



GETİRİ ÖNGÖRÜLEBİLİRLİĞİNİ ÖĞRENMEYE YÖNELİK BİR SİMÜLASYON YAKLAŞIMI İLE PORTFÖY OPTİMİZASYONU: BORSA İSTANBUL UYGULAMASI

Hasan AKYER*

Pamukkale Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Denizli, Türkiye

Anahtar Kelimeler	Öz
<i>Portföy Optimizasyonu, Simülasyon, Finansal Oranlar.</i>	Bireysel ve kurumsal yatırımcılar açısından portföy oluşturmasındaki temel amaç yüksek getiri elde etmektir. Yatırımcılar açısından, varlıkların getiri ve risk yönlerini kapsamlı bir analiz yaparak minimum risk ve maksimum getiriyi oluşturacak şekilde bir portföy ortaya koymak gereklidir. Portföy optimizasyonu alanında, literatürde temel olarak iki yöntem kullanılarak portföy oluşturma çalışmaları yapılmıştır. Geleneksel portföy yönetimi, sektörel çeşitlendirme esasına dayanmaktadır. Modern portföy yönetimi ise matematiksel modeli esas alan yenilikçi bir yaklaşımdır. Bu çalışmada, modern portföy yaklaşımları temelli simülasyon metodu kullanılarak portföyler elde edilmiştir. BİST 30'da yer alan şirketlerin Piyasa Değeri / Defter Değeri (PD/DD) ve Fiyat – Kazanç (F/K) oranlarını kullanarak Monte Carlo simülasyonu metodu ile yatırımcıların risk algısına göre portföyler elde edilmiştir. Çalışma sonucunda, portföyün en yüksek yüzdesini oluşturan hisselerin PD/DD değerinin daha düşük olanlar olduğu gözlemlenmiştir. F/K değerlerinin ikinci derece önemli faktör olduğu görülmüştür.

PORTFOLIO OPTIMIZATION WITH A SIMULATION APPROACH TO LEARN ABOUT RETURN PREDICTABILITY: BORSA ISTANBUL APPLICATION

Keywords	Abstract
<i>Portfolio Optimization, Simulation, Financial Ratios.</i>	The main purpose of creating a portfolio for individual and institutional investors is to obtain high returns. For investors, it is necessary to make a comprehensive analysis of the return and risk aspects of the assets and to present a portfolio that will create minimum risk and maximum return. In the field of portfolio optimization, portfolio creation studies have been carried out using basically two methods in the literature. Traditional portfolio management is based on sectoral diversification. Modern Portfolio Management is an innovative approach based on the mathematical model. In this study, portfolios are obtained by using simulation method based on modern portfolio approaches. Portfolios were obtained according to the risk perception of the investors by using the Monte Carlo simulation method by using the Market Value / Book Value (MV / BV) and Price - Earnings (P/R) ratios of the companies in BIST 30. As a result of the study, it has been observed that the stocks that make up the highest percentage of the portfolio have lower MV/BV values. P/R values were found to be the second-degree important factor.

Alıntı / Cite

Akyer, H., (2023). Getiri Öngörülebilirliğini Öğrenmeye Yönelik Bir Simülasyon Yaklaşımı ile Portföy Optimizasyonu: Borsa İstanbul Uygulaması, Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi, 11(4), 1461-1474.

Yazar Kimliği / Author ID (ORCID Number)

H. Akyer, 0000-0002-4758-1530

Makale Süreci / Article Process

Başvuru Tarihi / Submission Date	31.01.2023
Revizyon Tarihi / Revision Date	05.10.2023
Kabul Tarihi / Accepted Date	09.10.2023
Yayın Tarihi / Published Date	30.12.2023

* İlgili yazar / Corresponding author: akyer@pau.edu.tr, +90-258-296-3091

PORTFOLIO OPTIMIZATION WITH A SIMULATION APPROACH TO LEARN ABOUT RETURN PREDICTABILITY: BORSA ISTANBUL APPLICATION

Hasan AKYER[†]

Pamukkale University, Faculty of Engineering, Department of Industrial Engineering, Denizli, Türkiye

Highlights

- The main purpose of creating a portfolio for individual and institutional investors is to obtain high returns.
- Market Value / Book Value (MV / BV) and Price - Earnings (PR) ratios of the companies are important factors to obtain optimum portfolio.
- With the Monte Carlo simulation method, portfolios can be created according to the risk perception of the investors.

Purpose and Scope

In order to plan for the future when creating a portfolio, it is necessary to make forecasts and analyze related situations for potential risks. For investors, it is important to conduct a comprehensive analysis of the return and risk aspects of assets and present a portfolio that minimizes risk and maximizes return. In this study, optimal portfolios were obtained by using financial performance ratios to measure the performance of companies.

Design/methodology/approach

In the study, analyzes were made using the financial data and share prices of BIST-30 companies listed in Borsa Istanbul. Monte Carlo simulation method was chosen as the analysis method. The main reason for choosing this method is that the Monte Carlo simulation method offers the opportunity to simulate the uncertainty of the future and the randomness of events more appropriately to real life.

Findings

In the study, 70% of the portfolio proposed consists of banking shares, 18% of Turkish Airlines and the remaining 12% of holding and industrial companies. BIST-30, BIST-100 index values and the returns of the proposed portfolio at the end of the working period were examined. Against the 182% and 186% returns of the BIST-30 and BIST-100 indices, the proposed portfolio yielded 289% returns. The return performance of the proposed portfolio is well above the Borsa Istanbul index returns, which can be considered as a reference.

Originality

Portfolio creation methods are divided into traditional and modern methods. In the literature, studies based on average variance and capital asset pricing model, which are among the modern portfolio management approaches, are in majority. In the study, Monte Carlo simulation, which is one of the modern methods, which is less applied in the literature, was used. Portfolios were obtained by prioritizing randomness according to the designed scenario. According to the results of this study, Monte Carlo simulation can be applied to help decision-making in uncertain matters and can be used for forecasting in uncertainty situations.

1. Giriş (Introduction)

İnsanlar tarih boyunca çok farklı ihtiyaçlarını karşılamak için varlık edinme yoluna gitmişlerdir. 18.yy öncesine kadar topluluklar sadece temel ihtiyaç duydukları ürünler için çalışabildiğinden üretim varlıkları daha çok devletlerin kontrolündeydi. Bu durumda sermaye ya çok az kişi ve kurumlarda ya da tamamen devletlerin sahipliğindedi. 19.yy başları itibarı ile sanayi devrimi doğmuş ve makineleşmenin de etkisiyle seri üretim sayesinde daha çok mal üretimi gerçekleştirilebilmiştir. Bunun sonucunda özel sektör de sermaye birikimi sağlayabilmiştir. 20.yy ortalarından itibaren özellikle 2. Dünya savaşı sonrasında Amerika ve Avrupa'da finans piyasaları hızla gelişmiştir. Daha sonraları bilişim ve internet alanındaki gelişmelerin de etkisiyle ve bunlara ilave olarak küreselleşme akımları sonucunda uluslararası ticaret hızlı bir büyüme kaydetmiştir. Bu gelişmelerin yanında dünya nüfusunun da hızla artması sonucunda tüm ülkelerde mal ve hizmet piyasaları hızla gelişme göstermiştir (Karan, 2011). Tüm bu tarihsel süreç sonunda finansal piyasalar hızla büyümüş ve finansal varlıkların değerlendirilmesi de önemli bir çalışma alanı olmuştur.

Finans alanının önemli bir çalışma alanı portföy yönetimidir. Portföy, birden çok varlıktan oluşturulan yeni bir varlık kümesi olarak tanımlanabilir. Portföy yönetimi alanında, literatürde temel olarak iki yöntem kullanılarak

[†] Corresponding author: akyer@pau.edu.tr, +90-258-296-3091

portföy oluşturma çalışmaları yapılmaktadır. Geleneksel portföy yönetiminde portföyler sektörel bazda çeşitlendirme esasına göre yapılmaktadır. Modern portföy yönetimi ise matematiksel modeli esas alan yenilikçi bir yaklaşımdır (Korkmaz, 2013). Yatırımcının, portföy optimizasyon yöntemlerinden beklentisi katlandığı riske karşılık en iyi getiriye elde etmektir (Deniz, 2014). Geleneksel portföy yönetiminde daha düşük riskli portföyler elde etmek için farklı sektörlerden şirketlere yatırım yapmak önerilmektedir (Civan, 2010). Ancak sektör farklılaşması yapılsa da riskin azalmadığı durumlar gözlemlenmiştir. Markowitz (1952), yaptığı çalışmada portföyü oluşturan varlıkların getirilerindeki değişkenliğin korelasyonunu incelemiş ve birbiri ile daha düşük korelasyona sahip menkul kıymetlerden portföy oluşturulur ise riskin azalabileceği hatta her bir varlığın riskinden daha az riskli portföyler elde edilebileceğini bulmuştur. Geleneksel yöntemde yatırımcının tecrübeleri ile portföyler oluşturulur iken, modern yöntemde geçmiş fiyat hareketlerinin analizi ile portföyler oluşturulmaktadır.

Finans mühendisliği alanındaki çalışmalar yaygın olarak tahmin etmeye odaklanır. Başlıca çalışma alanları, portföyün gelecekteki değeri, firma değerinin belirlenmesi, türev menkul kıymetlerin fiyatlandırılması, portföy risklerinin değerlendirilmesidir (Chen, 2007). Bir varlığın değerini hesaplamak, gelecek söz konusu olduğundan uzun vadede belirsizlik, orta-uzun vadede ise risk olgusunu içermektedir. Dünyada, varlık değerlemesi için birçok model üzerinde çalışılmıştır.

Bu çalışmada, karmaşık rastgele değişkenleri barındıran Monte Carlo simülasyonu yapılmıştır. Monte Carlo simülasyonu, beklentileri tahmin etmek için sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Diğer sayısal yöntemlerle karşılaştırıldığında, Monte Carlo simülasyonunun çeşitli avantajları vardır. İlk olarak, kullanımı kolaydır. Çoğu durumda, stokastik süreç modelinden örnek yollar simüle edilebilirse değer tahmin edilebilir. İkincisi, yakınsama oranı tipik olarak problemin boyutluluğuna bağlı değildir. Bu nedenle, Monte Carlo simülasyonunu yüksek boyutlu problemlere uygulamak daha etkindir.

Mora (2010) ve Demiguel (2007), yaptıkları çalışmalarda geleneksel ve modern portföy yönetimi yaklaşımları ile elde edilen portföy getirilerinin birbirine anlamlı üstünlükler göstermediğini bulmuşlardır. Jonson ve Larsson (2014) çalışmalarında, yatırımcılar geleneksel yöntemde tecrübeleri ile portföyler oluşturulur iken, modern yöntemde ise geçmiş fiyat hareketlerinin analizi ile portföyler oluşturduklarını araştırmışlardır. Her iki durumda da geçmiş dönemler ön plandadır. Avrupa borsaları üzerinde yapılan çalışmalarda araştırmacılar, geçmiş fiyat hareketlerinin gelecekteki fiyatlar için iyi bir tahminleyici olmadığını göstermişlerdir (Fabozzi, 2002; Dirk, 1998).

Her iki metodun da zayıf yanı geleceğin göz önüne alınmadan portföylerin oluşturulmasıdır. Portföy oluşturmada geleceğe yönelik planlama yapabilmek için tahminler ve ilgili durumların risk analizlerinin yapılması gereklidir. Yatırımcılar, tahmin ve analizlerden yararlanarak buldukları ortamdaki değişikliklere başarılı ve hızlı bir şekilde uyum sağlayarak hedeflenen getiriye ulaşabilirler. Çalışmada, modern portföy yaklaşımları temelli simülasyon metodu kullanılarak portföyler oluşturulmuştur.

Monte Carlo simülasyon yöntemi kullanılarak Borsa İstanbul'daki şirketlerin finansal değerleri ile portföyler oluşturulmuştur. Çalışmada, kullanılan finansal oranların seçiminde finansal veri sağlayıcıların tüm yatırımcılara kolay ve ücretsiz olarak sunduğu ve literatürde incelenmiş finansal oranlar kullanılmıştır (İc, 2014). Literatürde, genellikle piyasa değeri/defter değeri oranı kullanılarak analizler yapılmıştır. Bu çalışmada, portföy oluşturmak için şirketlerin piyasa değeri/defter değeri oranları ve fiyat/kazanç oranları birlikte kullanılarak analizler yapılmıştır. Ayrıca, iki aşamalı bir Monte Carlo simülasyon uygulaması ile daha az sayıda hisse senedinden oluşan portföyler elde edilmiştir. Bu durumda, yatırımcı açısından portföyün yönetimi kolaylaşmış ve işlem maliyeti azalmıştır.

Çalışmanın 2. bölümünde finans alanındaki simülasyon ile ilgili kaynak araştırması sunulmuştur. Bölüm 3'te Monte Carlo simülasyonu teori ve uygulama alanları anlatılmıştır. 4. Bölümde ise Borsa İstanbul'da listelenen 30 büyük şirket verileri için uygulama çalışmasının sonuçları sunulmuştur. Son bölümde sonuçlar yorumlanmıştır.

2. Kaynak Araştırması (Literature Survey)

Küreselleşen dünyada finans piyasaları hızla gelişmiş bunun sonucunda kişi ve kurumlarda varlık birikimi olmuştur. Bu gelişmelerin sonucunda portföy yönetimi oldukça önem kazanmıştır. Araştırmacılar, kendi gelirini artırmak isteyen kişi ve kurumların beklentilerini karşılamak için çeşitli yöntemler geliştirmişlerdir. Çalışmada ele alınan portföy optimizasyonu için temel finans makaleleri araştırılmıştır. Uygulamada kullanılan simülasyon metodu için literatürde birçok araştırma yapıldığı gözlemlenmiş ve temel çalışmalar incelenmiştir.

Finans mühendisliğinde, 2002 yılına kadar Monte Carlo yönteminin gelişimini inceleyen analiz çalışmaları Staum (2002)'de bulunabilir. Bir finansal değeri tahmin etmek amacıyla Monte Carlo simülasyonu uygulaması üç adımda

gerçekleştirilir. Sırasıyla; örnek yollar oluşturmak, her yol boyunca getiriye değerlendirmek ve tahmin elde etmek için bir ortalama hesaplamaktır.

Yıldırım ve Çolakyan (2014), Borsa İstanbul endeks ve döviz verilerini kullanarak riske maruz değeri farklı metodlarla incelemişler. Monte Carlo simülasyonu yönteminin; varyans analizi, simülasyon modeli yaklaşımı ve hareketli ortalamalara göre daha iyi getiriler tahmin ettiğini gözlemlemişlerdir. Aygören (2006) çalışmasında, Monte Carlo simülasyon metoduyla Borsa İstanbul endekslerinin getiri değerlerini belirlemeye çalışmış ve gerçek verilerle kıyaslamıştır. Gerçekleşen ile Monte Carlo simülasyonu sonuçlarının örtüşmediğini belirten çalışmada fiyat değişimlerinin modellenmesi üzerinde çalışılmıştır. Kartaloğlu (2010) çalışmasında, elde tutma süresi ve güven seviyesini hesaplamak için varyans analiz metodu, simülasyon yaklaşımı ve Monte Carlo simülasyonu ile üç farklı portföyün riske maruz değerlerini bulmuştur. Simülasyon yöntemindeki sonuçların daha iyi getiriler sunduğu görülmüştür. Şener C. ve Şener U. (2019), Amerikan ve Türk hava yolu hisselerinin verilerini Monte Carlo simülasyonu yöntemiyle tahmin çalışması yapmışlardır. Dolar kurunun Türk hisse senetleri piyasası üzerinde olumsuz sonuçlara neden olduğunu belirtmişlerdir. Altay (2009) çalışmasında, 1997-2006 yılları arasında haftalık ham petrol fiyatı verilerini kullanarak Monte Carlo simülasyonu yöntemiyle riske maruz değerleri tahmin etmiş ve gelecek yıllarda gerçekleşmiş olan verilerle kıyaslayarak uyumun olduğu gözlenmiştir.

Sakarya ve Akkuş (2017), katılım bankalarının finansal krizlere dayanıklılığını ölçmek için Monte Carlo simülasyon tekniğiyle kayıp tahminleri analizini yapmışlardır. Analizleri sonucunda, katılım bankalarının oluşabilecek finansal krizlere karşın yeterli sermaye varlıklarının olduğu bulunmuştur. Aktan (2007) çalışmasında, Türkiye’de faaliyet gösteren ticari bankaların piyasa riskine bağlı sermaye yeterliliklerini kontrol altında tutmak önemlidir. Aktan, bankaların riske maruz değerini hesaplamak için 2001-2003 yılları arası döviz pozisyonunu Monte Carlo simülasyonu ile simüle ederek bulmuştur. Yöntem, 2000 rassal sayı üretilerek uygulanmış olup diğer yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Taş (2008) çalışmasında, Monte Carlo simülasyonu metodunu kullanarak IMKB-30 endeks değeri ve hazine bonolarından oluşturulan portföylerin, güvenlik düzeyi yükseldikçe portföyün riske maruz değerlerinin arttığını gözlemlemişlerdir.

Büberkökü (2022), üç metaverse coin seçilerek risk analizi yapılmıştır. Bu risk analizlerinde kullanılan yöntemlerden biri de Monte Carlo simülasyonu yöntemidir. GARCH modeli uygulanarak riski minimize eden optimal portföyler ve yatırım yaparsak oluşabilecek riskleri yönetmek için korunma oranları belirlenmiştir. Amaç metaverse coin yatırımcılarının kararlarını en iyi şekilde verebilmelerini sağlamaktır. Büberkökü (2018) çalışmasında, sekiz farklı ülkenin para birimlerinin olağandışı finansal durumlarda oluşabilecek kayıpları hesaplamıştır. Ekstrem değerler teorisi kullanılmış ve kayıp tutarları için Monte Carlo simülasyonu risk analizleri kullanılarak en yüksek kayıp Brezilya ve Güney Afrika para birimlerinde, en düşük kayıp ise Tayvan, Tayland ve Hindistan para birimlerinde olduğu gözlemlenmiştir.

Aygören ve İlem (2010) çalışmalarında, Denizli ilinde muayene istasyonu yatırımının kârlılık analizini, net bugünkü değerlerini girdi verisi olarak, Monte Carlo simülasyonu metodu ile modelleyip araç muayene istasyonları için yatırım sermaye bütçelemesi çalışmasını yapmışlardır. Acar (2014) çalışmada, devlet desteği ile yapılan projelerde nakit akışları belirlemek için net bugünkü değer yöntemi seçilmiş ve daha sonra Monte Carlo simülasyonu ile risk düzeyi belirlenmiştir. Araştırmacı, projeye ait yapım maliyetlerini, sermaye maliyetlerini belirsiz parametreler olarak almış ve bu bulgulara göre projenin risk düzeyini belirlemiştir. Demirdöğen (1998) çalışmasında, bir çimento fabrikasının 1996 yılı satış verileri ile Monte Carlo simülasyonu yapılmış olup 1997 yılı satış verileriyle karşılaştırılmıştır. Tahminlerin gerçek verilerle uyum içinde olduğu gözlenmiştir. Mevsimsel dalgalanmaların da tahminleme yaparken göz önünde bulundurmaya gerektiğine değinen yazar, istikrarlı satışa sahip sektörlerde bu simülasyon yönteminin kullanılabilirliğini söylemiştir.

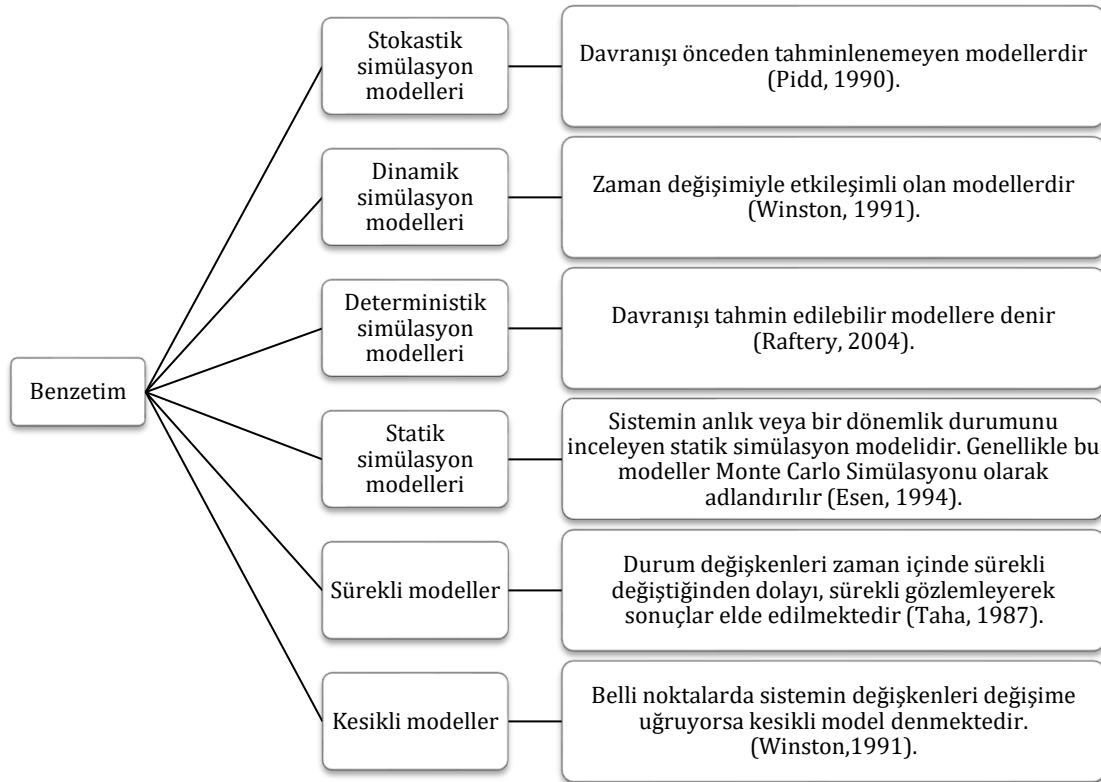
Hançerlioğlu (2006) çalışmasında, geliştirilen Monte Carlo N – Parçacık Taşınım kodu sistem tasarımı hakkında geniş bilgiler içermektedir ve karmaşık modellerin çözümünde etkinliği incelenmiştir. Mendes (2005) simülasyon çalışmalarında deneme sayısının ne olması gerektiğini, 1. tip hata olasılıklarının kararlılığına etkisi analizi ile araştırmıştır. Deneyler karşılaştırıldığı zaman, 50.000 ile 70.000 simülasyon denemesinin güvenilirliği arttırdığı ve yeterli olduğu bulunmuştur.

3. Materyal ve Yöntem (Material and Method)

Finansal analizde kullanılan finansal oran, mali tablolarla alt bileşenlerin arasındaki ilişkiyi matematiksel olarak hesaplama işlemidir (Akgüç, 1991). Gerçekçi bir finansal analiz elde etmek için anlamlı alt bileşenler arasındaki finansal oranlar hesaplanmalı ve şirketin bulunduğu sektörün oranları ile karşılaştırılmalıdır.

Simülasyon, bir sistemin benzerini oluşturmaktır. Karmaşık problemleri çözmek ve sistemin olasılıklarını tahmin etmek amacıyla kullanılan analitik bir yaklaşımdır. Şekil 1’de temel benzetim modelleri gösterilmiştir. Büyük

problemlerin çözümünü daha kolay hale getirebilmek için kullanılır. Sistemin benzerini yaratmaktaki amaç sistemi gerçek hayattaki sonuçlarını almadan önce tahmin ederek işleyiş hakkında bilgi sahibi olmak, avantaj ve dezavantaj gibi faktörleri değerlendirmek amacıyla sistemin önceden modellenmesidir (Başar, 2019).



Şekil 1. Benzetim modelinin gösterimi (Representation of the simulation model) (Başar, 2019)

Monte Carlo simülasyonu, tekrarlanan rastgele örnekleme yoluyla belirsiz bir süreçte meydana gelen birden fazla olası sonucun olasılığını hesaplamak için kullanılan matematiksel bir yöntemdir. Bu hesaplama algoritması, belirli bir süreçle ilişkili risklerin değerlendirilmesini kolaylaştırır ve böylece daha iyi karar vermeyi mümkün kılar.

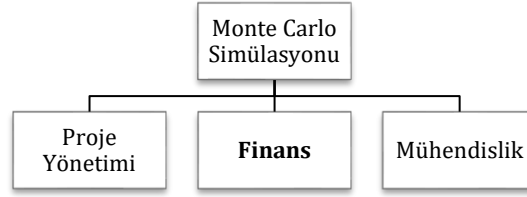
Çoklu olasılık simülasyonu olarak da adlandırılan Monte Carlo simülasyon yaklaşımı, olasılıksal problemlere çözüm aramak için rassal örneklemeleri kullanır. Tedarik zinciri, proje yönetimi, finans, mühendislik, satış tahmini ve hisse senedi fiyatlama alanlarında özellikle tahmin yapmak için uygulamaları mevcuttur.

Monte Carlo simülasyonu, maliyet aşımalarının olasılığını tahmin etmeye yardımcı olur, işletmelerde ve finasta bir varlığın fiyat hareketini tahmin eder. Proje Yönetimi alanında, Beta fonksiyonu en sık kullanılan olasılık dağılımıdır. İşletmeler, bu yöntemi kullanarak program ve bütçeyle ilgili riskleri değerlendirebilir. Ayrıca, projelerin faaliyetlerinde bir değişiklik olduğunda gecikme ve son teslim zamanı tahmininde de bu simülasyon tekniğinden faydalanılır.

Finans sektöründe Monte Carlo simülasyonundan çok farklı alanlarda yararlanılmaktadır. Bunlardan ilki opsiyon değerlemesidir. Hisse senedi opsiyonları fiyatlandırmasıyla ilişkili potansiyel risklerin analiz edilmesine yardımcı olur. Farklı fiyat yolları için opsiyon getirisini belirlemek için birden fazla fiyat yolunda temel hisse değerlerindeki dalgalanmayı simüle eder. Diğer bir kullanım alanı ise portföy değerlemesidir. Bu yöntem, tüm olası sonuçları değerlendirmek için birden çok portföyün değerini etkileyen faktörleri simüle eder. Son olarak, tüm simüle edilmiş portföylerin genel ortalama değerini belirler ve bunu en doğru portföy değerlendirmesini hesaplamak için kullanır. İşletmede kurumsal karar vericiler satış hacmini, emtia fiyatlarını, işçilik maliyetlerini, döviz kurlarını tahmin için bu stratejiyi kullanır. Monte Carlo yöntemi, finans, mühendislik ve meteoroloji gibi çeşitli alanlarda risk derecesini ve hata yüzdesini değerlendirir. Bu işlemlerde yer alan tekrar eden olayların analizi için tahmin edilebilir analizler elde edilir.

Monte Carlo simülasyon metodu, rassal değişkenler nedeniyle belirsiz durumlarda risk analizi ölçmek ve tahmin için başarılı bir yöntemdir. Uygulama alanında, bir süreçteki farklı olası sonuçların olasılığını tahmin etmek için bilgisayar programlarının kullanımı yaygındır. Bilgisayar ortamında, değişken girdilere birden çok değer atar ve tekrarlanan rassal örnekleme yapar. Simülasyon tamamlandıktan sonra bu sonuçların ortalaması bir tahmin verecektir. Adını Monaco'daki Monte Carlo Casino'dan alır. Bununla birlikte, herhangi bir rassal olay dizisi için

olasılık bulma yöntemi, İkinci Dünya Savaşı'na kadar uzanır. Monte Carlo simülasyon metodu, 1940'lı yıllarda yapılan bilim insanlarının çalışmalarıyla, belirsizlikler karşısında öngörülebilir sonuçlar elde edebilmek için geliştirildi (Sokolowski, 2010). Şekil 2'de Monte Carlo simülasyonu kullanım alanları verilmiştir.



Şekil 2. Monte Carlo simülasyonu kullanım alanları (Monte Carlo simulation usage areas) (Sokolowski, 2010)

3.1. Monte Carlo Simülasyonu Uygulamaları (Monte Carlo Simulation Applications)

Güncel verileri kullanarak gelecek verileri tahmin etmek finans alanının en önemli çalışma konularındandır. Monte Carlo simülasyonu metodu tarihi simülasyon metoduyla benzerlikler göstermektedir, (Duman, 2000). Her benzetim yöntemindeki gibi Monte Carlo'daki amaç da karmaşık problemlerin daha kolay çözülmesidir. Verilerin tahminlemesi, risklerin hesaplanması ve karar vermede bu yöntem etkili sonuçlar vermektedir. Monte Carlo simülasyonu girdi ve değişkenlere düşük ve yüksek değerler atayarak değişkenleri bu sınır arasında normal, ayırık ve doğrusal dağılımlar atayarak tahminleme yapar. Tahminler, gerçek verilerle örtüştüğünden birçok alanda karmaşık problem çözümleri için yıllardır kullanılan bir metot olmuştur (Hançerlioğulları, 2006).

Tahmin yapmak istediğimiz ve karar vermek istediğimiz olayı simüle ederek olasılık dağılımlarını üretilen rastgele sayı değerleri ile seçimi doğrultusundaki çıktılarla analiz yapabilmemizi sağlayan bir metottur. Bu sayede gelecekteki karşılaşılabileceğimiz olumsuz durumlar, riskler konusunda fikrimiz olmuş olur. Özellikle bir menkul kıymetin piyasa performansını tahmin ederken bu yöntemi kullanmak önemlidir. Sadece rastgele sayı üretmeye ihtiyaç duyan bu benzetim yöntemi uygulama kolaylığından dolayı yaygın kullanım alanı vardır. Monte Carlo simülasyonu, istatistiksel bir süreçte deterministik bir şekilde tahmin yapmak yerine, rastgele sonuçların tahminini yapmak için rastgele değerler kullanmaktadır (Gentle, 2010).

Monte Carlo simülasyonu, satış tahmini, hisse senedi ticareti ve bütçe hazırlık planlama çalışmalarında uygulama alanları vardır. Bu bağlamda Monte Carlo simülasyon tekniğinin araştırmacılara sunduğu avantaj ve zorluklar vardır.

Monte Carlo simülasyonunun avantajları;

1. Önemli olan sistemin modelini kurabilmektir. Sonrasında başka durumlar için de aynı model üzerinden analiz yapılabilir.
2. Analistleri genel olarak düşünmeye iter.
3. Çözümlerin doğruluğunu ispatlamak için kullanılan bir yöntemdir.
4. Farklı şartlarda sistemin davranışı hakkında, veri azlığı veya hiç veri olmaması gibi durumlarda deney yapmak için kullanılabilir.
5. Sistemi simüle etmek daha detaylı gözlem yapabilir, daha iyi anlayabilir ve eksiklikleri kolayca gözlemleyebilir kılar (Craig, 2004).

Monte Carlo simülasyonunun dezavantajları;

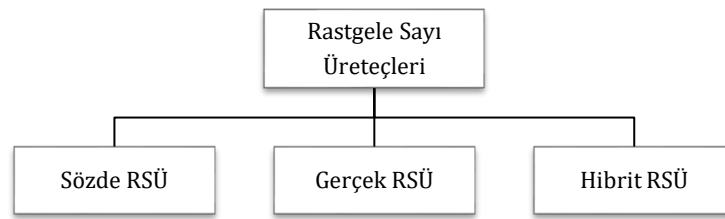
1. Sistemin benzetimini kurmak ve geçerliliğini kanıtlamanın maliyeti yüksektir. Her sistem için ayrı programlar yazılmalıdır.
2. Analistler benzetim metodunu öğrendikten sonra analitik metodların daha uygun olması durumlarında da benzetim metodunu kullanmaya eğilimlidirler (Craig, 2004).

Rassal değişken olarak adlandırdığımız değişkenler, değeri net bir şekilde tahminlenemeyen değişkenlerdir. Örnek olarak faiz oranları, talep eğrileri, gelecekteki maliyetler, döviz kurları gibi değerler gösterilebilir. Monte Carlo simülasyon metodunda rassal değişkenlerin alt ve üst sınırlarıyla, belirlenmiş dağılıma göre rassal sayılar üretilir. Sonrasında bu rassal sayılar oluşturmuş olduğumuz modelde yerine koyularak gözlem yapılır. Tekrarlanan rastgele örnekleme kullandığından, olasılıkların veya tahminlerin doğruluğu örneklerin türüne, doğasına ve hacmine göre değişir. Tablo 1'de rastgele sayı kullanım alanları ile ilgili çalışmalar sunulmuştur.

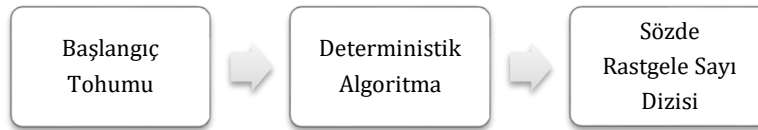
Tablo 1. Rastgele sayı kullanım alanları (Random number usage areas)

Yıl	Yazar	Uygulama
2013	Kalicharan, N.	Bilgisayar oyunlarında gerekli olan rastgeleliğin üretimi
1938	Kendall, M. G. ve B. B. Smith	Rastgele örnekleme
2009	Weidenmüller, H. ve G. Mitchell	Nükleer fizikte parçacıkların muhtemel çarpışma durumlarının simüle edilmesi
2020	Cinar, A. C.	Yapay sinir ağlarının başlangıç ağırlık değerlerinin belirlenmesi
2009	Kesur, K. B.	Trafik sıkışıklığı için simülasyon çalışması yapılmış, trafik ışıkları yanma zamanlaması incelenmiştir
2021	Kaya ve Ark.	Sentetik veri üretim algoritmaları
2021	Cinar, A. C.	Metasezgisel optimizasyon algoritmalarının aday çözümlerinin üretiminde

Rassal sayı üreticileri ile üç tür rassal sayı üretilebilmektedir (Vahidi, 1991). Monte Carlo simülasyon metodunda, çok fazla rastgele sayı üretmemiz gerektiğinden bilgisayarların yardımı kullanılmaktadır.

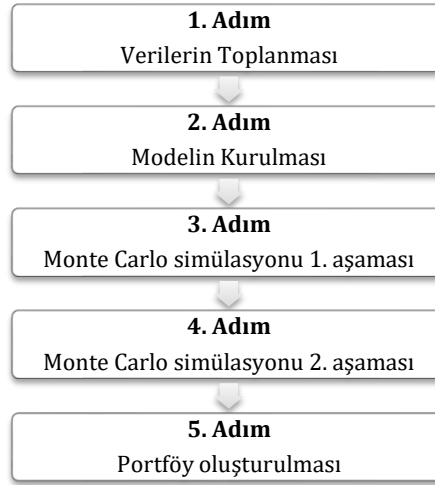
**Şekil 3.** Rastgele sayı üreticileri (Random number generators) (Vahidi, 1991)

Bilgisayar ortamında üretilen sayılara sözde rastgele sayı denilmektedir. Şekil 3'de Rastgele sayı üreticileri verilmiştir. İyi bir sözde rastgele sayı üretebilmek için, üretilen sayının tahmininin yapılamaması ve belli bir düzene göre üretim yapmaması beklenmektedir. Sözde rastgele sayı elde edebilmek için başlangıç değerimiz olmalı ve bu başlangıç değerine tohum adı verilmektedir. Bu başlangıç tohum değeri kullanılarak deterministik rastgele sayı üretilir. İlgili algoritma tasarımı Şekil 4'de gösterilmiştir. Tohum değeri bulunabilirse rastgele sayı dizisi yeniden hesaplanabildiğinden dolayı güvenlik açısından olumsuz sonuçlar doğurabilir.

**Şekil 4.** SRSÜ'nin genel tasarımı (General design of random number generation) (Cinar, 2020)

4. Deneysel Sonuçlar (Experimental Results)

Çalışmada, Borsa İstanbul'da listelenen BİST-30 şirketlerinin finansal verileri ve hisse fiyatları kullanılarak analizler yapılmıştır. Analiz metodu olarak Monte Carlo simülasyon yöntemi seçilmiştir. Bu yöntemin seçilmesindeki en temel gerekçe, Monte Carlo simülasyon metodunun geleceğin belirsizliğini ve olayların rassallığını gerçek hayata daha uygun biçimde benzetebilme olanağı sunmasıdır. Finansta Monte Carlo veya Çoklu Olasılık Simülasyonu, opsiyon değerlemesi, portföy değerlemesi ve duyarlılık analizleri için kullanılmaktadır. Böylece, yatırımcıların ticaretle ilişkili riski değerlendirmelerine ve finansal modeller geliştirmelerine olanak tanır. Çalışmanın adımları Şekil 5 üzerinde gösterilmiştir. Portföy oluşturma sürecinde öncelikle veriler analiz edilmiş ve iki aşamada Monte Carlo simülasyon algoritması kullanılmıştır.



Şekil 5. Monte Carlo simülasyonu algoritması (Monte Carlo simulation algorithm)

Çalışmada, incelenen hisselerin belirli bir tarihteki (07.10.2021) Piyasa Değerleri, Defter Değerleri ve Fiyat Kazanç Değerleri girdi bilgisi olarak kullanılmıştır. Tablo 2’de BİST-30, Borsa İstanbul’da listelenen 30 şirketin hisse kodu ve isimleri verilmiştir (KAP, 2021).

Tablo 2. BİST 30 Hisse senetleri (BIST 30 Stock list)

NO	HİSSE KODU	HİSSE ADI	NO	HİSSE KODU	HİSSE ADI
1	AKBNK	Akbank T.A.Ş.	16	PETKM	Petkim Petrokimya Holding A.Ş.
2	ARCLK	Arçelik A.Ş.	17	SAHOL	Hacı Ömer Sabancı Holding A.Ş.
3	ASELS	Aselsan Elektronik Sanayi Ve Ticaret A.Ş.	18	SASA	Sasa Polyester Sanayi A.Ş.
4	BIMAS	Bim Birleşik Mağazalar A.Ş.	19	SISE	Türkiye Şişe Ve Cam Fabrikaları A.Ş.
5	DOHOL	Doğan Şirketler Grubu Holding A.Ş.	20	TAVHL	Tav Havalimanları Holding A.Ş.
6	EKGYO	Emlak Konut Gayrimenkul Yatırım Ortaklığı A.Ş.	21	TKFEN	Tekfen Holding A.Ş.
7	EREGL	Ereğli Demir Ve Çelik Fabrikaları T.A.Ş.	22	THYAO	Türk Hava Yolları A.O.
8	FROTO	Ford Otomotiv Sanayi A.Ş.	23	TUPRS	Tüpraş-Türkiye Petrol Rafinerileri A.Ş.
9	GARAN	Türkiye Garanti Bankası A.Ş.	24	TTKOM	Türk Telekomünikasyon A.Ş.
10	GUBRF	Gübre Fabrikaları T.A.Ş.	25	TCELL	Turkcell İletişim Hizmetleri A.Ş.
11	KRDMD	Kardemir Karabük Demir Çelik San. Ve T.A.Ş.	26	HALKB	Türkiye Halk Bankası A.Ş.
12	KCHOL	Koç Holding A.Ş.	27	ISCTR	Türkiye İş Bankası A.Ş.
13	KOZAL	Koza Altın İşletmeleri A.Ş.	28	VAKBN	Türkiye Vakıflar Bankası T.A.O.
14	KOZAA	Koza Anadolu Metal Madencilik İşletmeleri A.Ş.	29	VESTL	Vestel Elektronik Sanayi Ve Ticaret A.Ş.
15	PGSUS	Pegasus Hava Taşımacılığı A.Ş.	30	YKBNK	Yapı Ve Kredi Bankası A.Ş.

Tablo 3’de BİST-30 hisse senetlerine ait finansal oranlar (sırasıyla PD/DD ve F/K) gösterilmiştir. Piyasa değeri defter değeri oranı (PD/DD) şirketin piyasa değeri ile öz varlık değerini kıyaslamak için kullanılmaktadır. PD/DD şirket değerlendirmesinde kullanılan önemli bir orandır. Piyasa değeri, bir şirketin toplam hisse adedinin piyasada işlem gören bir hisse fiyatıyla çarpımından elde edilen değerdir. Defter değeri işletmenin varlıkları ile borçları arasındaki farktır. Fiyat kazanç oranı ise yatırımcıların bir şirketi kaç yıllık kârına satın alabileceklerini temsil eden bir orandır. Bu oran ne kadar küçük ise şirketin hisse senedi o kadar ucuzdur denebilir. Ancak, şirketin kârlarının gelecekte de aynı düzeyde devam edeceği varsayımı ile bu oran geçerliliğini korumaktadır. Analiz yapılan şirketlerin faaliyet alanları farklı olduğundan dolayı sektörler bazında bu oranlar farklılık göstermektedir. Özellikle bankacılık sektöründe bu iki oranın diğer sektörlerde göre daha düşük olduğu gözlemlenmiştir.

Tablo 3. BİST 30 finansal oranlar (Financial ratios of BIST 30)

NO	HİSSE KODU	PD/DD	F/K	NO	HİSSE KODU	PD/DD	F/K
1	AKBNK	0,42	3,8	16	PETKM	1,7	5,21
2	ARCLK	1,51	6,51	17	SAHOL	0,52	3,6
3	ASELS	1,9	7,41	18	SASA	9,31	43,58
4	BIMAS	6,71	12,92	19	SISE	1,02	6,04
5	DOHOL	0,71	4,79	20	TAVHL	0,86	109,68
6	EKGYO	0,49	5,49	21	TKFEN	0,8	10,37
7	EREGL	1,49	8,28	22	THYAO	0,4	0,1
8	FROTO	9,55	10,91	23	TUPRS	2,88	39,48
9	GARAN	0,56	4,48	24	TTKOM	2,1	6,3
10	GUBRF	12,43	54	25	TCELL	1,72	7,35
11	KRDMD	1,64	4,88	26	HALKB	0,26	11,41
12	KCHOL	1,13	5,69	27	ISCTR	0,35	3,11
13	KOZAL	1,79	6,95	28	VAKBN	0,28	4,16
14	KOZAA	1,49	6	29	VESTL	0,99	4
15	PGSUS	1,71	0,1	30	YKBNK	0,42	3,46

Genel manada, PD/DD oranı 1'in üzerine çıktığında şirketin pahalı olduğu anlamına gelmektedir. Benzer şekilde, bu oran 1'in altında ise şirketin ucuz olduğu ve şirketin hisse senedi fiyatlarının yükselme potansiyelinin olduğu anlamına gelmektedir. Tablo 3'de de görüldüğü gibi GUBRF ve SASA kodlu şirketlerin hem PD/DD hem de F/K değerleri diğerlerine göre oldukça yüksektir. Genel kabul olarak her iki oranın çok yüksek olduğu şirketler daha düşük oranlı şirketlere göre daha risklidir. Yatırımcıların daha az riskli şirketlerden oluşan portföylere yatırım yapması önerilmektedir.

Finans piyasalarında genel kabul olarak PD/DD ve F/K oranlarının düşük olması yatırımcı açısından bu oranlara sahip şirketlerin kazanç potansiyelinin yüksek olacağı görüşü hakimdir. Tablo 3'de her bir şirketin isminin yanında şirketin PD/DD ve F/K değerleri sunulmuştur.

İlk önce, Tablo 3'de listelenen 30 şirket PD/DD açısından küçükten büyüğe sıralanmış ve PD/DD en küçük şirket 30 puan, en büyük oranlı şirkete de 1 puan verilmiştir. Benzer şekilde kalan puanlar da diğer şirketlere sıralamasına göre dağıtılmıştır. Daha sonra, listede gösterilen 30 şirket F/K değerleri açısından küçükten büyüğe sıralanmış ve F/K değeri en küçük şirkete 30 puan, en büyük oranlı şirkete de 1 puan verilmiştir. Benzer şekilde kalan puanlar da diğer şirketlere sıralamasına göre dağıtılmıştır. PD/DD ve F/K oranları yerine kullanılmak üzere önerilen yeni puanlama sistemiyle elde edilmiş olan Faktör(PD/DD) ve Faktör(F/K) değerleri Tablo 4'e eklenmiştir.

Finans uygulamalarında ve öğretim alanında yaygın olarak, şirket değerlemesinde PD/DD oranına göre analizler yapılmaktadır. Yatırımcılar arasında PD/DD oranı 1'den büyükse şirket pahalı, 1'den küçükse ucuzdur görüşü oldukça yaygındır. Son yıllarda şirketlerin kârlılık durumları daha da önem kazanmış ve yatırımcılar şirketin kaç yıllık kârı ile yatırımlarını amorti edebilecekleri kavramına yani F/K'ya önem vermeye başlamışlardır. Bu durumda, finans uzmanları bir şirketin değeri ile görüş bildirirken hem PD/DD hem de F/K oranlarını vererek analizler yapmaktadır. Ayrıca finans alanındaki paydaşlara veri sağlayan bilgisayar programlarında da bu iki oran öncelikli olarak verilmektedir. Çalışmada, bu iki oranı birlikte kullanarak portföy oluşturmak amaçlanmıştır. Burada karar verilmesi gereken husus, bu iki oranın hangi ağırlık ile işleme alınacağına belirlenmesi gerekliliğidir. Bankaların ve menkul kıymet aracı kurumlarının uzmanları ile yaptığımız röportajlar sonunda, geçerliliği daha etkin olan PD/DD faktörünün %70 ve F/K için ise %30 ağırlık verilerek analizlere devam edilmesi piyasadaki işleyişe uygun olduğu görülmüştür.

Faktörler Puanı= $\%70 \times \text{Faktör(PD/DD)} + \%30 \times \text{Faktör(F/K)}$ formülü kullanılarak her bir şirketin PD/DD ve F/K finansal oranlarından aldığı faktörler puanı bulunmuştur. Her bir şirketin faktörler puan değeri toplam faktörler puan değerine bölünerek her bir şirketin yüzde alan değeri hesaplanmıştır. Bu şirketlerin alan değerlerine göre şirketler büyükten küçüğe doğru sıralanıp ilgili veriler Tablo 4'de verilmiştir. Son sütunda her bir şirketin birikimli yüzde alan değerleri verilmiştir. Anlamı, alan değeri ne kadar yüksek ise ilgili hissenin portföyde yer alması şansı o kadar yüksek olacaktır.

Tablo 4. BİST 30 hisse senetleri faktör ağırlığı (Factor weight of BIST 30 stocks)

NO	HİSSE KODU	PD/DD	FAKTÖR (PD/DD)	F/K	FAKTÖR (F/K)	FAKTÖRLER PUANI	ALAN	BİRİKİMLİ ALAN
27	ISCTR	0,35	28	3,11	28	28	%6,0	%6,0
22	THYAO	0,4	27	0,1	30	27,9	%6,0	%12,0
28	VAKBN	0,28	29	4,16	23	27,2	%5,8	%17,9
1	AKBNK	0,42	26	3,8	25	25,7	%5,5	%23,4
30	YKBNK	0,42	25	3,46	27	25,6	%5,5	%28,9
17	SAHOL	0,52	23	3,6	26	23,9	%5,1	%34,0
26	HALKB	0,26	30	11,41	6	22,8	%4,9	%38,9
6	EKGYO	0,49	24	5,49	18	22,2	%4,8	%43,7
9	GARAN	0,56	22	4,48	22	22	%4,7	%48,5
5	DOHOL	0,71	21	4,79	21	21	%4,5	%53,0
29	VESTL	0,99	18	4	24	19,8	%4,3	%57,2
19	SISE	1,02	17	6,04	15	16,4	%3,5	%60,8
21	TKFEN	0,8	20	10,37	8	16,4	%3,5	%64,3
12	KCHOL	1,13	16	5,69	17	16,3	%3,5	%67,8
15	PGSUS	1,71	10	0,1	29	15,7	%3,4	%71,2
14	KOZAA	1,49	14	6	16	14,6	%3,1	%74,3
11	KRDMD	1,64	12	4,88	20	14,4	%3,1	%77,4
20	TAVHL	0,86	19	109,68	1	13,6	%2,9	%80,3
16	PETKM	1,7	11	5,21	19	13,4	%2,9	%83,2
7	EREGL	1,49	15	8,28	9	13,2	%2,8	%86,0
2	ARCLK	1,51	13	6,51	13	13	%2,8	%88,8
25	TCELL	1,72	9	7,35	11	9,6	%2,1	%90,9
13	KOZAL	1,79	8	6,95	12	9,2	%2,0	%92,9
24	TTKOM	2,1	6	6,3	14	8,4	%1,8	%94,7
3	ASELS	1,9	7	7,41	10	7,9	%1,7	%96,4
23	TUPRS	2,88	5	39,48	4	4,7	%1,0	%97,4
4	BIMAS	6,71	4	12,92	5	4,3	%0,9	%98,3
8	FROTO	9,55	2	10,91	7	3,5	%0,8	%99,1
18	SASA	9,31	3	43,58	3	3	%0,6	%99,7
10	GUBRF	12,43	1	54	2	1,3	%0,3	%100
	TOPLAM					465	%100	

Tablo 5'de hisse senetlerine karşılık gelen rassal sayı aralık değerleri verilmiştir.

Tablo 5. Rassal sayı aralık tablosu (Random number range table)

NO	HİSSE ADI	RASSAL SAYI ARALIĞI		NO	HİSSE ADI	RASSAL SAYI ARALIĞI	
1	ISCTR	0,00	5,99	16	KOZAA	71,20	74,29
2	THYAO	6,00	11,99	17	KRDMD	74,30	77,39
3	VAKBN	12,00	17,89	18	TAVHL	77,40	80,29
4	AKBNK	17,90	23,39	19	PETKM	80,30	83,19
5	YKBNK	23,40	28,89	20	EREGL	83,20	85,99
6	SAHOL	28,90	33,99	21	ARCLK	86,00	88,79
7	HALKB	34,00	38,89	22	TCELL	88,80	90,89
8	EKGYO	38,90	43,69	23	KOZAL	90,90	92,89
9	GARAN	43,70	48,49	24	TTKOM	92,90	94,69
10	DOHOL	48,50	52,99	25	ASELS	94,70	96,39
11	VESTL	53,00	57,19	26	TUPRS	96,40	97,39
12	SISE	57,20	60,79	27	BIMAS	97,40	98,29
13	TKFEN	60,80	64,29	28	FROTO	98,30	99,09
14	KCHOL	64,30	67,79	29	SASA	99,10	99,69
15	PGSUS	67,80	71,19	30	GUBRF	99,70	100,00

Birinci aşama Monte Carlo simülasyon çalışmasında, 0 ile 100 arasında rastgele sayı üretilerek şirketlerin yüzde alan değerlerine karşılık gelen atamalar bulunmuştur. Bu deney 1000 kez tekrarlanmış ve en çok gözlemlenen şirket portföye dahil edilmiştir. Yani her bir 1000 tekrarlı deneyden bir şirket seçilmiştir. Tablo 6'da örnek rassal sayı oluşturma tablosu verilmiştir.

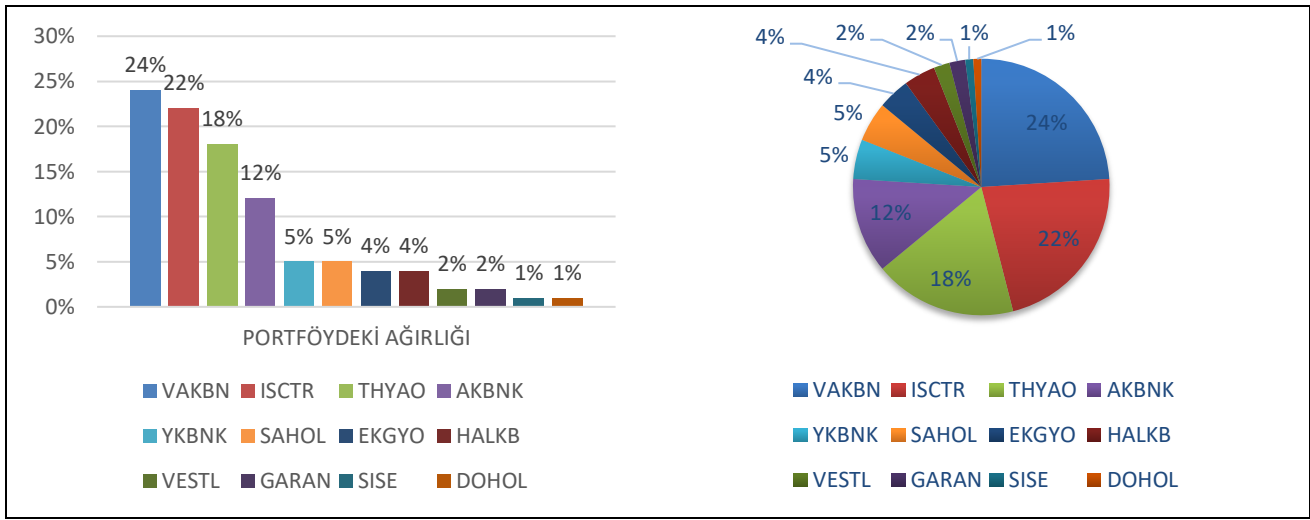
Tablo 6. Örnek rassal sayı oluşturma (Sample random number generation)

ATIŞ NO	RASSAL SAYI	HİSSE KODU	ATIŞ NO	RASSAL SAYI	HİSSE KODU
1	82,44	PETKM	11	53,38	VESTL
2	65,75	KCHOL	12	4,52	ISCTR
3	21,02	AKBNK	13	75,42	KRDMD
4	83,06	PETKM	14	2,92	ISCTR
5	79,79	TAVHL	15	66,94	KCHOL
6	24,57	YKBNK	16	24,17	YKBNK
7	77,18	KRDMD	17	34,97	HALKB
8	96,6	TUPRS	18	75,08	KRDMD
9	64,13	TKFEN	19	58,84	SISE
10	33,13	SAHOL	20	71,95	KOZAA

Monte Carlo simülasyonu ikinci aşamasında, birinci aşamada yapılan çalışma 100 kez tekrarlanmış her bir deney setinde en çok gözlemlenen şirketler belirlenmiştir. Dolayısıyla portföyün yüzde yüzünü oluşturan hisse ağırlıkları bulunmuştur. Örneğin; VAKBN, 100 deneyin 24 tanesinde en çok gözlemlenen hisse senedi olmuştur. Monte Carlo simülasyonu ikinci aşama sayesinde rassallık her yeni deneyde tekrar sağlanmıştır. Portföyü oluşturan hisse senedi ağırlık değerleri Tablo 7'de sunulmuştur. Tabloda da görüldüğü gibi tüm hisseler yatırım önerilmemiş sadece 12 hisse portföyde yer almıştır. Sadece birinci aşama Monte Carlo simülasyon metoduyla yatırım kararı verilseydi, bütün hisseler portföyde yer alabilecekti. Önerilen metot sayesinde portföydeki menkul kıymet sayısı azaltılmıştır. Bu durumda yatırımcı daha az işlem maliyetine katlanacaktır. Ayrıca, yatırımcı açısından daha az sayıda hisse senedinden oluşturulan portföyün yönetimi daha etkin olacaktır.

Tablo 7. Portföy hisse senedi ağırlıkları (Portfolio stock weights)

NO	HİSSE KODU	PORTFÖYDEKİ AĞIRLIĞI	NO	HİSSE KODU	PORTFÖYDEKİ AĞIRLIĞI
1	VAKBN	%24	16	KOZAA	%0
2	ISCTR	%22	17	KRDMD	%0
3	THYAO	%18	18	TAVHL	%0
4	AKBNK	%12	19	PETKM	%0
5	YKBNK	%5	20	ARCLK	%0
6	SAHOL	%5	21	TCELL	%0
7	EKGYO	%4	22	KOZAL	%0
8	HALKB	%4	23	TTKOM	%0
9	VESTL	%2	24	ASELS	%0
10	GARAN	%2	25	TUPRS	%0
11	SISE	%1	26	BIMAS	%0
12	DOHOL	%1	27	FROTO	%0
13	TKFEN	%0	28	SASA	%0
14	KCHOL	%0	29	GUBRF	%0
15	PGSUS	%0	30	EREGL	%0

**Şekil 6.** Portföy hisse senedi dağılım grafikleri (Portfolio stock distribution graph)

Şekil 6'da portföydeki hisse senetlerinin dağılımı grafik olarak gösterilmiştir. Önerilen portföyün %70'ini bankacılık hisseleri, %18'ini Türk Hava Yolları ve geri kalan %12'lik kısmını da holding ve sanayi şirketleri oluşturmaktadır.

Tablo 8. Portföy hisse senedi getirileri (Portfolio stock return)

NO	HİSSE KODU	HİSSE AĞIRLIĞI	FİYAT (3.01.2022)	FİYAT (31.12.2022)	PORTFÖY GETİRİ
1	BİST-30	%100	2108.74	5945.31	%182
2	BİST-100	%100	1926.31	5508.22	%186
3	VAKBN	%24	3.68	11.9	%53.6
4	ISCTR	%22	3.32	12.76	%62.6
5	THYAO	%18	21.8	140.8	%98.3
6	AKBNK	%12	7.32	19.55	%20.0
7	YKBNK	%5	3.46	11.8	%12.1
8	SAHOL	%5	13.7	45.02	%11.4
9	EKGYO	%4	2.23	8.72	%11.6
10	HALKB	%4	4.64	13.31	%7.5
11	VESTL	%2	26.55	71.4	%3.4
12	GARAN	%2	11.46	30.06	%3.2
13	SISE	%1	13.84	42.96	%2.1
14	DOHOL	%1	2.83	10.57	%2.7
15	PORTFÖY	%100			%289

Tablo 8'de BİST-30, BİST-100 endeks değerleri ve önerilen portföyün 03 Ocak 2022 ve 31 Aralık 2022 dönemi sonundaki getirileri gösterilmiştir. Sırasıyla BİST-30, BİST-100 endekslerinin %182 ve %186 getirilerine karşılık

önerilen portföy %289 getiri sağlamıştır. Önerilen portföyün getiri performansı, referans kabul edilebilecek Borsa İstanbul endeks getirilerinin oldukça üzerindedir.

5. Sonuç ve Tartışma (Result and Discussion)

İşletmeler kazanç sağlamak için farklı yatırım araçlarından portföy oluşturmaktadır. Portföy oluşturma yöntemleri geleneksel ve modern yöntemler olarak ikiye ayrılmaktadır. Bu çalışmada modern yöntemlerden biri olan Monte Carlo simülasyonu uygulanmıştır. Hisse senedi seçiminde finansal oranlar kullanılarak portföyler elde edilmiştir. Borsa İstanbul'da faaliyet gösteren 30 büyük şirket üzerinde çalışma yapılmıştır. Firmalar bankacılık, holding, ağır sanayi, telekomünikasyon ve havacılık sektörlerindedir. Bu şirketler Türkiye ekonomisinin öncü şirketleridir ve verileri ekonomik durum hakkında daha gerçekçi bilgiler sunmaktadır.

Çalışmanın ana teması, yatırımcılar açısından PD/DD ve F/K oranlarının şirketlerin getirisi üzerindeki etkilerini araştırmaktır. Önerilen puanlandırma sistemine göre PD/DD ve F/K oranları düşük olan şirketlere öncelik verilmektedir. Monte Carlo simülasyonu sonucunda da beklenildiği üzere, portföyde bu özelliklere sahip şirketlerin ağırlıklı olarak yer aldığı görülmüştür. Sonuçlar incelendiğinde, önerilen portföyün yarısından fazlasını bankacılık sektörünün oluşturduğu ve daha az oranlarda holding ve sanayi hisselerinin portföyde olduğu görülmektedir. Ayrıca, Türk Hava Yolları da %18 oranında önerilen portföyde yer almaktadır. Monte Carlo simülasyon metodu ile elde edilen portföy BİST-30 endeksinden %107 ve BİST-100 endeksinden de %103 daha fazla kazanç sağlamıştır. Sonuç olarak, Monte Carlo simülasyon yaklaşımıyla yatırımcıların daha etkin portföyler elde edebileceği kararına varılmıştır.

Bu çalışmanın sonucuna göre Monte Carlo simülasyonu belirsizlik içeren konularda karar vermeye yardımcı olarak uygulanabilir ve belirsizlik durumlarında tahmin amaçlı kullanılabilir.

Çıkar Çatışması (Conflict of Interest)

Yazar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir. No conflict of interest was declared by the author.

Kaynaklar (References)

- Acar, E., Durucasu, H., 2014. Özel Sektör Şirketleri İçin Yid İhale Probleminin Çok Amaçlı Optimizasyonu. *Alphanumeric Journal*, 2(2), 36-49.
- Akgüç, Ö., 1991. Kredi Taleplerinin Değerlendirilmesi, *Avciol Basın-Yayın*, 5.Baskı, İstanbul.
- Aktan, B., 2007. Ticari Bankalarda Risk Yönetimi Ve Monte Carlo Simülasyon Yöntemiyle Portföy Riskinin Hesaplanması (Doktora Tezi, Adnan Menderes Üniversitesi).
- Altay, E. 2009. Petrol Fiyatlarından Kaynaklanan Riskin Tahmin Edilmesi: Monte Carlo Simülasyonu Yöntemiyle Rmd Yaklaşımı. *İstanbul Üniversitesi İktisat Fakültesi Mecmuası*, 59(2), 61-84.
- Aygören, H., İlem, M., 2010. Türkiye'de Özelleştirme Sonrası Araç Muayene İstasyonları Sermaye Bütçelemesinin Monte Carlo Simülasyonu Yöntemi İle Analizi. *Muhasebe Ve Finansman Dergisi*, (48), 75-88.
- Çolakyan, A., Yıldırım, H., 2014. Finansal Yatırım Araçlarında Riske Maruz Değer Uygulaması.
- Aygören, H. 2006. İmkb-100 Endeks Davranışının Monte Carlo Simülasyonu İle İncelenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (29), 197-205.
- Başar, A. C., 2019. Dünyada ve Türkiye'de benzetim kullanım analizi: Türkiye için bir değerlendirme (Master's thesis, Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Büberkökü, Ö. 2018. Ekstrem Değerler Teorisi Ve Monte Carlo Simülasyonu: Gelişen Ülke Döviz Kurları Üzerine Bir Uygulama. *İstatistikçiler Dergisi: İstatistik Ve Aktüerya*, 11(2), 121-142.
- Büberkökü, Ö. 2022, February 25-26. Metaverse Coin'lere Dayalı Finansal Analizler, *International Izmir Economics Congress*.
- Chen, N., Hong, L.J., 2007. December. Monte Carlo Simulation In Financial Engineering. In *2007 Winter Simulation Conference* (Pp. 919-931).
- Cinar, A.C., 2020. Training Feed-Forward Multi-Layer Perceptron Artificial Neural Networks With A Tree-Seed Algorithm. *Arabian Journal For Science And Engineering* 45(12): 10915-10938.
- Cinar, A.C., 2021. Analyzing The Effects Of Random Number Generators On Artificial Gorilla Troops Optimizer In Solving Gear Train Design Problem. *International Conference On Engineering Technologies (Icente'21)*, Konya, Turkey.
- Civan, M., 2010. Sermaye Piyasası Analizleri Ve Portföy Yönetimi, Bursa: Ekin Kitabevi, 1. Baskı.
- Demiguel, V., 2009, Optimal Versus Naive Diversification: How Inefficient Is The 1/N Portfolio Strategy, *The Review Of Financial Studies*, 22(5), 1916-1953.
- Demirdöğen, O., 1998. Talep Tahmininde Monte-Carlo Simülasyon Tekniğinin Kullanılması. *Atatürk Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Dergisi*, 12(1-2).
- Deniz, D., 2014, Portföy Yönetiminde Uluslararası Çeşitlendirme Ve Bir Türkiye Uygulaması, *İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi*, İstanbul.
- Dırk, P.M.D.W., 1998. Naive Diversification, *Financial Analysts Journal*, 54(4), 95-100.
- Du, X., 2015. Monte Carlo Simulation. In *Probabilistic Engineering Design* (Pp. 1-16).

- Fabozzi, F.J., Gupta, F., Markowitz, H.M. 2002, The Legacy Modern Portfolio Theory, The Journal Of Investing, 11(3), 7-22.
- Hañcerliođlu, A., 2006. Monte Carlo Simülasyon Metodu Ve Mcnp Kod Sistemi. Kastamonu Eğitim Dergisi, 14(2), 545-556.
- İç, Y.T., et al., 2015. Kurumsal Firmalar İçin Bir Finansal Performans Karşılaştırma Modelinin Geliştirilmesi. Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University 30.1.
- Jonson, C., Larsson, A., 2014. The Benefits Commodity Futures- An Investigation From Perspective Of Swedish And Norwegian Investor, Copenhagen Business School, Master Thesis, M.Sc. Applied Economics And Finance, Copenhagen.
- Kalicharan, N., 2013. Random Numbers, Games, And Simulation. Advanced Topics In C, Springer: 159-182.
- Kamu Aydınlatma Platformu (Kap), 07 Ekim 2021. BİST-30 Endeks Hisseleri, www.kap.org.tr/tr/endeksler
- Karan, M.B. 2021, Yatırım Analizi Ve Portföy Yönetimi, Ankara: Gazi Kitabevi, 7. Baskı.
- Kartalođlu, A. S. 2010. Riske Maruz Deđer Ve Finans Sektörü Üzerine Bir Araştırma (Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi (Turkey)).
- Kaya, E., Et Al., 2021. Debohid: A Differential Evolution Based Oversampling Approach For Highly Imbalanced Datasets. Expert Systems With Applications 169: 114482.
- Kendall, M.G., And B. B. Smith 1938. Randomness And Random Sampling Numbers. Journal Of The Royal Statistical Society 101(1): 147-166.
- Korkmaz, T., Nurhan, A., Sayılğan, G., 2013, Portföy Yönetimi, Eskişehir: Anadolu Üniversitesi Yayını.
- Kesur, K. B., 2009. Advances In Genetic Algorithm Optimization Of Traffic Signals. Journal Of Transportation Engineering 135(4): 160-173
- Markowitz, H., 1952. "Portfolio Selection" Journal Of Finance, 7(1):77-91.
- Mendeş, M., 2005. Uygun Simülasyon Sayısının Belirlenmesi: Monte Carlo Simülasyon Çalışması. Journal Of Agricultural Sciences, 11(01), 12-15
- Mora, M. A., Franco, J.B., Preciado, L. B. 2010. Optimal Portfolio Allocation For Latin American Stock Indices, Cuad. Adm. Bogotá (Colombia) Enero-Junio De, 23(40): 191-214.
- Sakarya, Ş., Akkuş, H.T., 2017. Türk Bankacılık Sektöründeki Katılım Bankalarının Finansal İstikrarının Stres Testi Yöntemi İle Analizi. Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 20(38), 215-234.
- Sokolowski, J.A., 2010. Monte Carlo Simulation. Modelling and Simulation Fundamentals: Theoretical Underpinnings and Practical Domains, Wiley - Sons Inc., New Jersey, 131-145.
- Staum, J., 2002, December. Simulation In Financial Engineering. In Proceedings Of The Winter Simulation Conference (Vol. 2, Pp. 1481-1492).
- Şener, C., Şener, U., 2019. Monte Carlo Simülasyonu İle Hisse Senedi Fiyat Tahminleri. Beykoz Akademi Dergisi, 7(2), 294-306.
- Taş, O., İltüzzer, Z., 2008. Monte Carlo Simülasyon Yöntemi İle Riske Maruz Deđerın İmkb30 Endeksi Ve Dibs Portföyü Üzerinde Bir Uygulaması. Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 23(1), 67-87.
- Tercan, E., Türker, M., (2008). Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası Mali Tablolarının Analizi ve Mali Tablo Kalemleri ile Genel Ekonomik Parametreler Arasındaki İlişkiler (Yüksek Lisans Tezi, TC İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul).
- Weidenmüller, H., Mitchell, G., 2009. Random Matrices And Chaos In Nuclear Physics: Nuclear Structure. Reviews Of Modern Physics 81(2): 539.