



İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi
Journal of the Human and Social Science Researches
[2147-1185]



10 th Years

[itobiad], 2021, 10 (1): 266/288

**Genetik Algoritma Kullanımı ile Farklı Getiri Ölçümlerindeki Yatırım
Optimizasyonu Problemi**

Investment Optimization Problem in Different Return Measurements Using
Genetic Algorithms

Elif ACAR

Dr. Öğr. Üyesi, Yozgat Bozok Üniversitesi, İİBF, İşletme Bölümü

**Asst. Prof., Yozgat Bozok University, Faculty of Economics and
Administrative Sciences, Department of Business Administration**

elif.acar@yobu.edu.tr

Orcid ID: 0000-0001-6974-4866

Makale Bilgisi / Article Information

Makale Türü / Article Type	: Araştırma Makalesi
Geliş Tarihi / Received	: 29.10.2020
Kabul Tarihi / Accepted	: 27.02.2021
Yayın Tarihi / Published	: 10.03.2023
Yayın Sezonu	: Ocak-Şubat-Mart
Pub Date Season	: October-November- December

Atıf/Cite as: Acar, E . (2021). Genetik Algoritma Kullanımı ile Farklı Getiri Ölçümlerindeki Yatırım Optimizasyonu Problemi . İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi , 10 (1) , 266-288 . Retrieved from <http://www.itobiad.com/tr/pub/issue/60435/818016>

İntihal /Plagiarism: Bu makale, en az iki hakem tarafından incelenmiş ve intihal içermediği teyit edilmiştir. / This article has been reviewed by at least two referees and confirmed to include no plagiarism. <http://www.itobiad.com/>

Copyright © Published by Mustafa YİĞİTOĞLU Since 2012 – Istanbul / Eyup, Turkey. All rights reserved.

Genetik Algoritma Kullanımı ile Farklı Getiri Ölçümlerindeki Yatırım Optimizasyonu Problemi

Öz

Modern finans piyasalarında yatırımcıların ve fon yöneticilerinin karşılaştığı en büyük sorunlardan biri uygun bir yatırım kombinasyonu bulmaktır. Portföy optimizasyonu problemi olarak çerçevelenen bu sorun, yatırım yapılacak farklı finansal varlıkların seçimini ve optimal tahsisini içerir. Harry Markowitz tarafından sunulan geleneksel ortalama varyans modeli, portföy optimizasyonu problemini çözmek için kullanılan birçok modelin temelini oluşturur. Varlık getirilerin tahmininde çok fazla araç olmasına rağmen ortalama-varyans modelinde bir varlığın beklenen getirisi, geçmiş dönem getirilerinin aritmetik ortalaması ile hesaplanır. Getiri tahmininde aritmetik ortalama yerine farklı öngörü tekniklerinin portföy optimizasyonu sürecine dahil edilmesi gerekmektedir. Aynı zamanda portföy optimizasyonu problemleri çoğunlukla doğrusal olmayan yapıdadır ve en fazla belirli sayıda varlığa yatırım yapılması gibi kısıtlar içeren portföy problemi karmaşık yapıda olduğundan genetik algoritmanın bu problemlere uygulanabilirliği araştırılmalıdır. Bu çalışmada, sezgisel bir yaklaşım olan genetik algoritma farklı getiri ölçümlerindeki portföy optimizasyonu problemine Excel Çözücü Açılım (Evolutionary) vasıtasıyla uygulanmaktadır. Varlık getirilerinin tahmininde üç farklı getiri ölçütü olarak; ortalama getiri, Monte Carlo simülasyon getiri ve tahmin getiri kullanılmaktadır. Getiri ölçütü olarak bu üç teknik kullanılırsa portföy optimizasyonu probleminin Excel ortamında çözümlenebileceği gösterilmektedir. BİST 30 finansal piyasasından elde edilen veri seti üzerinden uygulama gerçekleştirilmektedir. Üç getiri tekniği ile birlikte çeşitli kısıtlar içeren riske ve getiriye farklı önem dereceleri veren ve ölçeklendirilmiş amaç fonksiyonu ile oluşturulan optimal senaryoların performansları değişim katsayısı ve gelecek dönemlerde gerçekleşen değerler üzerinden karşılaştırılmaktadır. Ampirik sonuçlar Monte Carlo getiri tekniğinin diğerlerinden daha başarılı olduğunu göstermektedir. İki amaçlı problemlerde ölçeklendirilmiş amaç fonksiyonu kullanılmasının gerekliliği gösterilmiştir. Ayrıca senaryolar üretilmesi gereken portföy optimizasyonu problemlerinde GA kullanımının zaman açısından dezavantajlı olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Genetik Algoritma, Excel Açılım, Simülasyon, Portföy, Optimizasyon



Investment Optimization Problem in Different Return Measurements Using Genetic Algorithms

Abstract

One of the biggest problems encountered by investors and fund managers in modern financial markets is finding a convenient investment combination. This problem framed as a portfolio optimization problem involves selection and optimal allocation of different financial assets to invest. The traditional mean-variance model presented by Harry Markowitz has underlined many models used to resolve portfolio optimization problem. Although there are many instruments in estimating asset returns, expected return of an asset is calculated by arithmetic average in the mean-variance model. Different forecasting techniques instead of arithmetic average should be included in portfolio optimization process. Also, portfolio optimization problems are mostly non-linear, and the applicability of the genetic algorithm to these problems should be investigated since portfolio problem involving restrictions such as investing to maximum certain number of assets is complex. In this paper, a heuristic approach genetic algorithm is applied to the portfolio optimization problem in different return measures by Excel Solver (Evolutionary). Three different return measures based upon; average, Monte Carlo (MC) simulation and forecast returns are used for estimating the returns. It is shown this portfolio optimization problem can be solved by Excel engine if these three techniques are used as the measures of return. Data set obtained from Istanbul Stock market is applied. Along with the three techniques, performances of optimal scenarios which contain various constraints, give different degrees of importance to risk and return, create with scaled objective function, are compared with the coefficient of variation and the values realized at the future periods. Empirical results indicate Monte Carlo technique is more successful than others. The necessity of using a scaled objective function in dual-objective problems is demonstrated. It is concluded use of GA in portfolio optimization problem where scenarios should would be produced have a disadvantage in terms of time.

Keywords: Genetic Algorithm, Excel Evolutionary, Simulation, Portfolio, Optimization



Giriş

Finansal sermaye piyasasında yapılacak bir yatırım kararını belirleyen iki önemli ölçüt getiri ve risktir. Portföy kuramında bir varlığın riski, getiri değerlerinin varyansı ile ölçülürken getiri değeri genelde sermaye piyasasındaki fiyatıyla ölçülmektedir. Finansal varlıkların fiyatını etkileyen çok sayıda siyasi, sosyal ve ekonomik etkenler vardır. Bu sebeple finansal varlık fiyatının gelecekte ne olacağını öngörmek ve buna göre yatırım kararı vermek tahmin yapmayı gerektirmektedir. Belirsizlik ve riske karşın yapılan tahminler yanlış olursa yatırım kararının başarısı önemli ölçüde etkilenecektir ve yatırımın kayıpla sonuçlanmasına neden olacaktır. Bu sebeple Portföy optimizasyonu çerçevesinde varlık getirilerinin öngörülmesinde ayrıntılı ve gelişmiş teknikler kullanılmalıdır.

Getiri tahmininde çok fazla araç olmasına rağmen finansal piyasadaki bir varlığın getirisinin geçmiş dönem getirileri üzerinden aritmetik ortalamaya göre gelecekte sağlayacağı getiri değerinin öngörülmesi bu alandaki yatırım optimizasyonu araştırmalarının önemli bir eksikliğidir. Alan yazında var olan ulusal çalışmaların tamamına yakınında bu durum gözlenmektedir. Bir veri setine ait standart sapma biliniyorsa beklenen değer hesaplanmasında sadece aritmetik ortalama kullanılması ve buna göre karar verilmesi yanlışlığa sebep olacaktır. Böyle durumlar için eğer yatırım kararı belirli bir zamanda verilecekse zaman serisi analizleri ile öngörü yapılabilir (Özmen vd, 2013, s.139). Genel bir zaman için öngörü yapmak için ise nihai amaca daha kolay ulaşmak ve daha az analiz gerektiren tekniklerden istatistiksel aralık tahminlemesi (Özmen vd., 2013, s.50) kullanılabilir ve tahmin aralığı içerisinde getiri değerinin nasıl gerçekleşeceği gelecek belirsiz olduğu için rastgelelik ilkesine göre belirlenebilir, risk altında karar verme yöntemlerinden biri olan Monte Carlo (MC) simülasyonu (Taha, 2000, s.666; Rubinstein ve Kroese, 2016) bu aşamada kullanılabilir. Ayrıca, bulanık esnek kümeler (Bağcı ve Demirer, 2021, s.25), gri tahminleme (Bağcı, 2020, s. 441) gibi diğer pek çok farklı tahmin araçları portföy optimizasyonu çerçevesinde kullanılabilir.

Çalışmada, finansal varlık getirisini öngörmek için üç farklı tip getiri belirleme tekniği kullanılacaktır ve yatırım optimizasyonu problemine parametre olarak girilecektir. İlk teknik, modern portföy teorisince uygulamada devamlı kullanılan aritmetik ortalama ile öngörü yapmaktır (Markowitz, 1952). İkinci teknik, standart sapmanın dikkate alındığı, belirli bir hata oranında varlık getirisinin ortalamaya göre alt ve üst sınırlarının belirlendiği ve belirlenen sınırlar arasında varlık getirisinin ne olacağını MC simülasyonu ile öngörmektir. Üçüncü teknik ise, mevsimsellik dikkate alınmadan zaman serisi analizi ile öngörmektedir.

Yatırım portföyü, varlıklardan oluşan yatırım türüdür. Yatırım portföyünün amacı yatırım riskini en aza indirmek ve getirisini en üst düzeye çıkarmaktır. Optimal yatırım portföyü oluşturmak için seçilen her varlığın



yatırım yüzdesi belirlenmelidir. Portföy optimizasyonu problemleri çoğunlukla doğrusal olmayan yapıdadır ve en fazla belirli sayıda varlığa yatırım yapılması gibi kısıtlar içeren problem karmaşık yapıda olduğundan çözüm aracı olarak Excel Çözücü Açılım (Evolutionary) yönteminin uygulanabilirliği araştırılacaktır. Excel Çözücü Açılım seçeneği çeşitli Genetik Algoritma (GA) ve yerel arama yöntemleri kullanılmaktadır ("FrontlineSolvers", 2020a). GA, optimale yakın çözümler veren sezgisel optimizasyon yöntemidir. Doğrusal olmayan problemlere GA'nın uygulanmasıyla portföy optimizasyonu alanındaki ulusal ve uluslararası çalışmalarda başarılı sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Bu çalışmanın amacı, yatırım kararı sonuçlarının güvenilirliğini artırmak için getiri değerlerini üç farklı teknikle öngörmek, öngörülen getiri değerlerini parametre olarak farklı risk ve getiri önem düzeylerinde senaryolar üreterek yatırım optimizasyonu sonuçlarını elde etmek, bu senaryoları karşılaştırmak ve daha doğru değerlendirme yapabilmek için gelecekte gerçekleşen gerçek değerler üzerinden getiri tekniklerin başarısını ölçmek ve son olarak optimal portföy oluşturma problemlerine GA'nın Excel Çözücü Açılım seçeneği ile uygulanabilirliğini araştırmaktır.

Çalışmada öncelikle konu ile ilgili kısa bir literatür gözden geçirilecektir. Genetik algoritma genel hatlarıyla özetlenecektir, aynı zamanda GA'nın çalışma mekanizmaları gösterilecektir. Çalışmada uygulamada kullanılacak optimizasyon modeli için BİST 30 endeksinde yer alan şirketlerin 52 haftalık verileri elde edilerek uygulama aşamasında kullanılan getiri hesaplama teknikleri, amaç fonksiyonu ölçeklendirme tekniği, kullanılan formüller ve GA parametreleri açıklanacaktır. Bulgular kısmında üç farklı teknikte elde edilmiş optimizasyon sonuçlarını karşılaştırmak için değişim katsayısı (DK) oranlarına başvurulacaktır ve oluşturulan portföylerin performanslarını karşılaştırmak için gelecekte gerçekleşen gerçek getiri değerlerinden yararlanılacaktır. Sonuç kısmında, hangi tekniğin başarılı olduğu ve doğrusal olmayan karmaşık yapıdaki problemde Excel Çözücü ile GA kullanımının sonuçları değerlendirilecektir.

Literatür

Bu kısım sadece portföy optimizasyonu yapan ve GA kullanan çalışmalarla sınırlandırılmıştır. Son yıllardaki çalışmalarda ilerlemeler Çok Amaçlı Evrimsel Algoritma (MOEA) kullanımına doğru yönelmektedir ve GA'nın Bulanık Mantıkla birlikte kullanımı artmaktadır. Bu çalışmadaki incelenen alan açısından son yıllardaki uluslararası çalışmalar, getiri ve risk hesaplamasında Markovitz modelinden değişikliğe gitmişlerdir. Örneğin, Chang vd., (2009) risk ölçütü olarak Markovitz ortalama varyans, ortalama mutlak sapma ve çarpıklık varyansı kullanmıştır. Kshatriya ve Prasanna, (2018) varyans için basıklık ve çarpıklık değerlerini kullanmıştır, risk tahminine yüksek momentler dahil etmenin portföy çeşitlendirmesi üzerindeki etkisini araştırmıştır. Supian vd., (2018) risk hesaplamasında



Riske Maruz Değer (VAR) analizi üzerinden GA ile optimal portföy oluşturmuştur. Sasaki vd., (2018) yatırımcının risk ve/veya getiri konusundaki öznel tercihini dikkate alan bulanık memnuniyet fonksiyonu kullanarak portföy optimizasyonu problemini GA ile çözümlenmiştir. Vasiani vd., (2020) hisse senetlerinden oluşan portföy elde etmek için fiyat/kazanç, hisse başına kazanç, servet oluşturma, değer düşüklüğü ve fiyat kazanç oranı/büyüme gibi öncelik indekslerini kullanarak getiriyi en düzeye çıkararak optimal portföyü GA ile hesaplamıştır. Yabancı literatürde olduğu gibi ulusal literatürde de Markowitz Ortalama Varyans modelinden farklılaşma, risk ölçümünde oluşmuştur.

Yatırım kararı alınmasında GA kullanan çok fazla ulusal çalışma yoktur, sınırlı sayıda çalışmalar mevcuttur. Tablo 1’de bu çalışmaların GA kullanırken seçtikleri özellikler sunulmuştur.

Tablo 1: Kullanılan GA Teknik Özellikleri

Yıl	Araştıran	Çözüm Aracı	Getiri	Nüfus Sayısı	Kodlama	Mutasyon Oranı	Mak. İterasyon
2002	Akay vd.,	Excel Evolver	William’s%R	100	-	Standart	2500
2004	Genel,	Excel Makro	Ortalama	10	Gerçek	%5	-
2007	Keskintürk	Matlab	Ortalama	50	Gerçek	%50	1000
2010	Keskintürk vd.	Matlab	Ortalama	-	-	Tesadüfi	1000
2015	Zeren ve Baygın	Matlab	Ortalama	50	Permütasyon	%25	4000
2016	Yakut ve Çankal	Matlab	Ortalama	200	Gerçek	-	200*21
2019	C. Başaran ve Uslu	Matlab	Ortalama	50	-	0.0001	10000

Bu çalışmalarda Akay vd., (2002) çalışması hariç hepsinde beklenen getiriler ortalama getiri hesaplama yöntemiyle yapılmıştır. Akay vd., (2002) ortalama getiri hesaplamasını, geçmiş ve son dönemdeki verilere eşit önem vermesinden dolayı tercih etmemiştir. Ortalama hesabı yerine William’s %R teknik göstergesini kullanmıştır. Ulusal çalışmalarda kullanılan GA parametreleri incelendiğinde genelde GA çözüm aracı Matlab programı, karar değişkenlerinin tanımlanmasında gerçek değer kodlama kullandıkları ve durma kriteri olarak maksimum iterasyon sayısını tercih ettikleri gözlenmiştir. GA ile portföy optimizasyonu yapan yabancı literatür araştırmasını ve kullanılan GA parametrelerini Kalaycı vd., (2017) çalışmasında ayrıntılı olarak sunmuştur.

Yatırım problemlerinin çözümünde GA kullanımını değerlendiren ulusal çalışmalardan Yakut ve Çankal (2016) haricindeki çalışmaların hepsi olumlu sonuçlar sunmuşlardır. Akay vd., (2002) kısıt içeren yatırım kararlarında GA kullanımının kısa zamanda sonuç verdiğini belirtmiştir. Genel, (2004) kısıt içeren yatırım kararlarında GA kullanımının çok başarılı hatta benzersiz olduğu ifade etmiştir. Keskintürk, (2007) GA’nın esnekliğinden dolayı her



türlü kısıtın kolaylıkla modele entegre edilebileceği önerisinde bulunmuştur. Zeren ve Baygın, (2015) GA kullanarak üretilen senaryoların tutarlı olduğu yorumlamıştır. Yakut ve Çankal, (2016) Doğrusal Olmayan Programlama sonuçlarının GA'dan daha iyi olduğu sonucuna ulaşmıştır. Başaran ve Uslu, (2019) amaç fonksiyonunda Sharpe performans ölçütünün en yüksek düzeyde olmasını sağlayarak GA ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) yöntemlerini karşılaştırmıştır, PSO'nun GA'dan daha iyi olduğunu savunmuştur.

Genetik Algoritma

GA ilk defa, 1970'li yıllarda Jhon Holland tarafından ortaya atılmıştır ve daha sonra 1989'da David Goldberg tarafından geliştirilmiştir (Acar, 2014; 76). GA, evrim algoritmalarının bir alt dalıdır. Evrim kuramında; canlı türleri doğal seçim ilkesine göre nesil ilerledikçe kalıtsal değişime uğrar ve yeni özellikler kazanması yoluyla en iyi özelliğe sahip bireyler yaşama devam eder, diğerleri elimine edilir ilkesi geçerlidir. Tıpkı evrim kuramındaki gibi GA' da, problemin çözümünü veren karar değişkenleri üzerinde mutasyonlar ve karar değişkenlerinin aktarılması (çaprazlama) yoluyla yeni özelliklere sahip çözümler yani karar değişkenleri oluşturulur, böylece karar probleminin amacını optimize eden en iyi çözümler yaşama devam ederken, kötüler ortadan kaybolur (Acar, 2014, s. 76). GA, problemin matematiksel denklemlerinin çözümünüyle ilgilenmeden, çözümler kümesi üzerinden yola çıkan, bu çözümleri iyileştirerek en iyiye yakın bir çözümü hedefleyen meta-sezgisel optimizasyon yöntemidir (Acar, 2014, s. 78).

GA'nın Özellikleri ve Avantajları

GA'nın özellikleri, diğer optimizasyon yöntemlerinden farklılıkları, kullanım olanakları ve avantajları izleyen paragraflardaki gibi özetlenebilir (Gen ve Cheng, 1997; Goldberg, 1989; İslam, 2008, s.85; Acar, 2014, s. 79-80 "FrontlineSolvers", 2020c).

- GA, dışbükey ve dışbükey olmayan fonksiyonlarla çalışabildiği gibi diferansiyeli alınamayan ve türevlenemeyen fonksiyonlarla da çalışabilmektedir. Fonksiyonun sürekli olmadığı kesikli olduğu bölgeler varsa GA'nın performansı çok az etkilenmektedir. Çünkü GA türevleri veya problemin matematiksel yapısını kullanmamaktadır.
- GA, kesikli, sürekli ve karışık olan karar değişkenleri içeren fonksiyonların herhangi bir türünü optimize edebilmektedir. Büyük ölçekli karmaşık problemlerde başarı sağlamaktadır.
- GA'da problemin bir çözüm alternatifi kromozom olarak isimlendirilir, karar değişkenlerinin dizisidir. GA nüfus tabanlı bir araştırma algoritmasıdır. Nüfus, arama uzayı içindeki kromozomların kümesini gösteren bir topluluğu ifade etmektedir. GA, tek bir kromozomdan yani çözümden yola çıkmaz, belirli sayıdaki çözümlerden yola çıkmaktadır ve bunlar üzerinden çalışmaktadır. Nüfus tabanlı arama yöntemi, çözümleri



eş zamanlı olarak amaç fonksiyonuna yerleştirerek farklı arama noktaları yönünden uygun bir çözüm uzayı keşfini kolaylaştırır ve GA'nın yerel optimuma düşme olasılığını zayıflatmaktadır ("FrontlineSolvers", 2020c). Nüfus ardışık yineleme yoluyla doğal seçim ilkesiyle geliştikçe, nesil olarak adlandırılmaktadır.

- GA, en uygun, optimale yakın çözümü ararken, rassal geçiş kurallarını kullanmaktadır ve araştırmanın arama uzayında rassal seçimle yönelimlerde bulunur bu sebeple stokastiktir. Bir arama algoritmasının iki temel özelliği, en iyi çözümü arama ve arama uzayı keşfini kullanmasıdır (Gen ve Cheng, 1997; Islam, 2008, s. 85). GA hem rassal arama hem de arama uzayının keşfini arama özelliklerinin uygun bir karışımını birleştirerek başarabilir (Gen ve Cheng, 1997; Islam 2008, s. 85). Excel Çözücü Açılım alt yapısında aramanın rassal olması istenmiyorsa "rassal kök" hücresi boş bırakılmamalıdır ("FrontlineSolvers", 2020c).
- GA, Bulank Küme teorisi ve yapay sinir ağları gibi diğer yapay zekâ teknikleri ile birlikte kullanılabilir bir esneklik sunmaktadır (Islam, 2008, s. 85).

Bu özellikler GA'yı gerçek hayat optimizasyon problemlerinin çözümü için popüler hale getirmiştir. GA'nın örnek uygulamaları inşaat mühendisliği, kaynak tahsisi, proje planlanması, zaman maliyet analizleri, sermaye bütçelemesi ve portföy optimizasyonu gibi pek çok alanı kapsamaktadır.

Genetik Algoritmaların Çalışma Mekanizması

Tipik olarak, bir GA'nın belirli bir optimizasyon probleminin çözümü için bazı işlem adımlarına sahip olması gerekir ve bu işlem adımları izleyen paragraflardaki gibi açıklanabilir.

GA' da karar değişkenlerinin kodlaması kullanılır. Kodlamada ikili, permütasyon, ağaç kodlama ya da gerçek değer kodlama gibi seçenekler mevcuttur. Excel Çözücü gerçek değer kodlama kullanmaktadır (McFedries, 2015, s. 490). Gerçek değer kodlamada, her karar değişkeni kendi sınırları dahilinde alacağı gerçek değerle ifade edilir. Araştırma problemimizde 30 adet varlık için yatırım yüzdesi gerçek değerinde oluşturur. Wright, (1991; s. 215-217) gerçek kodlama değerlerinin avantajlarını ikili kodlama değerlerinkinden daha iyi olduğunu belgelemiştir. Huang vd., (2003; s.72) gerçek değerli kodlama sisteminin daha yüksek doğruluk üretebildiğini ve gerçek değer kodlamanın karmaşık kodların çözümlenmesine ihtiyacı olmadığından hesaplama adımlarının azlığı sebebiyle daha verimli olduğunu belirtmiştir.

GA'da çözümlerin oluşturduğu başlangıç nüfusu rastgele sayı üreticisi kullanılarak oluşturulur. Örneğin karar değişkeni sayısı 30 ise başlangıç nüfusu 6 seçilirse 30 karar değişkeni için 6 farklı değer atanacaktır. Nüfus sayısı Excel seçenekler iletişim kutusunda programcının opsiyonuna bırakılmıştır. Nüfus sayısı her bir iterasyonda sabit kalmaktadır. Az sayıda



nüfus iterasyonları hızlandırır fakat çözümlerin çeşitlendirilmesini zorlaştıracığından algoritmanın yerel optimuma takılma şansını artırmaktadır (Siriwardene ve Perera 2006, s. 417). Çok sayıda nüfus ise uzun zamanda uygun çözüm bulunmasına neden olacaktır. Başlangıç nüfusu oluştururken, eğer karar değişkenleri hücrelerine sayılar girilirse başlangıç nüfusunda yer alır ve girilen sayıların uygunluğu ölçüsünde arama kolaylaşmaktadır.

Nüfus sayısının belirlenmesinde çeşitli görüşler vardır. Karar değişkeni sayısına bağlı olarak seçilmesinde; karar değişkeni sayısı n ise nüfus sayısı $(n, 2n)$ arasında seçilebilir (Önder, 2011, s. 144). GA'da küçük bir nüfus sayısı önerilmektedir. Küçük bir nüfus sayısının önerilmesinin sebebi GA çözüm süresi olarak diğer meta sezgisel yöntemlere nazaran hızlıdır (Hromkovi, 2004, s. 461). Schaffer vd., (1989, s. 55) nüfus büyüklüğünün 20-30 arası olmasının yeterli olduğunu belirtmiştir.

GA'nın başarısı amaç fonksiyonunun verimli ve hassas olmasına büyük ölçüde bağlıdır. Bu sebeple amaç fonksiyonu çeşitli değiştirmeler yapılarak ölçeklenebilir hale getirilebilir. Ölçeklendirme için doğrusal veya statik dinamik ölçeklendirme, sigma kesmesi ve normalizasyon gibi yöntemler kullanılmaktadır.

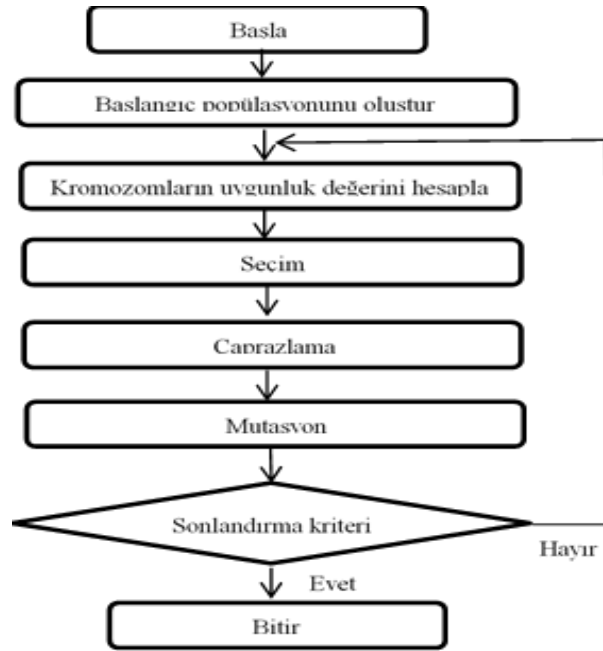
GA'nın yapısında, genetik operatörler olarak adlandırılan çaprazlama ve mutasyon ve değerlendirme operatörü olarak adlandırılan seçim işlemleri uygulanmaktadır. Excel Açılım modülünde kullanıcı tarafından belirlenen 0 ile 1 arasında değer alabilen mutasyon olasılığı parametresi süreci etkileyen önemli bir parametredir. Çözücü, mevcut nüfusun bir veya daha fazla üyesinde periyodik olarak rastgele mutasyonlar yaparak yeni bir aday çözüm üretir, bir karar değişkeninin değeri yüzdesel olarak değişime uğrar ("FrontlineSolvers", 2020c). Mutasyon ile genetik çeşitlilik sağlanır ve mutasyon sayesinde iterasyonlar gerçekleşirken yerel optimuma takılmanın önüne geçilebilir ("FrontlineSolvers", 2020b). Üretilen aday çözüm mevcut çözümlerden daha iyi ya da daha kötü olabilir. Eğer mutasyon sonucu olanaksız, kısıtları sağlamayan bir çözüm üretilmişse Çözücü bu çözümü onarmaya çalışacaktır. Excel Açılım Çözücü beş farklı mutasyon stratejisi kullanmaktadır ("FrontlineSolvers", 2020c). Yüksek mutasyon oranı GA'daki aramanın bir rastgele aramaya eşdeğer olmasına neden olacağından mutasyon oranının düşük olması tercih edilir. Oranın çok çok düşük seçilmesi ise çözümün çeşitlendirilmesinde pek bir etki etmez. Bazı araştırmacılar mutasyon olasılığı için $1/n$ veya $1/(k^{0,93}\sqrt{n})$ formüllerini (n : karar değişkeni sayısı, k : nüfus sayısı) önermiştir (Hromkovi, 2004, s. 463).

Çaprazlama işleminde iki kromozom rassal biçimde ebeveyn olarak seçilir ve biyolojik mikroorganizmaların çoğalmasında meydana gelen DNA iplikçiklerinin çaprazlanmasından esinlenerek her bir ebeveyn kromozomdaki karar değişkenlerinin bazıları birbiriyle yer değiştirir ve yeni kromozomlar üretilir ("FrontlineSolvers", 2020c). Farklı çaprazlama operatör



türleri vardır, gerçek kodlamada aritmetik çaprazlama örnek verilebilir. En iyi çaprazlama yöntemi uygulamaya göre farklılık göstermektedir (Siriwardene ve Perera, 2016, s. 418). Excel Açılım altyapısı dört farklı çaprazlama stratejisinin birden fazla varyasyonunu kullanmaktadır ("FrontlineSolvers", 2020c). Fakat kullanıcı arayüzünde çaprazlama olasılığı için bir seçenek sunulmamıştır, program kendisi belirlemektedir.

Seçim işlemi doğal seçim ilkesince işletilir, mevcut nüfustan gelecek nesile aktarılacak kromozomların seçiminde, problemin kısıtlarını sağlayan ve amaç fonksiyonu değeri yüksek olanlar hayatta kalır, kısıtları sağlayamayanlar ve amaç fonksiyonu değeri düşük olanlar ortadan kaldırılmaktadır ("FrontlineSolvers", 2020c). Seçim süreci, algoritmayı daha iyi çözümlere yönlendiren adımdır. Sonlandırma kriterine kadar işlemlere devam edilir ve en uygun olan çözüm seçilir (Goldberg, 1989; "FrontlineSolvers", 2020d).



Şekil 1: Genetik Algoritmaların Akış Diyagramı

Kaynak: Kapanoğlu, 2011'den aktaran Acar, 2014, s.81

Veri ve Uygulama

Finansal sermaye piyasasındaki yatırım kararları için hisse senedi getirisi öngörü tekniklerini karşılaştırmak ve doğrusal yapıda olmayan yatırım optimizasyonu problemini GA ile çözebilmek için uygulama alanı olarak BİST 30 endeksinde yer alan 30 şirketin 05.05.2019 ile 26.04.2020 tarihleri arasındaki 52 haftalık geçmiş getiri verileri elde edilmiştir. Sonraki 4 haftalık getiri verileri ise öngörülerin başarısını değerlendirmek için kullanılmıştır.



Optimizasyon modeli sonuçları farklı önem dereceleri altında en yüksek getiri ve en düşük riskle portföyde yer alacak en fazla 8 adet BİST 30 hisse senetlerinin yatırım yüzdesini sunacaktır. Risk hesaplamada Markovitz'in Ortalama Varyans yöntemi kullanılırken getiri hesaplamada 3 farklı teknik kullanılmıştır.

Riske ve getiriye farklı önem dereceleri vererek farklı senaryolara imkan sunan ve varyansın (V) en küçük ve beklenen getirinin (E(R)) en yüksek olmasını sağlayan standart iki amaçlı optimizasyon modeli amaç fonksiyonu Denklem (1) ve kısıtları Denklem (2-3-4-5-6-7-8) şöyledir:

$$\text{Min} : \lambda_p [\sum_i^n \sum_j^n w_i w_j \sigma_{ij}] - (1 - \lambda_p) \sum_i^n r_i w_i \quad (1)$$

Kısıtlar;

$$\sum_i^n w_i = 1 \quad (2)$$

$$\sum_i^n z_i \leq K \quad (3)$$

$$E(R) = \sum_i^n r_i w_i \geq R_B \quad (4)$$

$$V = \sum_i^n \sum_j^n w_i w_j \sigma_{ij} \leq V_B \quad (5)$$

$$0 \leq w_i \leq 1 \quad (6)$$

$$z_i \in [0,1] \quad (7)$$

$$0 \leq \lambda_p \leq 1 \quad (8)$$

- (2) Numaralı kısıt varlıklara yapılacak yatırım yüzdelik oranlarının toplamının 1 olmasını,
- (3) numaralı kısıt; z_i 'inci varlığın portföyle bulunup bulunmadığını gösteren kukla değişken olmak üzere toplam varlık sayısının belirli bir K sayısından küçük ve eşit olmasını,
- (4) portföyün beklenen getirisinin BİST ortalama getiri (R_B) değerinden eşit veya yüksek olmasını,
- (5) portföy varyansın BİST 30 ortalama varyans (V_B) değerinden eşit veya küçük olmasını
- (6) bir hisse senedinin yatırım yüzdesinin (w_i) 0 ile 1 arasında olmasını,
- (7) bir hisse senedinin portföydeki varlığında 1 yokluğunda 0 değerini alan kukla değişkeni,
- (8) " λ_p " varyansa verilen önem derecesini, " $1 - \lambda_p$ " ise getiriye verilen önemi göstermektedir.

λ_p ' nin 1 olması portföy varyansının minimum olmasını sağlar ve portföy getirisine verilen önem sıfır olacağından getiriye hesaplamaz. λ_p ' nin 0 olması ise varyansı hesaplamaya katmaz ve tamamen getirinin en yüksek olmasını sağlar. λ_p ' nin değişen oranlarında senaryolar üretilerek optimizasyon modeli çözümlenecektir. Modele ait karar değişkenleri, yatırım yüzdeleri w_i 'lerdir. Diğer değişkenler parametrelerdir. Bu standart modelde yer alan ortalama getiri " r_i " değerlerinin model giriş parametresi olarak



hesaplanmasında için üç farklı teknik kullanılacaktır. Her bir teknik için ayrı senaryolar üretilecektir. Bu teknikler izleyen kısımdaki gibidir.

Getiri Hesaplama Teknikleri

Markovitz bir varlığın getirisi için aritmetik ortalama hesabı önermiştir. N dönem sayısı, "p_t" varlığın "t" dönemindeki fiyatı olmak üzere varlığın ortalama getirisi Denklem (9)'da sunulmuştur.

$$r_i = \frac{\sum (P_t - P_{t-1}) \cdot 100}{P_{t-1} \cdot N} \quad (9)$$

İkinci getiri hesaplama tekniği MC simülasyon yöntemine göre yapılmıştır. Öncelikle (9) numaralı denklem kullanılarak her bir varlık için ortalama getiri değerleri bulunur, daha sonra dönem sayısı 30'dan büyük olduğu için %5 hata ile aralık tahminlemesi Denklem (10)'daki gibi yapılır (Özmen vd., 2013, s. 50)

$$r_i - 1.96 \cdot S_{ri} \leq r_i \leq r_i + 1.96 \cdot S_{ri} \quad (10)$$

$$\text{Standart hata değeri } S_{ri} = \text{Std sapma} / \sqrt{N}$$

Aralık tahminlemesi sonrasında her varlığın alabileceği en büyük ve en küçük değer bulunur. Aradaki fark (Enbr_i - Enkr_i) alınır ve bu aralık dört eşit parçaya ayrılır. En küçük değer 1. değer olur, 1. değere (Enbr_i - Enkr_i)/4 fark değeri eklenerek ve devam edilerek diğer değerler bulunur. En büyük değer 5. değer olur ve ortalama getiri değeri 3. değer olur. Bu 5 farklı değerden hangisinin seçileceği hususunda Monte Carlo (MC) simülasyon tekniği kullanılır. MC simülasyonu olasılıkların bilindiği risk altında karar verme yöntemlerinden biridir. Beş farklı değer için olasılıklar bilinmediğinden belirsizlik altında karar verme ölçütlerinden Laplace ölçütü seçilmiştir her değer için gerçekleşme olasılığına eşit şans verilmiştir. Böylece her değer için gerçekleşme olasılığı %20 olacaktır. MC simülasyonu risk içeren durumlarda tesadüf ilkesini savunur. Tahmini değerlerden hangisinin gerçekleşeceği tamamen rassaldır. Olasılıklar belirlendikten sonra birikimli olasılıklar hesaplanır ve birikimli olasılıklara göre MC sayı aralıkları belirlenir (Rubinstein ve Kroese, 2016). Rassal sayı üreticisi kullanılarak 0 ile 100 arasında rastgele sayı üretilir ve üretilen rassal sayı hangi MC sayı aralığına giriyorsa karşısındaki değer seçilmektedir.

Üçüncü getiri hesaplama tekniği olarak belirlenen zaman serisi ile öngörmek için Excel altyapısında bulunan TAHMİN.ETS fonksiyonu kullanılmıştır. Excel tahminleme fonksiyonu elde bulunan tarihlere ve getirilere göre istenilen bir tarih için zaman serisi analizi yapmaktadır. Mevsimsellik etkisi göz ardı edilerek tahminleme yapılmıştır. Şekil 2'de örnek gösterim için Excel çalışma sayfası sunulmuştur.



**Genetik Algoritma Kullanımı ile Farklı Getiri Ölçümlerindeki Yatırım Optimizasyonu
Problemi**

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
61 Ort.	0.15	0.00	0.76	0.73	1.18	-0.11	0.81	0.21	0.48	0.24	0.27	0.24	-0.02	1.26	1.72	1.78	0.11	-0.22	
62 Std.Sapma	5.98803	5.37376	6.1422	3.3203	4.7986	5.47537	4.60818	4.4443	5.85065	6.19139	4.892	5.02469	4.57292	6.235	7.5982	12.4175	4.25676	5.0111	
63 Std.Hata	0.83039	0.74521	0.85177	0.46044	0.66545	0.7593	0.63904	0.61631	0.81134	0.85859	0.6784	0.6968	0.63415	0.86464	1.05368	1.72199	0.59031	0.69491	
64 En Küçük	-1.4764	-1.4641	-0.9131	-0.175	-0.1264	-1.6015	-0.4421	-0.9941	-1.11061	-1.4396	-1.0618	-1.1257	-1.2622	-0.4358	-0.3443	-1.5955	-1.0474	-1.5863	
65 En Büyük	1.77872	1.45714	2.42582	1.62997	2.48216	1.37495	2.0629	1.42182	2.06984	1.92611	1.59754	1.60573	1.2237	2.95354	3.78618	5.15472	1.26662	1.1378	
66 Artış farkı	0.81378	0.7303	0.83474	0.45123	0.65214	0.74411	0.62626	0.60399	0.79511	0.84142	0.66483	0.68286	0.62147	0.84735	1.03261	1.68755	0.5785	0.68102	
67 1. Değer	-1.4764	-1.4641	-0.9131	-0.175	-0.1264	-1.6015	-0.4421	-0.9941	-1.11061	-1.4396	-1.0618	-1.1257	-1.2622	-0.4358	-0.3443	-1.5955	-1.0474	-1.5863	
68 2. Değer	-0.6626	-0.7338	-0.0784	0.27627	0.52575	-0.8574	0.18413	-0.3901	-0.3155	-0.5982	-0.3969	-0.4429	-0.6407	0.4115	0.68835	0.09206	-0.4689	-0.9052	
69 3. Değer	0.15115	-0.0035	0.75635	0.7275	1.17788	-0.1133	0.81038	0.21385	0.47962	0.24327	0.26788	0.24	-0.0192	1.25885	1.72096	1.77962	0.10962	-0.2242	
70 4. Değer	0.96494	0.72684	1.59108	1.17873	1.83002	0.63084	1.43664	0.81783	1.27473	1.08469	0.93271	0.92286	0.60224	2.10619	2.75357	3.46717	0.68812	0.45679	
71 5. Değer	1.77872	1.45714	2.42582	1.62997	2.48216	1.37495	2.0629	1.42182	2.06984	1.92611	1.59754	1.60573	1.2237	2.95354	3.78618	5.15472	1.26662	1.1378	
72																			
73	Getiri	Olasılık	Birikimli	Monte Carlo Sayılar															
74 1. Değer	0.2	0.2	0	-	20														
75 2. Değer	0.2	0.4	21	-	40														
76 3. Değer	0.2	0.6	41	-	60														
77 4. Değer	0.2	0.8	61	-	80														
78 5. Değer	0.2	1	81	-	100														
79																			
80 Rassal Sayı	9	10	28	35	17	99	70	65	92	27	31	19	51	77	15	70	73	64	
81 MC Getiri	-1.4764	-1.4641	-0.0784	0.27627	-0.1264	1.37495	1.43664	0.81783	2.06984	-0.5982	-0.3969	-1.1257	-0.0192	2.10619	-0.3443	3.46717	0.68812	0.45679	
82 Ort Getiri	0.15	0.00	0.76	0.73	1.18	-0.11	0.81	0.21	0.48	0.24	0.27	0.24	-0.02	1.26	1.72	1.78	0.11	-0.22	
83 Tahmin Get	-0.4061	-5.3037	2.7011	-1.017	1.04636	-4.4427	1.19495	0.73064	7.8247	-0.2177	0.78288	1.36275	2.10896	8.59292	-2.4359	6.35786	1.03815	-1.2217	

Şekil 2: Üç Getiri Tekniği Gösterimi Excel Çalışma Sayfası

Şekil 2’de ortalama getiri değerlerinin, MC getiri değerlerinin ve tahmin getiri değerlerinin birbirinden ne kadar farklı olduğu görülmektedir. Bu değerler kullanarak yatırım planlaması yapılırsa her planlama birbirinden farklı olacaktır.

Amaç Fonksiyonunun Ölçeklendirilmesi

Modeldeki amaç fonksiyonu iki amaçlı olarak oluşturulmuştur. İki amaçlı çözümlerde her bir amaca farklı önem değeri verilmektedir. Fakat modeldeki her bir amacın değerlerinin aynı ölçütte olması gerekir ki doğru sonuçlara ulaşılabilsin. Araştırma problemindeki bir amaç olan varyans değeri yaklaşık 6 ile 16 sayıları arasında değişirken, getiri oranları yaklaşık 0.10 ile 7 arasında değişmektedir. Bu sebeple her iki amaç da ayrı ayrı ölçeklendirilmiştir diğer ifadeyle normleştirilmiştir. Normleştirme ile sayıların 0 ile 1 arasına taşınması sağlanmıştır, fayda fonksiyonlarında yaygın kullanılan doğrusal normleştirme yöntemi kullanılmıştır. Denklem (11)’e göre en büyük değer 1, en küçük değer 0 ve diğer değerler bu aralıkta yer alacaktır.

$$U = \frac{X_i - X_{Enk}}{X_{Enb} - X_{Enk}} \quad (11)$$

Portföy varyansı ve portföy getirisi için en büyük ve en küçük değerlerin bulunmasında model tek amaçlı olarak çalıştırmıştır, varyans değerinin minimum değeri bulunmuştur, varyans değerinin maksimum değeri hali hazırda (5) numaralı kısıtta BİST 30 varyans değerinden düşük olması istendiği için en büyük değer olarak bu değer alınmıştır. Portföy getirisi için



alt limit yani en küçük değer (4) numaralı kısıtta bulunan BİST 30 getiri ortalaması alınmıştır, en büyük değer ise model tek amaçlı olarak getirinin en yüksek değeri için çalıştırılarak elde edilmiştir. Bu çalıştırmalarda model kısıtları sağlanarak arama alanı içerisindeki alt ve üst limitler belirlenmiştir.

Modelde 3 farklı getiri; ortalama, MC ve tahmin getirileri olduğundan 3 farklı amaç fonksiyonu oluşturulmuş ve normalleştirme için bu amaç fonksiyonlarında bulunan amaçlar için en büyük ve en küçük değerler ayrı ayrı hesap edilmiştir. Normalleştirme yapılmadan önce ve normalleştirme yapıldıktan sonra bulunan optimal çözümlerin farklı olduğu ortaya çıkmıştır, bu sebeple iki amaçlı portföy problemlerinde kesinlikle amaçların aynı ölçekte bulunması gerekmektedir.

Veri Girişleri ve Hücre Formül Tanımlamaları

Tablo 2’de simülasyon, tahmin getirisi, normalleştirme ve diğer tüm hesaplamalar için formüllerin sunumu yapılmıştır.

Tablo 2: Kullanılan Formüller

Hücre	Tanım	Hücre	Formül
B5:AE56	% getiriler	B61	=ORTALAMA(B5:B56) C61:AE61 kopyalandı.
B62	Std.Sapma	B62	=STDSAPMA.P(B5:B56) C62:AE62 kopyalandı.
B63	Std Hata	B63	=B62/KAREKÖK(52) C63:AE63 kopyalandı.
B64	1.Değer	B64	=B61-1.96*B63 C64:AE64 kopyalandı.
B65	5. Değer)	B65	=B61+1.96*B63 C65:AE65 kopyalandı.
B66	Artış Farkı	B66	=(B65-B64)/4 C66:AE66 kopyalandı.
B68	2. Değer	B68	=B64+B66 C68:AE68 kopyalandı.
B70	4. Değer	B70	=B61+B66 C70:AE70 kopyalandı.
B80	Rassal sayı	B80	=YUKARIYUVARLA(S_SAYI_ÜRET()*100;0) B80:AE80 kopyalandı.
B81	1. varlık için MC getiri	B81	=EĞER(VE(B80>=\$D\$74;B80<=\$F\$74);B67;0)+EĞER(V E(B80>=\$D\$75;B80<=\$F\$75);B68;0)+EĞER(VE(B80<=\$ F\$76;B80>=\$D\$76);B69;0)+EĞER(VE(B80<=\$F\$77;B80 >=\$D\$77);B70;0)+EĞER(VE(B80<=\$F\$78;B80>=\$D\$78); B71;0)) C81:AE81 kopyalandı.
A59	Dönem Tarihi	B83	=TAHMİN.ETS(\$A\$59;B5:B56;\$A\$5:\$A\$56;;1) C83:AE83 kopyalandı. A5:A56 hücresine tarihler girilmiştir.
B89:AE118	Kovaryans Matrisi	B89	=KOVARYANS.P(\$B\$5:\$B\$56;B5:B56) Satıra kopyalandı
B121:AE121	Karar deęiş.	AF121	=TOPLA(B121:AE121)
B122:AE122	$\alpha_i \in [0,1]$	B122	=EĞER(B121<=0,01;0;1) C122:AE122 kopyalandı
B126	Norm Port. Varyansı	B126	=(TOPLA.ÇARPIM(DÇARP(B121:AE121;B89:AE118) ; B121:AE121)-6.458)/(15.4777-6.458)
B127	Norm. Port. Ort getiri	B127	=(TOPLA.ÇARPIM(B61:AE61;B121:AE121))-0.1035)/(1.285-0.1035)
C368	Amaç Fonk.	C368	=(K124*B126)-(1-K124)*(B127)
K124	λ_p değeri	AF122	= TOPLA(B122:AE122) Toplam varlık sayısı kısıtı

Çalışma sayfasında sadece ortalama getiri için normalleştirme gösterilmiştir BİST 30 varyansı 15.48 ve BİST ortalama getirisi 0.1035 olarak hesap



edildiğinden normalleştirmede ve kısıtların yazılmasında bu değerler kullanılmıştır. Maksimum varlık sayısı K için portföyde en fazla 8 varlık olması seçilmiştir. Çok küçük değerlerde çıkan varlık yüzde oranı için B122 hücresinde varlık yüzdesinin en küçük 0.01 kadar olması sağlanmıştır.

Excel Çözücü Açılım modülüne girilen GA parametreleri; nüfus sayısı 30, mutasyon oranı 0.1, geliştirme olmadan zaman sınırı 300 sn., en fazla iterasyon sayısı 1000 belirlenmiştir, diğer yakınsama vb. gibi parametreler çözücüde bulunan değerlerde alınmıştır. Tüm kısıtlamalar ve amaç fonksiyonu çözücüye girilerek model çalıştırılmıştır. Geliştirme olmadan zaman sınırı 30000 sn.'ye artırılarak optimal çözüm bulmadan programın durması önlenmiştir. Çözücü yerel bir optimuma takıldığında mutasyon oranı 0.1 ile 0.5 arasında değişen değerlerde artırılarak kullanılmıştır, yakınsama oranı ise önerildiği gibi düşürülmüştür ("FrontlineSolvers", 2020b).

Bulgular

Getiri öngörü tekniklerinin karşılaştırılması için, öncelikle λ_p 'nin değişen değerleri için 11 senaryo kurulmuştur ve senaryolarda bulunan varlıkların bulunma yüzdeleri, senaryoların getirisi, varyansı ve değişim katsayısı hesaplanmıştır. Varyansa verilen önem (λ_p) azaldıkça getiriye verilen önem ($1-\lambda_p$) arttıkça getiri değerleri artmıştır, getiriye verilen önem azaldıkça varyansa verilen önem arttıkça varyans değerleri düşmüştür. Optimizasyon başarılı bir biçimde gerçekleşmiştir. Tablo 3'te kurulan senaryoların özellikleri sunulmuştur.

Tablo 3: Getiriler İçin Kurulan Senaryoların Özellikleri

$[\lambda_p, 1-\lambda_p]$	Ort. Getiri			MC Getiri			Tahmin Getiri		
	Getiri	Var.	DK	Getiri	Var.	DK	Getiri	Var.	DK
[1,0]	0.67	6.46	3.81	1.03	6.46	2.47	0.10	6.47	24.59
[0.9,0.1]	0.70	6.47	3.64	1.11	6.47	2.30	0.23	6.49	11.01
[0.8,0.2]	0.74	6.53	3.46	1.20	6.54	2.12	1.08	6.83	2.41
[0.7,0.3]	0.79	6.66	3.27	1.31	6.67	1.98	1.31	6.89	2.01
[0.6,0.4]	0.85	6.91	3.09	1.48	7.04	1.80	1.91	7.44	1.43
[0.5,0.5]	0.92	7.36	2.95	1.64	7.54	1.68	2.86	8.73	1.03
[0.4,0.6]	0.99	8.01	2.86	1.83	8.44	1.59	4.25	11.58	0.80
[0.3,0.7]	1.06	9.04	2.84	2.05	10.03	1.55	5.60	15.48	0.70
[0.2,0.8]	1.20	12.31	2.93	2.32	13.37	1.57	5.60	15.48	0.70
[0.1,0.9]	1.28	15.48	3.06	2.45	15.48	1.61	5.60	15.48	0.70
[0,1]	1.28	15.48	3.06	2.45	15.48	1.61	5.60	15.48	0.70

Portföy teorisine göre bir limite kadar getiri arttıkça varyans düşmektedir, o sınırdan sonra getiriyi daha da arttırmak varyansın da artmasına neden olmaktadır. Burada kurulan senaryolarda getiri arttıkça varyans da artmaktadır, çünkü getirinin alt düzeyleri modelde yer almamıştır. Örneğin Tablo 3'te ortalama getiri değerinin ilk değeri 0.67 eşik sınırdır, bu sınırdan az getiri oranlarında getiri yükseldikçe varyans düşmektedir. Burada



kurulan modelde getirinin ve varyansın önem derecelerine göre model çözümlendiğinden belirli getiri düzeyi için en düşük varyans aranmadığından eşik sınırdan sonraki senaryolar gerçekleşmiştir.

Tablo 3'te farklı getiri tekniklerine göre oluşturulan senaryolarda tahmin tekniği öngörü sonuçları daha yüksek getiri değerleri içermektedir, tahminleme ile hesaplanan getirilerin diğer tekniklerden fazla olduğu görülmüştür. Fakat tahmin getiri değerleri kullanılmasıyla elde edilen portföylerin getiri oranı daha yüksek görünmesine rağmen değişim katsayısı bakımından uç değerler tutarlı olmayan değerler ortaya çıkmıştır. Değişim katsayısı standart sapmanın getiriye oranıdır ve elde edilecek getiri karşılığında katlanılması gereken riski ölçen bir ölçüttür. DK'nın yüksek olması düşük başarıyı ifade etmektedir. Elde edilen senaryolar değişim katsayısı bakımından değerlendirilecek olursa en iyi MC getiri, ardından ortalama getiri ve en son tahmin getiri kullanılması ile daha iyi portföyler oluşturulabilir. Oluşturulan senaryoların performansını değerlendirmek için, gelecek 1. dönem yani bir sonraki hafta gerçekleşen getiriler elde edilmiştir ve model sonuçlarında belirlenen yatırım yüzdeleri kapsamında varlıklara yatırım yapılmış olsaydı hangi getiri seçeneği ile yatırım yapılmasının daha başarılı olacağı araştırılmıştır. Tablo 4'te sunulmuştur.

Tablo 4: Dönem 1 Sonuçları

$[\lambda_p, 1-\lambda_p]$	Ort. Getiri			MC Getiri			Tahmin Getiri		
	Getiri	Var.	DK	Getiri	Var.	DK	Getiri	Var.	DK
[1,0]	-3.28	6.46	-0.78	-3.28	6.46	-0.78	-3.18	6.47	-0.80
[0.9,0.1]	-3.30	6.47	-0.77	-3.26	6.47	-0.78	-3.14	6.49	-0.81
[0.8,0.2]	-3.33	6.53	-0.77	-3.24	6.54	-0.79	-2.47	6.83	-1.06
[0.7,0.3]	-3.37	6.66	-0.76	-3.24	6.67	-0.80	-2.69	6.89	-0.98
[0.6,0.4]	-3.45	6.91	-0.76	-3.37	7.04	-0.79	-2.90	7.44	-0.94
[0.5,0.5]	-3.58	7.36	-0.76	-3.55	7.54	-0.77	-3.54	8.73	-0.83
[0.4,0.6]	-3.47	8.01	-0.82	-3.82	8.44	-0.76	-4.38	11.58	-0.78
[0.3,0.7]	-2.99	9.04	-1.00	-4.07	10.03	-0.78	-4.68	15.48	-0.84
[0.2,0.8]	-2.05	12.31	-1.71	-4.03	13.37	-0.91	-4.68	15.48	-0.84
[0.1,0.9]	-1.33	15.48	-2.96	-4.02	15.48	-0.98	-4.71	15.48	-0.84
[0,1]	-1.33	15.48	-2.96	-4.02	15.48	-0.98	-4.68	15.48	-0.84

Dönem 1 sonuçlarına göre tüm getiri tekniklerinin başarısız olduğu gözlemlenmiştir. Hiçbir öngörünün tutmaması model sonuçlarında belirlenen yüzdelerle varlıklara yatırım yapılması zararlı sonuçlanmıştır. Bu durumunun 1. dönemde bazı beklenmeyen konjonktürel dalgalanma sebebiyle olabileceği kanısına varılmıştır.

2. dönem gerçekleşen getiriler üzerinden model çözümünde belirlenen yatırım yüzdeleri dahilinde yatırım yapıldığı senaryosu uygulanmıştır. Konjonktürel dalgalanmanın etkisi geçerek modeller başarılı getiri sonuçları vermiştir. Elde edilen getiri değerleri ve DK açısından en başarısız senaryo tahmin getiri üzerinden kurulan senaryolar olmuştur. Ortalama ve MC



**Genetik Algoritma Kullanımı ile Farklı Getiri Ölçümlerindeki Yatırım Optimizasyonu
Problemi**

getirileri hemen hemen birbirine yakın sonuçlar vermiştir ve Tablo 5'te sunulmuştur.

Tablo 5: Dönem 2 Sonuçları

$[\lambda_p, 1-\lambda_p]$	Ort. Getiri			MC Getiri			Tahmin Getiri		
	Getiri	Var.	DK	Getiri	Var.	DK	Getiri	Var.	DK
[1,0]	4.94	6.46	0.51	4.94	6.46	0.51	4.69	6.47	0.54
[0.9,0.1]	5.29	6.47	0.48	5.19	6.47	0.49	4.59	6.49	0.56
[0.8,0.2]	5.72	6.53	0.45	5.49	6.54	0.47	3.12	6.83	0.84
[0.7,0.3]	6.28	6.66	0.41	5.78	6.67	0.45	3.75	6.89	0.70
[0.6,0.4]	6.94	6.91	0.38	6.11	7.04	0.43	3.66	7.44	0.74
[0.5,0.5]	7.63	7.36	0.36	6.47	7.54	0.42	3.73	8.73	0.79
[0.4,0.6]	8.06	8.01	0.35	7.13	8.44	0.41	3.71	11.58	0.92
[0.3,0.7]	7.95	9.04	0.38	7.56	10.03	0.42	3.12	15.48	1.26
[0.2,0.8]	7.71	12.31	0.46	6.96	13.37	0.53	3.12	15.48	1.26
[0.1,0.9]	7.41	15.48	0.53	6.69	15.48	0.59	3.12	15.48	1.26
[0,1]	7.41	15.48	0.53	6.69	15.48	0.59	3.12	15.48	1.26

Tam bir kıyaslama yapabilmek için bir dönem daha performans değerlendirmesi yapılmıştır. Gelecek 3. dönemde gerçekleşen getiri değerleri ele alınarak senaryolardaki yüzdelere göre hesaplanmıştır. Portföylerin hepsi yüksek getiri değerleri elde etmiştir. MC getiri ile oluşturulan portföyler hem getiri hem de değişim katsayı bakımından diğer ikisinden daha başarılı olmuştur. Tablo 6'da bu sonuçlar sunulmuştur.

Tablo 6: Dönem 3 Sonuçları

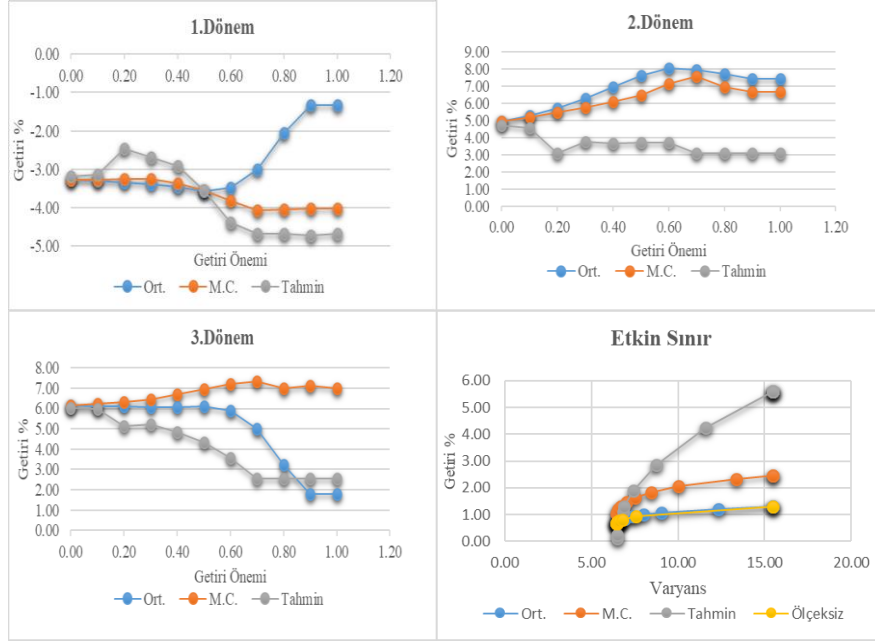
$[\lambda_p, 1-\lambda_p]$	Ort. Getiri			MC Getiri			Tahmin Getiri		
	Getiri	Var.	DK	Getiri	Var.	DK	Getiri	Var.	DK
[1,0]	6.14	6.46	0.41	6.14	6.46	0.41	6.04	6.47	0.42
[0.9,0.1]	6.13	6.47	0.42	6.22	6.47	0.41	5.99	6.49	0.43
[0.8,0.2]	6.11	6.53	0.42	6.31	6.54	0.41	5.12	6.83	0.51
[0.7,0.3]	6.08	6.66	0.42	6.46	6.67	0.40	5.24	6.89	0.50
[0.6,0.4]	6.07	6.91	0.43	6.72	7.04	0.39	4.83	7.44	0.56
[0.5,0.5]	6.09	7.36	0.45	6.94	7.54	0.40	4.34	8.73	0.68
[0.4,0.6]	5.90	8.01	0.48	7.19	8.44	0.40	3.57	11.58	0.95
[0.3,0.7]	5.02	9.04	0.60	7.35	10.03	0.43	2.56	15.48	1.53
[0.2,0.8]	3.25	12.31	1.08	7.00	13.37	0.52	2.56	15.48	1.53
[0.1,0.9]	1.78	15.48	2.21	7.11	15.48	0.55	2.57	15.48	1.53
[0,1]	1.78	15.48	2.21	7.00	15.48	0.56	2.56	15.48	1.53

Dönem 4 için hesaplamalar tekrar yapılmıştır fakat elde edilen sonuçlar 1. döneme benzer sonuçlar vermiştir. Dönem 4' te yatırım yapılan varlıklar ve yüzdelik oranları zarar etmiştir fakat getiri ve DK bakımından MC diğer tekniklere göre en az zarar getiren seçenek olmuştur. Tahminleme ile kurulan senaryo diğer dönemlerde olduğu gibi en başarısız seçenek olmuştur.

Başarılı yapılan öngörülerde getiriye verilen önem arttıkça getiri değerinde yükseliş meydana gelmesi gerekmektedir. Optimizasyon sonucu belirlenen



varlıklara belirlenen oranlarda yatırım yapılsaydı gerçekleşen getirileri özetlemek için Şekil 3 çizilmiştir.



Şekil 3: Gerçekleşen Değerler Üzerinden Karşılaştırma ve Etkin Sınırlar

Üç getiri tekniğine göre elde edilen portföy senaryoları için etkin sınırlar kısıtlar sağlanarak başarılı biçimde oluşturulmuştur. Şekil 3'te etkin sınırlar ve 3 dönem için getiriye verilen önem arttıkça getiri değerlerinin tüm tekniklere göre nasıl gerçekleştiği sunulmuştur.

Dönem 1 ve 4 sonuçlarını öngörülemeden zaman olarak yorumlamanın dışında tutarsak, MC getiri hesaplama tekniğinin diğer tekniklerden daha iyi olduğunu belirtebiliriz. Tahmin seçeneği ise diğerlerine göre başarısız olmuştur, bu sebeple yatırım kararı verilirken Excel formüllerindeki tahmin seçeneği ile tahminleme yapmak diğer teknikler kadar yatırımın kazançla sonuçlanmasını sağlamayacaktır. Etkin sınır grafiğinde tahmin seçeneği kullanmakla daha yüksek getiri sağlayacağı düşünülse de değişim katsayılarının tutarsızlığı ve gerçekleşen değerler üzerindeki yanlılığı sebebiyle başarısız bir teknik olmuştur. Ayrıca Etkin sınır grafiğinde örnek olması açısından ortalama getiriye göre hesaplanan ölçeklendirilmiş ve ölçeklendirilmemiş amaç fonksiyonuna göre oluşan sonuçlar birlikte verilmiştir. Amaç fonksiyonu ölçeklendirilmediğinde kurulan senaryolar daha dar bir alanda sıkışırken ölçeklendirme sonucunda senaryolar kısıtlar arasında daha geniş dağılım göstermiştir, riske ve getiriye verilen önem ayrı ayrı 1 olduğunda ölçeklendirme öncesi ve sonrası aynı sonuçlar elde edilmiştir, çünkü tek amaçlı modellerde ölçeklendirme gereksizdir.



Senaryoların elde edilmesinde Excel Çözücü Açılım seçeneği ile yatırım problemini çözmenin çok yavaş ilerlediği gözlenmiştir. Senaryolar üretilmesi gereken araştırma problemlerine GA'nın uygulanması zaman almıştır, bu sebeple Excel Çözücü Açılım seçeneği için sunulan yardım içeriği doğrultusunda Doğrusal Olmayan Programlama (DOP) seçeneği ile GA birlikte kullanılmıştır ("FrontlineSolvers", 2020b). DOP seçeneği varlık sayısının belirli değerden az olması kısıtını hesaplamalara dahil edemediğinden bu kısıt amaç fonksiyonuna taşınarak, model bu kısıttan ceza yöntemiyle arındırılarak uyarlanmıştır. DOP ile bulunan karar değişkenleri Açılım seçeneğinde başlangıç değerleri olarak girilmiştir.

Yatırımcılara öneride bulunmak için en iyi model sonucunu sunmak gerekirse, Tablo 3'te oluşturulan senaryolar içinde en iyi sonuç değişim katsayısı 1.55 ile MC simülasyon sonuçlarına göre getiriye verilen önemin 0.7 riske verilen önemin 0.3 olduğu model sonucu çıkmıştır. Buna göre belirlenen ağırlıklar yaklaşık şöyledir; %58 Bimaş, %23 Dohol, %11 Aselan, %8 Pegasus olmaktadır. Varlık sayısı $K \leq 8$ belirlenmiştir ve bu portföyde 4 adet varlık yer almıştır. Gerçekleşen değerler üzerinden performansı 2. dönemde %7.56 ve 3. dönemde %7.35 getiri sağlamıştır.

Sonuç

Çalışmada, kısıtların varlığındaki yatırım kararı almada Genetik algoritmaların kullanılabilirliği araştırılmıştır. GA, çok hassas arama yapan optimizasyon yöntemidir, hassaslık eğer % 0.1 ya da % 0.001 gibi değerlerde önem arz ediyorsa, yapılan yatırım için büyük bir ekonomik çıkar sağlıyorsa, kesinlikle GA kullanılmalıdır. Yatırımın hangi yüzdelerle kaynaklara tahsis edilmesi problemi GA hassaslığını gerektirmemektedir. Böyle problemlerde kısıtlar var olsa bile mümkün olduğunca problem Doğrusal Olmayan Programlama yöntemleriyle çözmeye uyarlanmalıdır. Senaryolar üretilmesi gereken durumlar söz konusu ise GA kullanılması çok uzun zaman alacağından uygun olmayacaktır. Eğer eldeki problem için tek bir uygun çözüm aranıyorsa ve hassaslık büyük önem arz ediyorsa GA çok başarılı olacaktır. Bu araştırma sonuçları DOP'un GA'dan daha başarılı olduğu ifade eden Yakut ve Çankal (2016) sonuçlarını desteklemektedir.

İki amaçlı model optimizasyonunda amaç fonksiyonunun ölçeklendirilmesinin model sonuçlarını farklılaştırdığı gözlenmiştir. İki amaçlı problemlerde ölçeklendirmenin gerekli bir şart olduğu gösterilmiştir.

Yatırım kararlarında beklenen getiri için üç tür getiri hesaplama tekniğinin karşılaştırılması yapılmıştır. Riske ve getiriye farklı önem dereceleri verilerek senaryolar üretilmiştir, elde edilen senaryolar öncelikle değişim katsayısı bakımından karşılaştırılmıştır ve MC getiri hesaplama tekniği ile oluşturulan senaryoların daha az riskle daha yüksek getiri sağladığı görülmüştür. Daha sonra gelecekte gerçekleşen 4 dönem için getiri değerleri üzerinden senaryolarda belirlenen yatırım yüzdeleri kapsamında yatırım yapıldığı varsayılarak yatırımların başarısı karşılaştırılmıştır. MC getiri



tekniki kullanilmasinin diger seceeneklerden hem getiri acısından hem getiriye karşılık katlanilacak risk acısından daha iyi sonuçlar verdiđi gözlemlenmiştir. Tahmin seceeneđi ile yatırım kararı verilmesi üç teknik içerisinden en başarısız olmuştur.

Monte Carlo simülasyonu sadece ortalamaya göre deđerlendirme yapmayan verilerin standart sapmasını da dikkate alarak geleceđin belirsizliđine karşı rassal bir seçimde bulunduđu için MC getiri hesaplaması kullanılması önerilmektedir. İlerleyen çalışmalarda getirilerin hesaplanmasında Bulanık Küme Teorisinin, Gri tahminlemenin kullanımı araştırılabilir, portföy optimizasyonunda farklı varyans ölçüm teknikleri kullanılabilir, tüm bunlar Doğrusal Olmayan Programlama ile çözümlenemiyorsa GA ile uyarlanabilir.

Etik Kurul Beyanı Ve Fikri Mülkiyet Telif Hakları

Yapılan bu çalışmada “Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiđi Yönergesi” kapsamında uyulması belirtilen tüm kurallara uyulmuştur. Yönergenin ikinci bölümü olan “Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiđine Aykırı Eylemler” başlıđı altında belirtilen eylemlerden hiçbirini gerçekleştirilmemiştir.

Kaynakça

Acar, E. (2014). Yatırım Projelerinin Deđerlendirilmesinde Evrimsel Algoritma Kullanımı Yap İşlet Devret Modeli Altyapı Projesi Üzerine Bir Uygulama (Yayımlanmamış doktora tezi). Anadolu Üniversitesi, Eskişehir.

Akay, D., Çetinyokuş T. ve Dađdeviren, M. (2002). Portföy Seçimi Problemi İçin KDS/GA Yaklaşımı. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 17(4), 125-138. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/76428>

Bağcı, B. (2020). Finansal Yatırım Araçları Fiyatlarının Tahmininde Gri Sistem Teorisi. *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 55(1), 441-457. doi: 10.15659/3.sektor-sosyal-ekonomi.20.03.1268

Bağcı, B. ve Demirer, Ö. (2021). Tahminleme Tekniklerinin Bulanık Esnek Kümeler Üzerinde Birleştirilmesi: BIST 100 Uygulaması. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 35(1), 21-43. doi: 10.16951/atauniiib.637554

Chang, T.J., Yang, S.C. ve Chang, K.J. (2009). Portfolio Optimization Problems In Different Risk Measures Using Genetic Algorithm. *Expert Systems With Applications*, 36(7), 10529-10537. <http://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.02.062>



FrontlineSolvers (2020a). Excel Solver - Algorithms And Methods Used. Erişim adresi: <https://www.solver.com/excel-solver-algorithms-and-methods-used>

FrontlineSolvers (2020b). Excel Solver - Evolutionary Solving Method Stopping Conditions. Erişim adresi: <https://www.solver.com/excel-solver-evolutionary-solving-method-stopping-conditions>

FrontlineSolvers (2020c). Excel Solver - Non-Smooth Optimization. Erişim adresi: <https://www.solver.com/excel-solver-non-smooth-optimization>

FrontlineSolvers (2020d). Genetic Algorithms And Evolutionary Algorithms-Introduction. Erişim adresi: <https://www.solver.com/genetic-evolutionary-introduction>

Gen, M. ve Cheng, R. (1997). *Genetic Algorithms And Engineering Design*. USA: John Wiley&Sons, Inc.

Genel, H. (2004). *Genetik Algoritmalarla Portföy Optimizasyonu* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Ankara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.

Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms In Search, Optimization And Machine Learning*. Boston: Addison-Wesley Longman Publishing Co.,Inc.

Holland, J. H. (1975). *Adaptation In Natural Artificial Systems* (2. bs.). USA, Ann Arbour: The University of Michigan Press.

Hromkovi, J. (2004). *Algorithmics For Hard Problems: Introduction To Combinatorial Optimization, Randomization, Approximation And Heuristics* (2. bs.). New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Huang, X., Liang, C. ve Liu, Z. (2003). Applying On RAGA In Estimating Internal Rate Of Return Of Hydropower Project. *Nature and Science*, 1(1), 72-74. Erişim adresi: <http://www.sciencepub.net/nature/0101/14-huang.pdf>

Islam, M. (2008). *Optimizing Concessionary Items' Values For Procuring Privately Financed Infrastructure Projects* (Yayımlanmamış doktora tezi). Griffith Üniversitesi, Avustralya. <https://doi.org/10.25904/1912/3173>

Kalaycı, C. B., Ertenlice, O., Akyer, H. ve Aygören, H. (2017). Ortalama-varyans portföy optimizasyonunda genetik algoritma uygulamaları üzerine bir literatür araştırması. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 23 (4), 470-476. doi:10.5505/pajes.2017.37132

Keskintürk, T. (2007). Portföy Seçiminde Markowitz Modeli İçin Yeni Bir Genetik Algoritma Yaklaşımı. *Yönetim Dergisi*, 18(56), 78-89. Erişim adresi:<http://kutuphane.dogus.edu.tr/mvt/pdf.php?pdf=0006252&lng=1>

Keskintürk, T., Demirci, E. ve Tolun, S. (2010). İyi Çeşitlendirilmiş Portföy Büyüklüğünün Genetik Algoritma Tekniği Kullanılarak İncelenmesi. *Sosyal*



Bilimler Dergisi, 2, 1-5. Erişim adresi: <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/100718>

Kshatriya, S. ve Prasanna K. (2018). Genetic Algorithm-Based Portfolio Optimization With Higher Moments In Global Stock Markets. *Journal of Risk*, 20(4), 1-26. doi: 10.21314/JOR.2018.380

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, 7(1), 77-91. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>

McFedries, P. (2015). *Excel 2016 Formulas and Functions*, United States: Pearson Education. [Adobe Acrobat Reader Sürümü]. Erişim adresi: https://book.akij.net/eBooks/2018/April/5ae5906655cec/Excel_2016_Formulas_and_Functions.pdf

Önder, E. (2011). *Araç Rotalama Problemlerinin Parçacık Sürü Ve Genetik Algoritma İle Optimizasyonu* (Yayımlanmamış doktora tezi). İstanbul Üniversitesi, İstanbul.

Özmen, A., Şıklar E., Durucasu H., Atlas, M. ve Er, F. (2013). *İstatistik II* (Ed. E. Şıklar ve A. Özdemir). Ankara: Anadolu Üniversitesi Yayınları.

Rubinstein, R. Y. ve Kroese, D. P. (2016). *Simulation and the Monte Carlo Method*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Sasaki, M., Laamrani, M., Yamashiro, M., Alehegn C. ve Kamoyedji, A. (2018). Portfolio Optimization By Fuzzy Interactive Genetic Algorithm. *Journal of Advanced Management Science*, 6(3), 124-131. doi: 10.18178/joams.6.3.124-131

Schaffer, J.D., Caruana, R.A., Eshelman, L.J. ve Das, R. (1989). A Study Of Control Parameters Affecting Online Performance Of Genetic Algorithms For Function Optimization. J.D. Schaffer (Ed.), *Proceedings Of The Third International Conference On Genetic Algorithms* (s. 51-60) içinde. USA: George Mason University.

Siriwardene, N.R. ve Perera, B.J.C. (2006). Selection Of Genetic Algorithm Operators For Urban Drainage Model Parameter Optimization. *Mathematical and Computer Modelling*, 44(5-6), 415-429. doi.org/10.1016/j.mcm.2006.01.002

Supian S., Napitupulu, H., Hidayat, Y. ve Putra, A.S. (2018). The Application Of Genetic Algorithm Optimization On Quadratic Investment Portfolio Without A Risk-Free Asset Under Value-at-Risk. *IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series*, 1090 (012026), 1-8. doi:10.1088/1742-6596/1090/1/012026

Taha, H.A. (2000). *Yöneylem Araştırması* (6. bs.). (Çev: Ş.A. Baray ve Ş. Esnaf). İstanbul: Literatür Yayıncılık.

Vasiani V.D., Handari B.D. ve Hertono G.F. (2020). Stock Portfolio Optimization Using Priority Index And Genetic Algorithm. *Journal of Physics:*



Conference Series, 1442-1, (012031). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1442/1/012031>

Wright, A.H. (1991). *Genetic Algorithm For Real Parameter Optimization*. G.J.E. Rawlings (Ed.), In *foundations of genetic algorithms* (s. 205-218) içinde. CA: Morgan Kaufmann Publishers. Erişim adresi: <https://randolfe.typepad.com/Documents/wright91genetic.pdf>

Yakut, E. ve Çankal, A. (2016). Çok Amaçlı Genetik Algoritma Ve Hedef Programlama Metotlarını Kullanarak Hisse Senedi Portföy Optimizasyonu: BİST-30'da Bir Uygulama. *Business And Economics Research Journal*, 7(2), 43-62. doi: 10.20409/berj.2016217495

Zeren, F. ve Baygın, M. (2015). Genetik Algoritmalar İle Optimal Portföy Seçimi: BİST-30 örneği. *Journal of Business Research Turk*, 7(1), 309-324. Erişim adresi: https://www.isarder.org/isardercom/2015vol7issue1/-vol.7_issue.1_article016_full_text.pdf

