

Bist-30 Őirketlerinin Pandemi Öncesi-Sonrası Satıř Verilerinin Genetik Algoritma ile Analizi ve Optimum Portföy Oluřturma

Salih Serkan KALELİ¹

Öz

Portföy Optimizasyonu problemi (PO), yatırımcılar için en iyi portföyün seçildiđi çözümleri klasik yöntemlerle mümkün olmayan problemlerden birisidir. Portföy optimizasyonundaki amaç, en yüksek getiriyi elde edecek olan hisse senedinin en düşük riskle seçilmesidir. Klasik yöntemler kesin bir çözümler bulamadığında, sezgisel teknikler yaklaşık bir çözümler bulmak için tasarlanmaktadır. Literatürde portföy optimizasyonu probleminin çözümleri için çok fazla sezgisel teknikler kullanılmıř ve başarılı sonuçlar elde edilmiřtir. Bu çalışmada Bist-30 Őirketlerinden elde edilen 2016 Aralık- 2021 Aralık arasındaki 5 yıllık satıř verileri (60 adet satıř verisi), MATLAB platformuna aktarılarak genetik algoritma kullanılıp tasarlanan sistemde en uygun hisse senedinin seçilmesi amaçlanmıřtır. Çalışmadaki temel farklılık, Őirketlerin 5 yıllık verileri, kendi içerisinde 1 yıllık, 3 yıllık, 5 yıllık olmak üzere 3 grupta ayrı ayrı incelenmiř olup kullanıcı tanımlı risk değerlerine göre karşılaştırılmaları sonuçlara yer verilmiřtir. Önerilen yöntem en verimli sonucu, 0.20 risk katsayısı için elde etmiřtir. Bu katsayı değeri için 3 grupta sırasıyla 10, 14 ve 15 adet hisse senedinin seçileceđi tespit edilmiřtir. Ek olarak, bu çalışmada Őirketlerin yıllara göre satıř değerlerindeki deđişimler mevcut piyasa şartları ve pandemi koşulları göz önüne alınarak değerlendirilmiřtir.

Anahtar Kelimeler: Genetik Algoritma, Optimizasyon, Optimum Portföy, BİST-30, İřletme Yönetimi

Analysis of Bist-30 Companies' Pre-Pandemic Sales Data with Genetic Algorithm and Creating an Optimum Portfolio

Abstract

Portfolio Optimization problem (PO) is one of the problems that cannot be solved by classical methods in which the best portfolio is selected for investors. The purpose of portfolio optimization is to select the stock with the lowest risk, which will generate the highest return. In this study, it is aimed to select the most suitable stock in the system designed by using genetic algorithm by transferring the 5-year sales data (60 sales data) between 2016 December and 2021 December obtained from Bist-30 companies to the MATLAB platform. The main difference in the study is that the 5-year data of the companies were analyzed separately in 3 groups as 1-year, 3-year and 5-year, and comparative results were given according to user-defined risk values. The proposed method obtained the most efficient result for the risk coefficient of 0.20. For this coefficient value, it has been determined that 10, 14 and 15 stocks will be selected in 3 groups, respectively. In addition, in this study, the changes in the sales values of the companies by years were evaluated by considering the current market conditions and pandemic conditions.

Key Words: Genetic Algorithm, Optimization, Optimum Portfolio, BIST-30, Business Management

Atıf İin / Please Cite As:

Kaleli, S. S. (2023). Bist-30 Őirketlerinin pandemi öncesi-sonrası satıř verilerinin genetik algoritma ile analizi ve optimum portföy oluřturma. *Manas Sosyal Arařtırmalar Dergisi*, 12(2), 557-565. doi:10.33206/mjss.1215054

Geliř Tarihi / Received Date: 06.12.2022

Kabul Tarihi / Accepted Date: 08.03.2023

¹ Dr. Öğr. Üyesi - Ardahan Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu, salihserkankaleli@ardahan.edu.tr

 ORCID: 0000-0003-2196-6050

Giriş

Bireyler, gelecekteki belirsizliğin olumsuz etkilerinden korunmak için birikimlerini çeşitli yatırım araçlarında kullanmayı tercih etmektedirler. Bu yatırım araçları bono, devlet tahvili, banka faizi, repo ve kâr payları gibi risksiz yatırım araçları olabileceği gibi hisse senedi ve döviz gibi riskli yatırım araçları da olabilir. Bu durum, finansal varlıkların seçimi ve yönetimi konusunda detaylı tartışma ihtiyacını doğurmaktadır.

Son yıllarda dünyada oluşan ekonomik dalgalanmalar neticesinde piyasalarda önemli ölçüde iktisadi değişimler hız kazanmıştır. Değişen piyasa şartlarına göre yatırımcılar tasarruflarını, değerlendirmek amacıyla borsada işlem gören yatırım araçlarına yönlendirmiş olup farklı finansal araçlara yatırım yaparak riskini minimum, elde edilen getiriyi de maksimum yapmayı amaçlamaktadırlar. Bu durum portföy optimizasyonunun temelini oluşturmaktadır (Venturelli ve Kondratyev, 2019, s. 18). Portföy optimizasyonu minimum riskle maksimum getiriyi elde edecek farklı menkul kıymetlerinin oluşturduğu bu finansal varlıkların oranlarının dağılımın hesaplandığı matematiksel bir modeldir. Portföyün riski minimum etme açısından bakıldığında yatırımcılara çeşitlendirme sunmasıdır. Çünkü yatırımcılar portföy teorisine göre her zaman riskten kaçır ve en düşük risk düzeyinde en yüksek kârı elde etmeyi amaçladıkları yatırımı seçerler. Yine bu teoriye göre yatırımcılar eğer çok daha yüksek bir getiri elde etmek istiyorsa aldığı riskin de büyük olacağını varsayarlar ve yüksek risk oranını kabul etmeleri gerekir (Ta, Lui ve Tadesse, 2020, s. 438). Bu yüzden optimum portföy yatırımcılarına çeşitlilik sunarak farklı menkul kıymetlere yatırım yapmayı amaçlar. En uygun hisse senedinin seçilmesi ve fiyatının tahmin edilmesi, çok değişkenli zaman serisi özelliklerinin ve dış paydaşların karmaşıklığı nedeniyle piyasadaki en önemli sorunlardan bir tanesidir. Bu gibi problemlerin çözümünde tahmin doğruluğunu artırmak için istatistik, makine öğrenimi, yapay zekâ vb. teknolojilerin kullanıldığı çok fazla çalışma yapılmıştır (Chen, Zhang, Mehlewat ve Jia, 2021, s. 3). Portföy optimizasyonu, getirileri en üst düzeye çıkarırken riski en aza indiren bir yatırım portföyü seçme sürecidir ve 1950'lerde Harry Markowitz tarafından geliştirilen Modern Portföy Teorisine (MPT) dayanmaktadır. MPT, yatırımcıların rasyonel ve riskten kaçındıklarını ve riski en aza indirirken beklenen getirileri en üst düzeye çıkarmaya çalıştıklarını varsayar. MPT, farklı varlıklar ve sektörler genelinde yatırımların çeşitlendirilmesinin genel portföy riskini azalttığını önermektedir. Ayrıca MPT, bir portföyün riskini ve getirisini değerlendirmek için ortalama, varyans ve korelasyon gibi istatistiksel ölçümler kullanır. Özellikle finasta portföy oluşturma ve yönetimi için bir araç olarak yaygın olarak kullanılmaktadır. Portföy optimizasyonunda kullanılan diğer yöntemler ise hedef programlama ve çok amaçlı genetik algoritma yöntemidir. Hedef programlama yöntemi her bir hissenin aylık getiri oranlarının toplamı kovaryans değerlerinin matris olarak düzenlenmesi sonucunda elde edilen sonuçların yorumlanmasıdır (Yakut ve Çankal, 2016, s. 55). Çalışmada ise kullanıcı tanımlı risk faktörlerine göre hisse senedi seçme işlemi, hisse senetlerinin ağırlık değerlerini uygunluk fonksiyonuna göre belirleyerek portföy oluşturma işlemi, geliştirilen genetik algoritma tabanlı sistemle elde edilmeye çalışılmıştır.

Bu çalışmanın temel amacı Borsada işlem gören Bist-30 şirketlerinin aylık satış verilerini dikkate alarak bu verilerle geliştirilen sistemle optimum portföyler oluşturmak ve bu bilgileri kullanıcılara aktarmaktır. Şirketlerin son 5 yıldaki verileri alınarak yapılan bu çalışmada özellikle Bist-30 şirketlerinin yıllık satış verileri kullanıcı tanımlı risk değerlerine göre ele alınmış ve portföyler oluşturulmuştur. Risk düzeyleri [0,1] değer aralığına bağlı olarak ele alınmış ve karşılaştırmalı sonuçlara yer verilmiştir. Çalışmanın ilk aşamasında literatürde optimum portföy oluşturmak için kullanılan evrimsel algoritmalara yer verilmiş, ikinci aşamasında genetik algoritma hakkında kısa bilgiler sunulmuştur. Sonrasında elde edilen bulgulara yer verilmiş olup sonuç kısmında şirketlerdeki piyasa şartlarına göre değişimler ele alınmıştır.

Literatür Özeti

Literatürde genetik algoritma kullanılarak portföy yönetimi konusunda çok sayıda çalışma yapılmış ve özellikle optimum portföy için çeşitli algoritmalar farklı koşullarda ve kısıtlamalarda kullanılmıştır.

Bu çalışmaların birinde Sinha, Chandwani ve Sinhaya göre (2015, s. 450), ABD'de listelenen SPX 500 Endeksinde işlem gören hisse senedi havuzundan optimum portföy oluşturmak için genetik algoritma tabanlı sistem tasarlamışlardır. Sistem öncelikle rastgele hisse senedi seçerek seçilen hisse senedinin geçmiş satış verilerine uygun getiri ve risk kombinasyonu bulmuş, hisse senetlerine optimum ağırlık atamıştır. Bu şekilde optimum portföy oluşturulmuş ve genetik algoritmanın başarılı sonuçlar verdiği açıklanmıştır. Başka bir çalışmada (Fernandez, Navarro, Solares ve Coello, 2019, s. 145), genetik algoritma kullanılarak yatırım portföyü oluşturulmuş ve algoritmanın uygunluğu değerlendirilmiştir. OMX Baltık Menkul Kıymetler Borsasından seçilen 4 işletme üzerinde algoritma çalıştırılmış ve olumlu sonuçlar elde edilmiştir. Araştırma sonucunda genetik algoritma temelinde elde edilen optimizasyon sonuçlarının özellikle gerileyen

piyasa baęlamında çok daha ilgi çekici olduęu vurgulanmıřtır. Metawa, Elhoseny, Hassan ve Hassani (2017, s. 61), kredi kısıtlamalarının olduęu rekabet ortamında sermaye düzenlemesinin bankaların kârları üzerindeki etkisinin artmasıyla banka kârını en üst düzeye çıkarmak için gerekli olan karar mekanizmalarını genetik algoritma kullanarak banka kredi kararlarını organize etmeye çalışmıřlardır. Önerdikleri genetik algoritma modeliyle bankanın kârını maksimum yaparken, kredi kullanma portföyünü optimize etmeyi hedeflemişlerdir. Geliştirilen model sonucunda en verimli kredi kullanma kararını aldıkları görülmüřtür.

Yang (Yang, 2006, s. 12) genetik algoritma kullanarak dinamik portföy optimizasyon sistemine karar verme süreci eklemiřtir. Karar vericilere, genetik algoritma modeli ile seçilen hisse senetlerinin getirilerini tahmin ederek gelecekteki belirsizlięi çözmelerinde yardımcı olacaęını öngörmüřtür. Geliştirilen sistem beklenen getiri tahminlerini doęruluęunu önemli ölçüde artırmıř ve genel portföy verimlilięini artırmıřtır. Portföy optimizasyonu yöntemi için gerçekleştirilen başka bir çalışmada ise (Yaman ve Dalkılıç, 2021, s. 169) standart portföy optimizasyon modeli problemi doęrusal olmayan sinir aęı ve genetik algoritma kullanılarak çözülmeye çalışan hibrit yaklařım önerilmiřtir. Çalışmada Menkul Kıymetler Borsası'ndan elde edilen İMKB-30 verileri 2015'den 2017 ye kadar olan günlük fiyatlardan oluřmaktadır. Önerilen bu yaklařımın mevcut stratejilerden daha uygun sonuç verdięi görülmüřtür.

Vasiani, Handari ve Hertono (2017) çalışmalarında, hisse senedi portföylerini kazanç açısından optimize etmek için hem öncelik endeksi yöntemi hem de genetik algoritma uygulayarak oluřturmaya çalışmıřlardır. Öncelik endeksi yönteminde seçilen hisse senetlerinin endeks puanına göre en az eřit öncelikli indeksler belirlenmiş ve belirli bir ölçek parametreleri kullanarak seçilmiřtir. Seçilen her bir hisse senedine yapılan yatırımların yüzdesi de genetik algoritma kullanarak hesaplanmıřtır. Yapılan çalışmaya göre algoritma doęru sonuç vermiş olup, yönetimin karar verebilmesi için optimum süre 5 ay olarak hesaplanmıřtır. Genetik algoritma kullanılarak gerçekleştirilen başka bir çalışmada ise (Chou Kuo ve Lo, 2017, s. 21888) portföy fonlarının seçmek ve standardizasyonu hesaplamak için, risk deęerlendirmesinin iyileřmesi genetik algoritma ile saęlanmıřtır. Genetik algoritma ile düşük risk ve yüksek getiriye sahip portföyler oluřturulmuş en iyi portföy bulunmaya çalışılmıřtır.

Materyal ve Metot

Bu çalışmada Menkul Kıymetler Borsası'nda işlem gören Bist-30 řirketlerinin verileri kullanılmıřtır. BİST-30 endeksi, ulusal piyasada işlem gören řirketler ile ortak ürün piyasasında işlem gören gayrimenkul yatırım fonları ve özel sermaye fonları arasından seçilen piyasa deęeri en yüksek olan 30 řirketin hisselerinin performansının ölçülmesiyle oluřturulan bir endekstir. Çalışmada Bist-30 řirketlerinin 2016 Aralık-2021 Aralık tarihleri arasındaki aylık satış tutarları 1 yıllık, 3 yıllık ve 5 yıllık olmak üzere üç parçaya bölünmüş ve elde edilen sonuçlara göre bu řirketlerin portföy seçimleri kullanıcı tanımlı aęırlık deęerlerine göre karřılařtırmalı olarak gösterilmiřtir. Yine bu veriler Borsa İstanbul adresinden alınmış olup geliştirilen genetik algoritmada giriş parametresi olarak kullanılmıřtır. Şirketlerin isimleri gizlilik açısından verilmemiş olup bu řirketler 1 ve 30 arasında kodlanmıřtır. Bu dönemlere ait 60 aylık veriler MATLAB platformu kullanılarak geliştirilen genetik algoritma ile analiz ve optimize edilmiřtir.

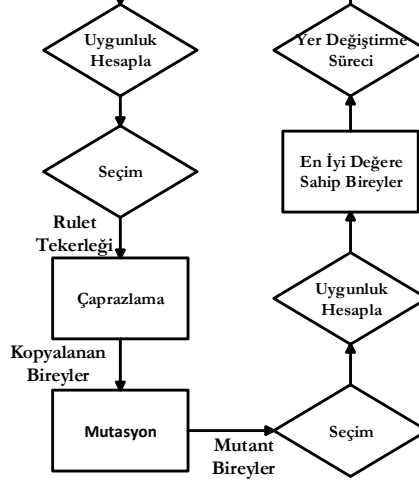
Gerçekleştirilen bu çalışmada řirketlerin 5 yıl içerisindeki satış verileri karřılařtırılarak portföy seçimi için genetik algoritma kullanılmıřtır. Çalışma ile kullanıcıların tercihine bırakılan çeřitlendirilmiş risk deęerlerine göre yatırımcıların alabileceęi maksimum kazanç saęlayan hisselerin oluřtuęu en uygun çözüm bulunmaya çalışılmıřtır. Bu durum için bir amaç fonksiyonu belirlenmiş olup, tasarlanan sistem bu fonksiyon üzerinde çalıştırılmıřtır. Ayrıca elde edilen sonuçlarla řirketlerin 1, 3 ve 5 yıllık deęişen satış deęerlerine bakılarak deęerlerdeki büyük deęişimlerin nedenleri piyasalardaki mevcut şartlara göre deęerlendirilmiřtir. Çalışmanın ilerleyen bölümlerinde genetik algoritmanın kısa tanımına ve önerilen yöntemeye yer verilmiřtir.

Genetik Algoritma

Genetik Algoritma (GA), genellikle doęal seçimler ve kalıtlar üzerine kurulmuş arama tabanlı algoritmalarıdır. Genetik Algoritma belirli problem için çok sayıda çözüm önerisi sunar (Yurdakul ve Yavuz, 2021, s. 991). Genetik Algoritma ilk olarak 1975 yılında Holland tarafından kullanılmış, genetik ve evrimsel fikirlere dayanan problemleri çözmek için geliştirilmiřtir. Çözüm uzayı geniş olan problemlerin çözümlenmesinde sunmuş olduęu birden fazla çözüm yapısı sayesinde özellikle optimizasyon problemlerinde kullanılan bir yaklařım haline gelmiřtir. Algoritma temel olarak bir bireyin problem çözümünde göstermiş olduęu en iyi performansı deęerlendirmek için tasarlanan amaç fonksiyonu ile çalışır. Deęerlendirme sonucunda uygunluk deęerlerine göre iki kiři seçilerek bu iki birey sisteme giriş

parametresi olarak alınan verilerle çoğaltılırlar. Bu işlem sonucunda yavru bireyler oluşur ve bu adım optimum sonuca en yakın çözüm bulunana kadar devam eder (Hassanat vd., 2019, s. 12).

Genetik algoritma yöntemi temel olarak yedi adımdan oluşmaktadır. Genetik algoritmanın adımlarını özetleyen bir akış şeması Şekil 'de verilmiş olup, bu adımların her birinin detayları aşağıda verilmiştir (Li, Wang, Hong ve Li, 2018, s. 4493).



Şekil 1. Genetik Algoritma Adımları

Rastgele Başlangıç Popülasyonu Oluşturma: Genetik algoritmayı kullanmanın ilk adımı, probleme dayalı rastgele bir popülasyon oluşturmaktır (Pavlenko vd., 2019, s. 3). Literatürde ikili kodlama ve permütasyon kodlama gibi çeşitli yöntemler olmasına rağmen, bu çalışmanın amaçları doğrultusunda permütasyon kodlama tercih edilmiştir.

Uygunluğu Hesaplama: Genetik algoritma kullanılırken bir sonraki aşama amaç fonksiyonunu belirlemek ve bir önceki adımda rastgele oluşturulmuş bireyleri bu fonksiyona tabi tutmaktır. Uygulamada kullanılan amaç fonksiyonu Denklem 1'de sunulmuştur (Keskintürk, 2007, s. 82).

$$A.F = [(1 - ktrd) \times get] - [ktrd \times risk] \quad (1)$$

Denklem 1'de A.F (amaç fonksiyonu) kullanıcı tanımlı risk değerleriyle (ktrd) get (getiri) değerinin çarpımından, ktrd değeriyle riskin çarpımı çıkarılarak elde edilen değer olarak alınmıştır. Buradaki amaç en düşük risk oranıyla maksimum getirinin elde edileceği portföyler oluşturmaktır.

Seçim: Genetik algoritmanın kullanıldığı bu aşamada bireyler uygunluk değerlerine göre en iyiden en kötüye doğru sıralanır. Bu sıralama işleminden sonra bir seçim süreci gerçekleştirilir (Bey, Belgacem ve Nacar, 2018, s.192). Literatürde ele alınan çeşitli seçim yaklaşımları vardır. Bu seçim prosedürlerinin en bilinenleri elitizm, rulet çarkı ve turnuva seçimi olarak adlandırılır. Bu çalışmada rulet çarkı yöntemi tercih edilmiştir. Rulet tekerleği seçimi, yatırımcıların belirli bir bütçeyle en yüksek getiri beklentisi elde etmek için yatırım araçları arasında rasgele seçimler yapmasını sağlar. Bu yöntem, yatırımcıların belirli bir bütçe içinde en iyi performans gösterecek olan yatırım araçlarını seçmelerine olanak tanır ve en iyi hisse senetlerinin seçimi için rastgele seçimler yapar (Soldatos ve Kyriazis, 2022, s. 248).

Çaprazlama İşlemi: Genetik algoritmanın kullanıldığı bu adımda, bir önceki adımda seçilen bireyler çaprazlama işlemine tabi tutulur (Lin, 2007, s. 206). Buradaki temel amaç, farklı bireyleri en iyi uygunluk ile çaprazlamak ve iyi bir uygunluğa sahip ancak farklı yapıda çocuk bireyler elde etmektir. Bu çalışmada tek nokta çaprazlama uygulanmıştır.

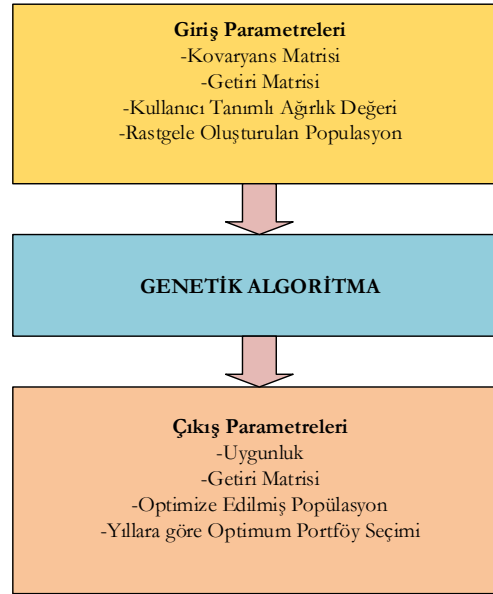
Mutasyon İşlemi: Genetik algoritma kullanımının bu bölümünde çaprazlama aşamasında elde edilen çocuk bireylere mutasyon işlemi uygulanır (Lin, 2007, s. 204). Mutasyon işlemi bireylerin uygunluğu ile ters orantılı olarak gerçekleştirilir. Mutasyon işleminde amaç mevcuttaki en uygun bireylerin elde tutulup kaybolmamasını sağlamaktır. Ayrıca çaprazlama işleminden sonra meydana gelen çocuk bireylerden uygunluğu kaybetmeden yeni bireyler elde ederek yapılan küçük değişimlerdir.

Uygunluğu Hesapla ve Değişim Süreci: Mutasyon aşamasından sonra genetik algoritmayı kullanmanın bir sonraki adımı hesaplama ve değişim sürecidir. Elde edilen yeni çocuk bireylerin yeniden uygunlukları hesaplanır ve başlangıçta rastgele oluşturulan popülasyondaki bireylerle yer değiştirmeye tabi tutulur (Yang, 2006, s. 13).

Sonlandırma: Genetik algoritma kullanımının son aşamasını oluřturan bu bölümde algoritmanın ne kadar süre çalışacağı belirtilir ve bu süre sonunda algoritmanın sonlandırılması amaçlanır. Bu amaçla yapılan çalışmalarda genetik algoritmanın sonlandırma kriterleri 4500 iterasyon bazında belirlenmiştir.

Önerilen Yöntem

Çalışmada Bist-30'da yer alan şirketlerin 2016-2021 yılları arasındaki 5 yıllık verileri (aylık), kendi içerisinde 1, 3 ve 5 yıl olarak ayrı ayrı ele alınmış, yatırımcıların bu yıllarda en düşük riskle maksimum getiri elde edeceği optimum portföy bulunması amaçlanmıştır. Geliştirilen sistem için önerilen akış şeması Şekil 2' de gösterildiği gibidir.



Şekil 2. Önerilen Akış Diyagramı

Sistemin giriş parametreleri kovaryans matrisi, getiri matrisi, kullanıcı tanımlı risk ağırlık değerleri ve rastgele popülasyondan oluşmaktadır. Bu değerlerin hesaplanması ise (Kovaryans ve Getiri matrisi) denklem 2 ve 3 'de verilmiştir.

$$\text{cov}(A, B) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (A_i - \mu_A) * (B_i - \mu_B) \quad (2)$$

Kovaryans matrisindeki A ve B değerleri kodlanmış hisse senetlerini, mikro A ve Micro B ise bu hisse senetlerinin ortalama değerlerini göstermektedir. Kovaryans matrisi Modern Portföy Teorisinde iki yatırım arasındaki ilişkiyi gösteren matris olarak adlandırılır. Matris, portföy riskini tahmin etmek birbirleriyle düşük kovaryansa sahip varlıkları seçerek, minimum riskle maksimum kazancı sağlamayı amaçlar (Chen vd.,2006, s.204). Bu amaçla geliştirilen sistemde kullanılan kovaryans matrisi Denklem 2'de verildiği gibidir.

Denklem 3'deki getiri matrisinde ise Get bir vektördür ve aylara bağlı olarak getiri değerlerini tutmaktadır. Ayrıca i değeri ise ayları temsil etmektedir.

$$\text{Get}(i - 1) = A_i - A_{i-1}, \quad i = 2, \dots, 60 \quad (3)$$

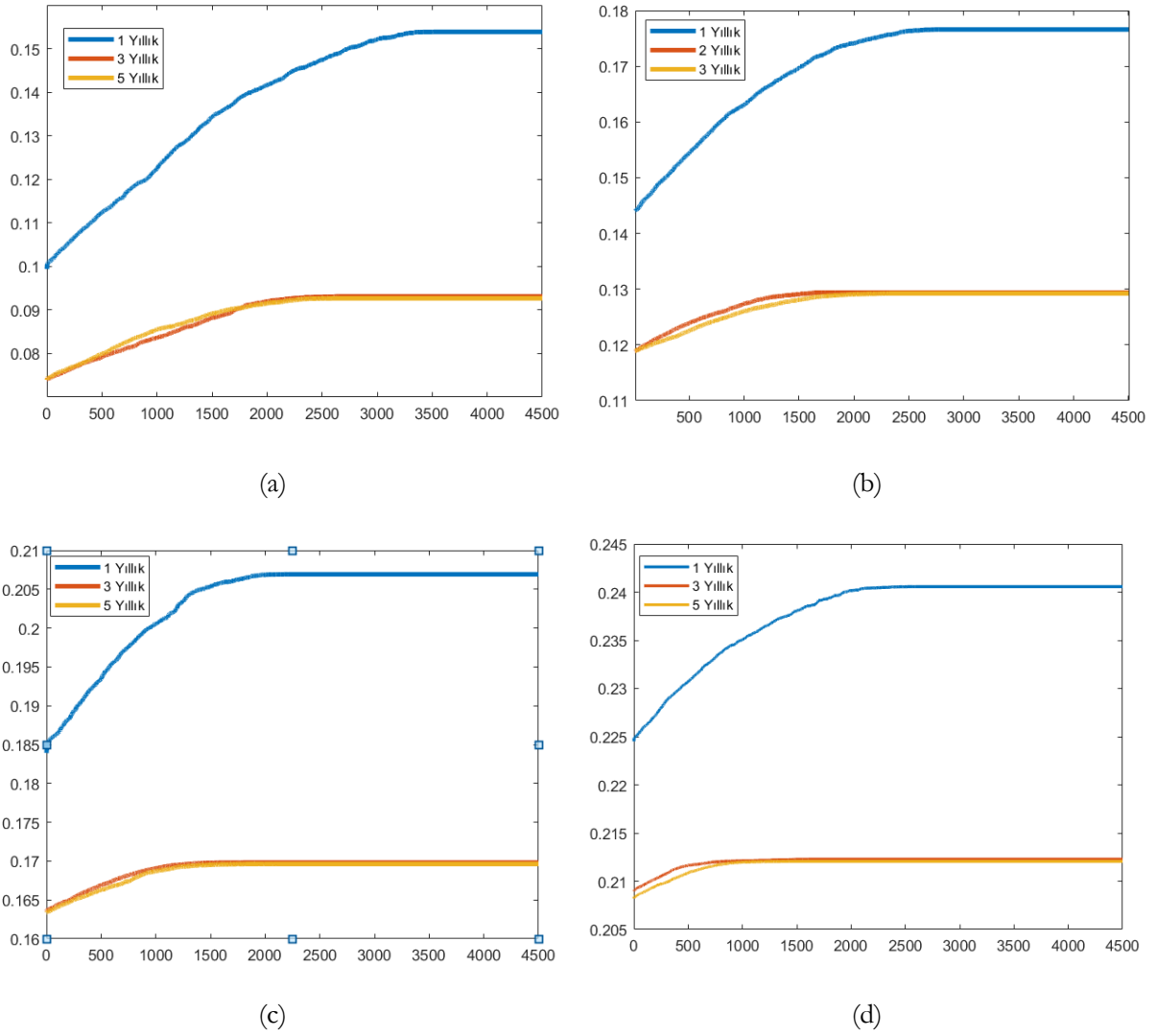
Bulgular

Çalışmada önerilen yaklaşım için kullanıcı tanımlı ağırlık matrisi [0,1] aralığındaki değerlere bağlı olarak 1 yıl, 3 yıl ve 5 yıllık verilerin başlangıç ve sonuç uygunluk değerleri Tablo 1'de gösterildiği gibidir. Ayrıca yine tabloda her bir kullanıcı tanımlı risk değeri (ktrd) değerleri için başlangıç ve sonucun uygunluk değerlerinin yüzdesel değişimleri Tablo 1'de verilmiştir. Tablo' da ki birinci sütunda başlangıç uygunluk değerleri gösterilmiştir. İkinci sütunda portföydeki hisse senetlerinin genetik algortmada kullanılan amaç fonksiyonunun sonuç uygunluk değerini göstermektedir. Başlangıç uygunluğunda hisse senetlerinin ağırlıkları rastgele belirlenmiş olup, sonuç uygunluğunda belirlenen ağırlıklarının kümülatif toplamları alınmıştır. Buradaki amaç geliştirilen sistemle uygunluk fonksiyonu arasındaki pozitif değişimin gösterilmesidir. Tabloya bakıldığında verimliliğin en yüksek olduğu değer ktrd değerinin [0.1] alındığı değerdir. Bu değer riskin minimum olduğu kazancın ise maksimum olduğu değerdir. Ayrıca kullanıcı tanımlı risk değeri arttıkça yüzdesel değişiminde azaldığı görülmektedir.

Tablo 1. Uygunluk Değeri Değişimleri

	1 Yıllık			3 Yıllık			5 Yıllık		
	Başlangıç Uygunluk	Sonuç Uygunluk	Yüzde	Başlangıç Uygunluk	Sonuç Uygunluk	Yüzde	Başlangıç Uygunluk	Sonuç Uygunluk	Yüzde
0.1	0.1010	0.1539	52,37	0.0749	0.0931	24,29	0.0757	0.0927	22,45
0.2	0.1434	0.1766	23,15	0.1195	0.1294	8,28	0.1189	0.1292	8,66
0.3	0.1845	0.2069	12,14	0.1635	0.1698	3,85	0.1633	0.1696	3,85
0.4	0.2275	0.2406	5,75	0.2080	0.2123	2,06	0.2076	0.2121	2,12

Ayrıca başlangıç ve sonuç uygunluk değerlerinin [0,1] aralığındaki risk değerlerinin gösterimi ayrı ayrı Şekil 3 'de grafiksel olarak gösterilmiştir. Şekil 3 (a), risk değerinin %10, (b) risk değerinin %20, (c) risk değerinin %30 (d) ise risk değerinin %40 olduğu durumda 4500 iterasyondaki uygunluklar gösterilmiştir. Önerilen sistem tüm değerler için ayrı ayrı çalıştırılmış ve Tablo 2'deki değerler elde edilmiştir.



Şekil 3. 1, 3 ve 5 yıllık Satış Verilerinin Yüzdesele Değişimi

BİST-30'da işlem gören işletmelerin 1 yıllık, 3 yıllık ve 5 yıllık satış değerleri önerilen sistemdeki ktrd değerleri için ayrı ayrı çalıştırılmış ve Tablo 2'deki değerler elde edilmiştir. Bu verilere bakıldığında risk oranının 0.1 olduğu durumda (riskin minimum getirinin maksimum olduğu) sırasıyla 4, 6, 9 adet hisse senedinin seçilmesi gerektiği görülmektedir. Alınan riskin artmasıyla birlikte seçilen portföylerdeki artış sistemin performansının düştüğünü göstermektedir. Yani alınan risk değerlerinin yüksek olduğu duruma bakıldığında, işlem gören tüm şirketlerin değerlerinin de içinde olacağı portföy oluşturulması gerekliliğini ortaya çıkarmaktadır. Bu durum da kullanıcı için portföy oluşturma işlemini daha da karmaşık hale getirecektir.

Tablo 2' de görüldüğü üzere en etkili ve verimli sonuç kullanıcı tanımlı risk değerinin 0.20 olduđu durumdur. Yani bu durum çeşitlendirilmiş risk değerinin %20 olduđu, bununla beraber yatırımdan beklenen getirinin ise %80 olduđu anlamına gelmektedir. Şirketlerin 1,3 ve 5 yıllık verilerine göre 0.20 risk değerinde sırasıyla 10, 14 ve 15 adet hisse senedi seçilmiştir.

Tablo 2. Yıllara Göre Portföy Dağılımlar

Menkul Kıymet No	1 Yıl				3 Yıl				5 Yıl			
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.1	0.2	0.3	0.4	0.1	0.2	0.3	0.4
1								1.11				0.21
2								0.37			0.84	2.09
3		5.37	7.51	7.47			1.23	2.22			1.96	2.71
4				1.06			2.22	2.96			2.23	2.92
8					1.12	5.15	5.43	5.0		4.02	4.47	4.39
6												
7			2.82	4.27		2.75	3.95	3.89	0.68	5.62	5.31	4.81
8			2.82	4.27		3.78	4.44	4.26	6.08	8.03	6.98	5.85
9							0.98	2.03				1.47
10						2.40	3.70	3.89		16.47	11.73	8.98
11									25.00			
12								1.30				1.05
13							0.49	1.85			0.84	1.88
14	27.27	20.13	15.50	12.45	24.58	15.46	11.35	8.70	12.16	10.44	8.38	6.69
15		4.70	6.57	6.76	13.41	10.65	8.40	6.85	2.70	6.43	5.87	5.23
16	4.54	10.07	9.39	8.54		4.12	4.69	4.26	6.76	8.03	6.70	5.65
17		0.67	4.69	5.69			1.48	2.40		1.61	3.35	3.56
18		4.03	6.10	6.40	25.70	16.15	11.60	8.70	18.49	10.04	7.82	6.28
19								0.56				1.26
20	56.82	33.56	23.47	17.80	27.93	17.18	12.35	9.26	33.78	20.08	13.97	10.46
21							1.23	2.22			2.24	2.93
22				1.42		2.75	3.95	3.89			2.24	2.93
23				2.13			1.48	2.41			0.84	2.09
24	10.22	12.75	11.74	9.96	2.23	5.84	5.68		2.41	3.64	3.76	
25	1.13	8.05	8.92	8.19	4.47	6.87	6.42	5.56	0.80	2.51	3.14	
26							0.25	1.48				1.47
27			0.47	2.85		2.40	3.70	3.89			2.24	2.93
28				0.36	0.56			1.30				
29						4.12	4.69	4.44	0.67	5.62	5.57	5.02
30		0.67		0.36		0.34	0.25	0.19	0.67	0.40	0.28	0.21

Tartışma, Sonuç ve Öneriler

Gerçekleştirilen çalışmada genetik algoritma tabanlı portföy optimizasyonu BİST-30 borsasında işlem gören işletmeler için uygulanmıştır. Şirketlerin isimleri gizlilik açısından verilmemiş olup menkul kıymetler sektörüne göre yorumlanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre Tablo 2' deki menkul kıymetlere bakıldığında 1-9-11-12-28-30 numaraları şirketler bankacılık sektöründe işlem gören şirketlerdir. Bu şirketlerin verilerine bakıldığında özellikle son 1 yılda (2020-2021) satış değerlerinin büyük ölçüde düştüğü görülmektedir. Bu durumda aslında pandemi döneminde bankacılık sektörünün düşüşte olduğunu göstermektedir. (Beybur, 2021, s.195) yapmış olduđu çalışmada, bankacılık sektöründe pandemi döneminde pandeminin etkisini azaltmak için verilen kredi hacminin genişlemesi, gecikmiş alacak tahsilinin artmasına ve bunun sonucunda da beklenen zarar karşılıklarının yükselmesine neden olmuştur. 22-24 numaralı sektörde ise ulaştırma hizmetlerinde işlem gören şirketler yer almaktadır. Burada da durum pandemi döneminden önce bu şirketlerin satış değerlerinin yüksek olduđu, pandemi sürecine girdikten sonra ise değerlerinde düşüş olduđu görülmektedir. (Gümüş ve Bilgi, 2020, s.90), pandeminin olumsuz etkilediği sektörlerin başında turizm ve ulaştırma sektörleri olduğunu belirtmişlerdir. Özellikle bu süreçte sokağa çıkma yasaklarının olması, şehirlerarası ulaşımın kısıtlı olması bu düşüşün nedenleri arasında gösterilebilir Pandemi döneminde en büyük pozitif yönlü etkilerden bir tanesi tekstil ve hazır giyim alanında işlem gören 20 numaralı şirkette görülmüştür.

Pandemi döneminde kişisel koruyucu malzemelerine yönelik ihtiyaçların artması, tekstil ve giyim endüstrisinde fiyatların yükselişe geçmesini sağlamıştır (Ergün ve Üçođlu, 2022, s. 100). İnsanların hastalığa yakalanmamak için koruyucu giysi ihtiyacının artması dikkate alındığında ilgili sektörün getirisinde de artış tespit edilmesi beklentiyle doğru orantılıdır. Pozitif yönde artış gösteren değerlerden bir tanesi de metal madencilik sektöründe olmuştur. 14-15-16 numaralı metal-madencilik sektöründe işlem gören firmaların özellikle son 1 yıldaki değerlerinin yükseldiği görülmektedir. Elde edilen bulgular ve yapılan çalışmalara

bakıldığında sonuçların birbirleriyle uyduğu görülmektedir. Bu durum da, önerilen sistemin uygulanabilirliğini göstermektedir. Çalışmanın daha da genişletilmesi adına Bist-100 şirketlerinin verileri alınarak daha geniş zaman dilimleri çeşitli evrimsel algoritmalarla hesaplanabilir.

Etik Beyan

“Bist-30 Şirketlerinin Pandemi Öncesi-Sonrası Satış Verilerinin Genetik Algoritma ile Analizi ve Optimum Portföy Oluşturma” başlıklı çalışmanın yazım sürecinde bilimsel kurallara, etik ve alıntı kurallarına uyulmuş; toplanan veriler üzerinde herhangi bir tahrifat yapılmamış ve bu çalışma herhangi başka bir akademik yayın ortamına değerlendirme için gönderilmemiştir.

Kaynakça

- Bey, K. B., Belgacem, A. ve Nacer, H. (2018). A new task scheduling approach based on Spacing Multi-Objective Genetic algorithm in cloud. *Communication Papers of the 2018 Federated Conference on Computer Science and Information Systems*, 17, 189–195. <https://doi.org/10.15439/2018f180>
- Beybur, M. (2021). *Covid-19 Pandemisinin Türk Bankacılık Sektörü Kredileri Üzerine Etkileri*. *Bankacılık Sektörü Kredileri Üzerine Etkileri*. Bankacılık Sektörü Kredileri Üzerine Etkileri. Giriş İlk olarak 2019 Aralık ayında ortaya çıkan ve 2020 yılı Mart ayında Türkiye’de de görülen Covid-19 pandemisi. 28, 181–210.
- Chen, J. S. ve Hou, J. L. (2006, June). A combination genetic algorithm with applications on portfolio optimization. In *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems* (pp. 197-206). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Chen, W., Zhang, H., Mehlatat, M. K. ve Jia, L. (2021). Mean-variance portfolio optimization using machine learning-based stock price prediction. *Applied Soft Computing*, 100, 106943. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106943>
- Chou, Y. H., Kuo, S. Y. ve Lo, Y. T. (2017). Portfolio optimization based on funds standardization and genetic algorithm. *IEEE Access*, 5, 21885–21900. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2756842>
- Ergün, T. ve Üçoğlu, D. (2022). COVID-19 Pandemisi’nin Tekstil, Deri ve Giyim Eşyası Sektörlerinde Faaliyet Gösteren Firmalara ve Finansal Raporlarına Etkileri: BIST’te Bir Araştırma. *Muhasebe Enstitüsü Dergisi / Journal of Accounting Institute*, 0(66), 95–112. <https://doi.org/10.26650/med.998932>
- Fernandez, E., Navarro, J., Solares, E. ve Coello, C. C. (2019). A novel approach to select the best portfolio considering the preferences of the decision maker. *Swarm and Evolutionary Computation*, 46(November 2018), 140–153. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2019.02.002>
- Gümüş, A. ve Bilgi, M. (2020). *Covid - 19 Salgın Hastalığının Borsaya Etkisi : Turizm Ve Ulaştırma Endeksleri Üzerine Bir Uygulama*. *The Effect Of Covid - 19 Epidemic On The Stock Market : An Application On Tourism And Transport Indices*. Özet Gümüş, A. & Haciveliyagil, N. / Covid 19 S. 76–98.
- Hassanat, A., Almohammadi, K., Alkafaween, E., Abunawas, E., Hammouri, A. ve Prasath, V. B. S. (2019). Choosing mutation and crossover ratios for genetic algorithms-a review with a new dynamic approach. *Information (Switzerland)*, 10(12). <https://doi.org/10.3390/info10120390>
- Keskintürk, T. (2007). İyi çeşitlendirilmiş portföy büyüklüğünün genetik algoritma tekniği kullanılarak incelenmesi. *Yönetim*, 56, 78-90
- Li, Y., Wang, S., Hong, X. ve Li, Y. (2018). Multi-objective task scheduling optimization in cloud computing based on genetic algorithm and differential evolution algorithm. *Chinese Control Conference, CCC, 2018-July*, 4489–4494. <https://doi.org/10.23919/ChiCC.2018.8483505>
- Lin, C.-M. (2007). An effective decision-based genetic algorithm approach to multiobjective portfolio optimization problem. *Applied Mathematical Sciences*, 1(5), 201–210.
- Metawa, N., Elhoseny, M., Hassan, M. K. ve Hassanien, A. E. (2017). Loan portfolio optimization using genetic algorithm: A case of credit constraints. *2016 12th International Computer Engineering Conference, ICENCO 2016: Boundless Smart Societies*, 59–64. <https://doi.org/10.1109/ICENCO.2016.7856446>
- Pavlenko, A. A., Kukartsev, V. V., Tynchenko, V. S., Mikhalev, A. S., Chzhan, E. A. ve Lozitskaya, E. V. (2019). Optimal parameters selection of the genetic algorithm for global optimization. *Journal of Physics: Conference Series*, 1353(1), 0–5. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1353/1/012105>
- Sinha, P., Chandwani, A. ve Sinha, T. (2015). Algorithm of construction of optimum portfolio of stocks using genetic algorithm. *International Journal of Systems Assurance Engineering and Management*, 6(4), 447–465. <https://doi.org/10.1007/s13198-014-0293-7>
- Soldatos, J. ve Kyriazis, D. (2022). Big data and artificial intelligence in digital finance: Increasing personalization and trust in digital finance using big data and AI.
- Ta, V. D., Liu, C. M. ve Tadesse, D. A. (2020). Portfolio optimization-based stock prediction using long-short term memory network in quantitative trading. *Applied Sciences*, 10(2), 437.
- Vasiani, V. D., Handari, B. D. ve Hertono, G. F. (2020). Stock portfolio optimization using priority index and genetic algorithm. In *Journal of physics: conference series* (Vol. 1442, No. 1, p. 012031). IOP Publishing.
- Venturelli, D. ve Kondratyev, A. (2019). Reverse quantum annealing approach to portfolio optimization problems. *Quantum Machine Intelligence*, 1(1–2), 17–30. <https://doi.org/10.1007/s42484-019-00001-w>

- Yakut, E. ve ankal, A. (2016). ok amalı genetik algoritma ve hedef programlama metotlarını kullanarak hisse senedi portf6y optimizasyonu: BIST-30'da Bir uygulama. *Business and Economics Research Journal*, 7(2), 43.
- Yaman, I. ve Erbay Dalkılı, T. (2021). A hybrid approach to cardinality constraint portfolio selection problem based on nonlinear neural network and genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 169. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114517>
- Yang, X. (2006). Improving portfolio efficiency: A genetic algorithm approach. *Computational Economics*, 28(1), 1–14. <https://doi.org/10.1007/s10614-006-9021-y>
- Yurdakul, O. ve Yavuz, B. (2021). oklu Kaynak gerektiren paralarda kaynak sırasının genetik algoritma kullanılarak belirlenmesi. *European Journal of Science and Technology*, 28, 990–992. <https://doi.org/10.31590/ejosat.1012352>

EXTENDED ABSTRACT

The main purpose of creating an investment portfolio is to minimize classifiable risks and maximize profits. Classifiable risk is the division of risk by diversifying investment assets. Optimum portfolio, also known as an efficient investment, is an investor's assets in reaching his or her financial goals, where the risk they take is the lowest and the return on it is the highest. The efficiency of a portfolio may vary depending on the type of investment, and it may not respond to the needs of every investor in the same way. If it is considered especially from the point of view of the investor, the investor must create an optimum portfolio and choose the most suitable portfolio in order to achieve his goals by balancing the risk and return. For investors willing to take high risk, lower yield or more conservative investments are unacceptable.

The concept of optimum portfolio emerges in this situation and presents higher yield investments to investors. Such investments will definitely cause losses in the long run as they are constantly changing. Where this variability begins to decline, a different investment moves in the positive direction, thus balancing gains and losses. In such cases, the concept of optimization problem arises. Considering these unstable situations, one of the problems that are difficult to solve is the portfolio optimization problem. In the study, the data of bist-30 companies were discussed. The names of these companies are not given in terms of privacy violations, but the sectors of the companies are included in the conclusion section. The last 60 data of Bist-30 companies were handled and the optimization problem was tried to be solved by using genetic algorithm.

The reason why the genetic algorithm is used in this problem is that the genetic algorithm is one of the algorithms that produces much faster and closest to the real solution for solving such difficult problems. One of the most important steps for a genetic algorithm is to create an objective function. Therefore, the objective function was included in the problem in a similar way as in other studies. Another step is to create the input parameters. In this step, again, the system is designed over the parameters. The main difference in the study is that the 5-year data of the companies were analyzed separately in 3 groups as 1-year, 3-year and 5-year, and comparative results were given according to user-defined risk values. In problem solving, the system gave the best solution when the risk taken by the user was 20%. In other words, this shows that the risk taken is 20 percent and the profit is 80 percent. In order to terminate the algorithm at the point where these two values are maximum, the objective function is calculated accordingly. In the developed system, the data were run separately for 1, 3 and 5 years, and the data of the companies were shown comparatively. In the algorithm, firstly, random weight values are given for 30 securities, the cumulative values of these data are calculated and the result is sent to the objective function. In the next step, selection, crossover and mutation processes were applied to the obtained results. The main purpose here is to accept the best fit individuals as parents and to obtain the most suitable child individuals from these individuals. In the crossover and mutation process that follows the selection process, it is to obtain the most suitable new individuals from the best child individuals. As a result of the study, the last stage of the algorithm is the termination stage. In this study, the system consists of 4500 iterations and the final result is obtained. As a result, the best fitness value is the result of the designed system. The proposed method obtained the most efficient result for the risk coefficient of 0.20. For this coefficient value, it has been determined that 10, 14 and 15 stocks will be selected in 3 groups, respectively. In addition, in this study, the changes in the sales values of the companies by years were evaluated by considering the current market conditions and pandemic conditions. The sectors with the biggest change are; banking, transportation services, metal-mining business, textile markets. Other studies showing this situation are also given in the conclusion section. As can be seen in Table 1, the system gave positive percentage change in user-defined risk values. Especially when looking at the last year, it is seen in other studies that the sales of the companies in the pandemic period decreased and increased after the pandemic. From this point of view, it can be said that the genetic algorithm works efficiently.