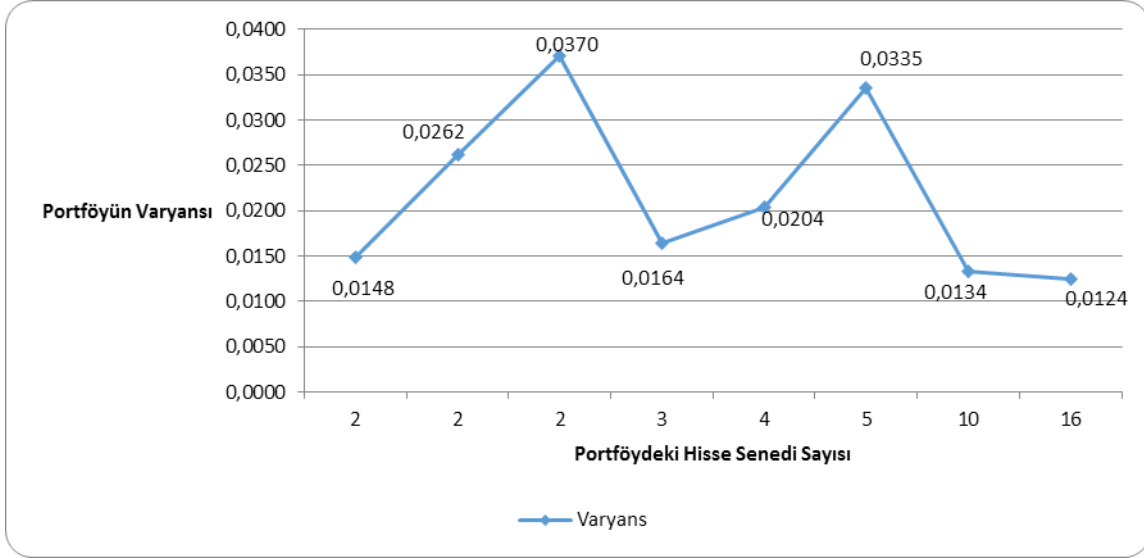
Şekil 7'de çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföyün getirisine karşılık, portföydeki hisse senedi sayılarına yer verilmiştir. En yüksek getirili portföyün 2 ile 5 hisse senedinden oluştuğu gözlenmiştir. Eşit hisse senedi sayısında farklı getirilerin elde edilmesinin nedeni portföydeki hisse senetlerinin ağırlıklarının ve getirilerinin değişmesinden kaynaklandığı söylenebilir.

Şekil 7. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Tarafından Elde Edilen Portföydeki Hisse Senedi Sayısı ve Getirisi



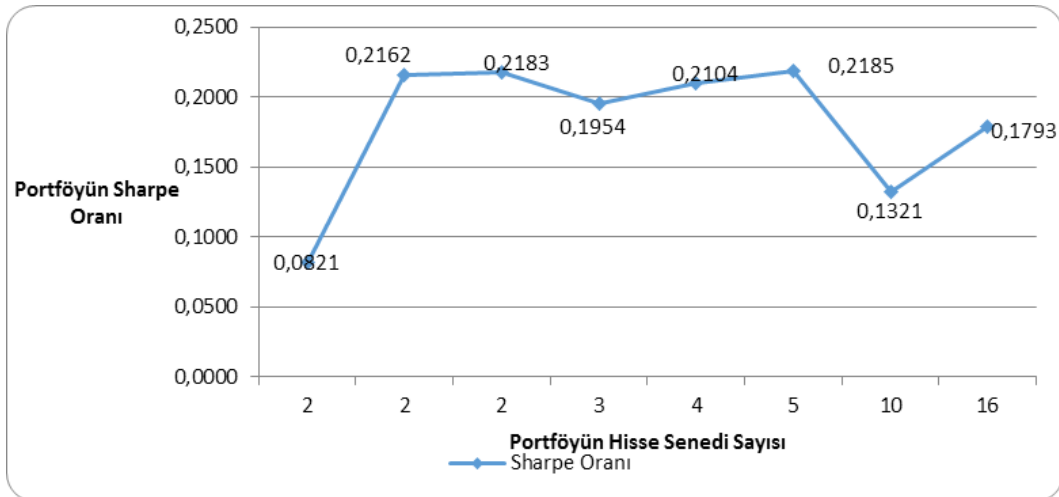
Şekil 7'de çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföyün getirisine karşılık, portföydeki hisse senedi sayılarına yer verilmiştir. En yüksek getirili portföyün 2 ile 5 hisse senedinden oluştuğu gözlenmiştir. Eşit hisse senedi sayısında farklı getirilerin elde edilmesinin nedeni portföydeki hisse senetlerinin ağırlıklarının ve getirilerinin değişmesinden kaynaklandığı söylenebilir.

Şekil 8. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Tarafından Elde Edilen Portföydeki Hisse Senedi Sayısı ve Varyansı



Şekil 8'de çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföyün 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.

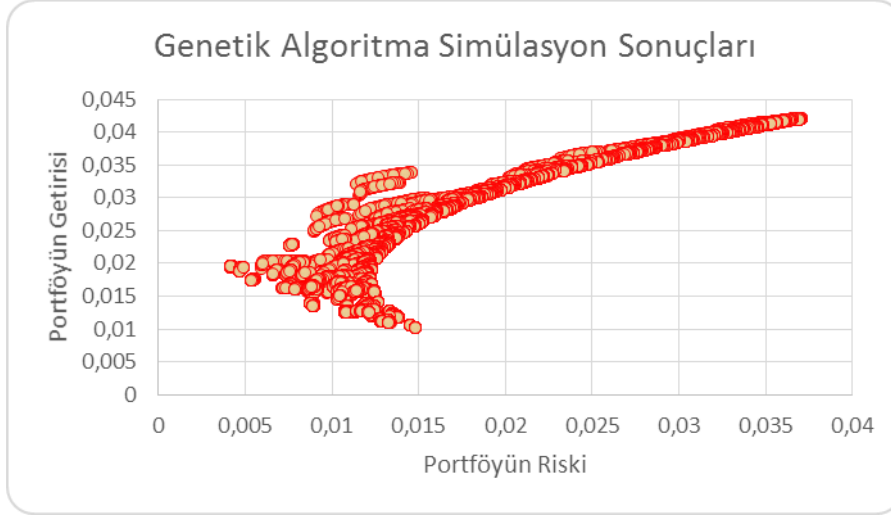
Şekil 9. Çok Amaçlı Genetik Algoritma Tarafından Elde Edilen Portföydeki Hisse Senedi Sayısı ve Sharpe Oranı



Şekil 9'da çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföyün 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.

Şekil 10. BIST 30 hisse senetlerine ait Çok Amaçlı Genetik Algoritma Simülasyon Sonuçları



Şekil 10'da Çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen simülasyon çalışması esnasındaki portföyün getiri ve risk değerleri görülmektedir. Simülasyon çalışmasında BIST 30'a ait 21 adet hisse senedinden portföyler oluşturulmuştur. Bu çalışma yaklaşık 35000 kez gerçekleştirilmiş ve bu durumda oluşan portföylerin getiri ve risk değerleri Şekil 10'da gösterilmiştir. Yapılan simülasyon sonucunda portföyün getirisi %1,000 ile %4,207 ve portföyün riski ise %4,184 ile % 3,711 arasında gerçekleşmiştir. Başka bir ifadeyle çok amaçlı genetik algoritma tarafından oluşturulan portföye ait getiri seviyesinde daha az riskli bir portföy oluşturulamadığı gibi çok amaçlı genetik algoritma tarafından oluşturulan portföye ait risk seviyesinde daha fazla getirili bir portföy yer almamaktadır. Bu sonuçlar çok amaçlı genetik algoritma tarafından elde edilen portföylerin etkin ve uyumlu bir şekilde gerçekleştiğini göstermektedir.

5.3 Hedef Programlama İle Çok Amaçlı Genetik Algoritma Portföy Sonuçlarının Karşılaştırılması

Portföylerin karşılaştırılmasında kullanılan değişim katsayısı farklı getiri oranına sahip varlıkların riskinin göreceli değişimini ölçer ve bunların risk derecesini gösteren istatistiksel 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: 228). Tablo 5' de optimizasyon tekniklerinin değişim katsayısı cinsinden sonuçlarına yer verilmiştir.

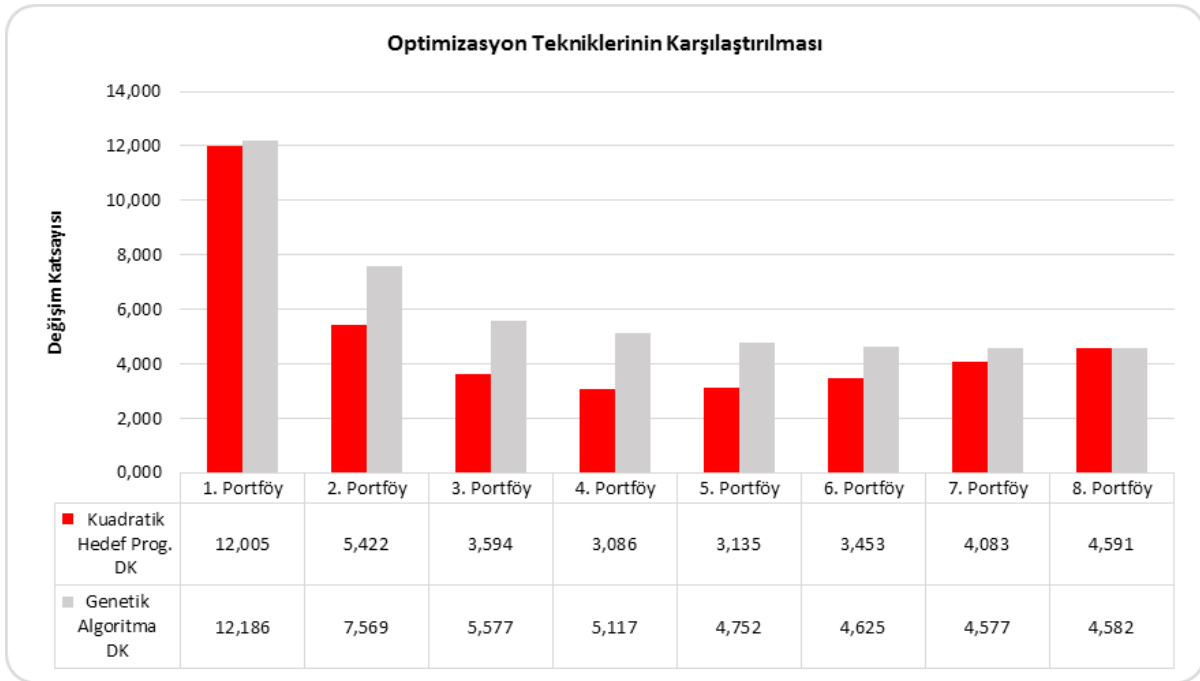
Tablo 5. Değişim Katsayılarının Karşılaştırılması

	Kuadratik Hedef Prog. Değişim Katsayısı	Çok Amaçlı Genetik Algoritma 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 5’de 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 ise 4,577 ile 7 nolu portföyün olduğu tespit edilmiştir. Bu portföy ise 5 adet hisse senedinden oluşmaktadır.

Şekil 11’de hedef programlama ile çok amaçlı genetik algoritma portföy optimizasyon sonuçlarının karşılaştırmalı değişim katsayısı cinsinden rakamlarına yer verilmiştir. 8 farklı portföy optimizasyon sonuçları açısından kıyaslama yapıldığında, 8. portföy hariç geri kalan 7 portföyün tamamında, hedef programlama portföy optimizasyon sonuçlarının çok amaçlı genetik algoritma optimizasyon sonuçlarına göre daha iyi değerler verdiği tespit edilmiştir.

Şekil 11. Optimizasyon Tekniklerinin Karşılaştırılması



6. Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmada genetik algoritma ve hedef programlama optimizasyon tekniklerinin optimal portföyü oluşturmada uygulanabilirliği karşılaştırılmıştır. Bu kapsamda Markowitz’in ortalama varyans modeli çok amaçlı 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. Genetik algoritma ve hedef programlama için 8 farklı getiri risk seviyesi ilişkisinde portföy oluşturulmuştur. Bu amaçla maksimum getiri ve 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. Ayrıca çok amaçlı genetik algoritma tarafından simülasyon çalışması esnasındaki 35000 adet portföyün getiri ve risk değerleri gerçekleştirilmiştir.

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. 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.

Hedef programlama ve çok amaçlı 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 optimizasyonu 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.

Kaynaklar

- Abdelaziz, F. B., Aouni, B., & Fayedh, R. E. (2007). Multi-Objective Stochastic Programming For Portfolio Selection. *European Journal Of Operational Research*, 177, 1811–1823.
- Abid, F., Bahloul, S., (2010), International Portfolio Choices With Investment Barriers: A Multifactor Approach. *Social Science Research Network*, 1-25.
- 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. & Dağdeviren, M. (2002). Portföy Seçimi Problemi Çin KDS/GA Yaklaşımı. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 17(4), 125-138.
- Akgüç, Ö. (1998). *Finansal Yönetim* (7. Baskı Ed.). İstanbul: Avcıol Yayınevi.
- Altıparmak, F. (1996). *Genetik Algoritma İle Haberleşme Şebekelerinin Optimizasyonu (Yayımlanmamış Doktora Tezi) Gazi Üniversitesi /Fen Bilimleri Enstitüsü*, Ankara.
- Bilbao A, Arenas M, Rodriguez M, Antomil J (2007). On Constructing Expert Betas For Single-Index Model. *European Journal of Operational Research*, 183, 827–847.
- Bolak, M. (1998). *Sermaye Piyasası: Menkul Kıymetler ve Portföy Analizi* (3. Baskı Ed.). İstanbul: Beta Kitabevi
- Bolat, B. (2006). *Asansör Kontrol Sistemlerinin Genetik Algoritma İle Simülasyonu (Yayımlanmamış Doktora Tezi)*. Yıldız Teknik Üniversitesi/ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Brealey, R. A., Myers, S. C., Marcus, A. J., Bozkurt, Ü., Arıkan, T. & Doğukanlı, H. (1997). *İşletme Finansının Temelleri*. İstanbul: Literatür.
- Canbaş, S. & Doğukanlı, H. (2007). *Finansal Pazarlar: Finansal Kurumlar, Sermaye Pazarı Analizleri*. Adana: Karahan Kitabevi.
- 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*, 284-289.
- Elmas, Ç. (2011). *Yapay Zeka Uygulamaları* (2. Baskı Ed.). Ankara: Seçkin Yayınevi.
- Ercan, M. K. & Ban, Ü. (2005). *Değere Dayalı İşletme Finansı: Finansal Yönetim*. Ankara: Gazi Kitabevi.
- Eshlaghy, T.A., Abdolahi, A., Moghadasi, M. & 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*, 20, 95-105.
- Gen, M. & Cheng, R. (2000). *Genetic Algorithm And Engineering Optimization*. New York: John Wily And Sons.

- Goldberg, D. E. & Deb, K. (1991). A Comparative Analysis Of Selection Schemes Used In Genetic Algorithms. *Foundations Of Genetic Algorithms*, 1, 69-93.
- İşler, A. A. (2001). Üretim Hücrelerinin Bir Genetik Algoritma Kullanılarak Oluşturulması. *Anadolu Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 2, 137-157.
- Karan, M. B. (2001). *Yatırım Analizi Ve Portföy Yönetimi*. Ankara: Gazi Kitabevi.
- Keskintürk, T. (2007). Portföy Seçiminde Markowitz Modeli İçin Yeni Bir Genetik Algoritma Yaklaşımı, *Yönetim*, 18(56), 78-90.
- Keskintürk, T., Demirci, E. & Tolun, S. (2010). İyi Çeşitlendirilmiş Portföy Büyüklüğünün Genetik Algoritma Tekniği Kullanılarak İncelenmesi. *Sosyal Bilimler Dergisi*, 2, 1-5.
- Koza, J. R. (1992). *Genetic Programming: On The Programming Of Computers By Means Of Natural Selection* (Vol. 1). USA: MIT Press.
- Küçükkoçaoğlu, 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. & Zhou, C. (2006). A Double-Stage Genetic Optimization Algorithm For Portfolio Selection, *Neural Information Processing*, 4234, 928-937.
- Lin, C.M. & Gen, M. (2007). An Effective Decision-Based Genetic Algorithm Approach To Multiobjective Portfolio Optimization Problem. *Applied Mathematical Sciences*, 1(5), 201-210.
- Mathworks.(2004).<http://www.Mathworks.Com/Examples/Global-Optimization/374-Multiobjective-Genetic-Algorithm-Options>, (Erişim Tarihi, 09 Ağustos 2015).
- Michalewicz, Z. (1996). *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs* (3rd Ed.). USA: Springer-Verlag.
- Okka, O. (2009). *Analitik Finansal Yönetim: Teori ve Problemler*. Ankara: Nobel Kitabevi.
- Öz, B., Ayriçay, Y. & Kalkan, G. (2011). Finansal Oranlarla Hisse Senedi Getirilerinin Tahmini: İMKB 30 Endeksi Hisse Senetleri Üzerine Diskriminant Analizi İle Bir Uygulama, *Anadolu Üniveristesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 11(3), 51-64.
- Özdemir, M. (2011). Genetik Algoritma Kullanılarak Portföy Seçimi. *İktisat İsletme ve Finans*, 26(299), 43-66.
- Pandari, A. R., Azar, A. & Shavazi, A. R. (2012). Genetic Algorithms For Portfolio Selection Problems with Non-Linear Objectives. *African Journal Of Business Management*, 6(20), 6209-6216.
- Parra, M. A., Terol, A. B., & Uria, M. V. R. (2001). A Fuzzy Goal Programming Approach To Portfolio Selection. *European Journal Of Operational Research*, 133, 287-297.
- Prakash, A.J., Chang, C.H. & Pactwa, T.E. (2003). Selecting A Portfolio With Skewness: Recent Evidence From US, European, And Latin American Equity Markets. *Journal Of Banking and Finance*, 27, 1375-1390.
- Sastry, K., Goldberg, D. & Kendall, G. (2005). *Search Methodologies: Introductory Tutorials in Optimization And Decision Support Techniques*. USA: Springer.
- Sharma, H. & Sharma, D., (2005). A Multi-Objective Decision-Making Approach For Mutual Fund Portfolio. *Journal Of Business Economic Research*, 3(10), 75-84.
- Sivanandam, S., Ve Deepa, S. (2008). *Introduction To Genetic Algorithms*. Berlin Heidelberg New York: Springer.
- Skolpadungket, P., Dahal, K. & Harnpornchai, N. (2007). Portfolio Optimization Using Multi-Objective Genetic Algorithms. In *Evolutionary Computation, IEEE Congress On*, 516-523.
- Soleimani, H., Golmakani, H. R. & 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.
- Stoyan, S.J. & Kwon, R.H. (2011). A Stochastic-Goal Mixed-Integer Programming Approach For İntegrated Stock And Bond Portfolio Optimization, *Computers & Industrial Engineering*, 61,1285-1295.
- Sun, Q. & Y. Yan. (2003). Skewness Persistence With Optimal Portfolio Selection. *J. Banking Finance*, 27, 1111-1121.
- The Mathworks, (2004). *Genetic Algorithm And Direct Search Toolbox*, MATLAB Version. 1. User's Guide, The Mathworks.
- Ulucan, A. (2004). *Portföy Optimizasyonu*. Ankara: Siyasal Kitabevi.
- Weise, T. (2009). *Global Optimization Algorithms-Theory and Application*. Self-Published. <http://Www.it-Weise.De/Projects/Book.pdf>
- Zeren, F. & Baygın, M., (2015). Genetik Algoritmalar İle Optimal Portföy Seçimi: BİST-30 Örneği, *Journal Of Business Research Turk*, 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*, 4247, 688-694.
- Zivot, E. (2002). *Introduction To Computational Finance And Financial Econometrics*: Chapter 1 Asset Return Calculation., 1-16.