

T.C.
DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
FİNANS PROGRAMI
YÜKSEK LİSANS TEZİ

BİST TEKNOLOJİ ŞİRKETLERİ İÇİN RİSK
ANALİZİ VE RİSKE MARUZ DEĞER ÜZERİNE
BİR İNCELEME

Meslina TURAN

Danışman
Prof. Dr. Göktuğ Cenk AKKAYA

İZMİR – 2021

TEZ ONAY SAYFASI



YEMİN METNİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum “BİST Teknoloji Şirketleri İçin Risk Analizi ve Riske Maruz Değer Üzerine Bir İnceleme” adlı çalışmanın, tarafımdan, akademik kurallara ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını ve yararlandığım eserlerin kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

23/08/2021

Meslina TURAN

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

**BİST Teknoloji Şirketleri İçin Risk Analizi Ve Riske Maruz Değer Üzerine
Bir İnceleme**

Meslina TURAN

Dokuz Eylül Üniversitesi

Sosyal Bilimler Enstitüsü

İşletme Anabilim Dalı

Finans Programı

Küreselleşmenin sonucunda sermaye hareketlerinin serbestleşmesi, sermayenin sürekli olarak kâr arayışını hızlandırmıştır. Sermayenin önündeki engellerin kaldırılması ile sermaye daha fazla kâr elde edebileceği yatırım fırsatlarını kovalamaya başlamıştır. Bu durum, finansal piyasalarda işlem gören hisse senetlerinin volatilitésinin yükselmesine neden olmaktadır. Özellikle küçük yatırımcı için bu durum riskin artışı anlamına gelmektedir. Bu nedenle de riskin ölçülmesi ihtiyacı doğmuştur. Bu ihtiyacın bir ürünü olarak riske maruz değer yaklaşımı ortaya atılmıştır. Riske maruz değer, oluşabilecek en kötü senaryoda yaşanabilecek en büyük kaybı ifade etmektedir. Riske maruz değer (VaR), bir firma, portföy veya pozisyon içindeki finansal risk seviyesini belirli bir zaman çerçevesi içinde ölçen ve nicelleştiren bir istatistiktir. Bu ölçü, en yaygın olarak yatırım ve ticari bankalar tarafından kurumsal portföylerindeki potansiyel kayıpların kapsamını ve oluşma oranını belirlemek için kullanılmaktadır. Bu çalışmada Borsa İstanbul'da işlem gören teknoloji şirketlerinin hisse senedi fiyatlarının Monte Carlo Simülasyonu, varyans-kovaryans yöntemi ve tarihsel simülasyon yöntemiyle tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda her birinde üçer teknoloji şirketi bulunan iki ayrı varsayımsal portföy oluşturulmuş ve riske maruz değerleri hesaplanmıştır. Araştırma sonucunda NETAŞ, ESCOM ve PLASTIKKART'tan oluşan Portföy A'nın riske maruz değeri %99 güven düzeyinde 10 günlük elde tutma süresi sonucunda monte carlo simülasyonuna

göre -6.165,40 TL, varyans-kovaryans yöntemine -6.144,27 TL, tarihsel simülasyon yöntemine göre -9.218,81 TL hesaplanmıştır. KAREL, ASELSAN ve ALCATEL'den oluşan Portföy B'nin riske maruz değeri ise %99 güven düzeyinde 10 günlük elde tutma süresi sonunda Monte Carlo Simülasyonuna göre -5.020,03 TL, varyans-kovaryans yöntemine göre -4.956,67 TL, tarihsel simülasyon yöntemine göre -6.015,93 TL olarak hesaplanmıştır. Portföy A'nın marjinal riske maruz değeri -6.132,07 TL, Portföy B'nin -4.946,82 TL olarak hesaplanmıştır. Portföy A'ya ilişkin marjinal riske maruz değerinde riski arttıran firmanın ESCOM olduğu, Portföy B'ye ilişkin marjinal riske maruz değerinde riski arttıran firmanın ALCATEL olduğu tespit edilmiştir. Her üç simülasyon yöntemine göre Portföy A ve Portföy B'nin karşılaştırılması yapılmıştır. Marjinal riske maruz değerler göz önüne alındığında her üç yöntemin sonuçları karşılaştırıldığında Portföy A'nın daha riskli olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Risk, riske maruz değer, Simülasyon, Monte Carlo Simülasyonu.

ABSTRACT
Master's Thesis
Risk Analysis And A Review On Value At Risk For BIST Technology
Companies
Meslina TURAN

Dokuz Eylül University
Graduate School of Social Sciences
Department of Business
Finance Program

Liberalization of capital movements as a result of globalization has accelerated capital's continuous search for profit. With the removal of the obstacles to capital, capital began to pursue investment opportunities where it could generate more profits. This situation causes the volatility of stocks traded in financial markets to increase. Especially for small investors, this means an increase in risk. Therefore, the need to measure risk has arisen. Value at risk approach has been introduced as a product of this need. Value at risk represents the biggest loss that can occur in the worst-case scenario. Value at risk (VaR) is a statistic that measures and quantifies the level of financial risk within a firm, portfolio or position over a specific time frame. This metric is most commonly used by investment and commercial banks to determine the extent and occurrence ratio of potential losses in their institutional portfolios. In this study, it is aimed to estimate the stock prices of technology companies traded in Borsa Istanbul using Monte Carlo Simulation, variance-covariance method and historical simulation method. As a result of the research, the value at risk of Portfolio A, consisting of NETAŞ, ESCOM and PLASTIKKART, was calculated as -6,165.40 TL according to the monte carlo simulation, -6,144.27 TL according to the variance-covariance method, and -9,218,81 TL according to the historical simulation method. The value at risk of Portfolio B consisting of KAREL, ASELSAN and ALCATEL is -5,020.03 TL according to Monte Carlo Simulation, -4.956.67 TL according to the variance-covariance

method, at the end of the 10-day holding period at 99% confidence level, according to the historical simulation method. It was calculated as -6,015,93 TL according to The marginal value at risk for Portfolio A was calculated as -6,132.07 TL, and Portfolio B as -4,946.82 TL. It has been determined that ESCOM is the firm that increases the risk in the marginal value-at-risk for Portfolio A, and ALCATEL is the firm that increases the risk in the marginal value-at-risk for Portfolio B. When the results of all three methods are compared considering the values exposed to marginal risk, it is concluded that Portfolio A is more risky.

Keywords: Risk, Value at Risk, Simulation, Monte Carlo Simulation.

BİST TEKNOLOJİ ŞİRKETLERİ İÇİN RİSK ANALİZİ VE RMD ÜZERİNE BİR İNCELEME

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI	ii
YEMİN METNİ	iii
ÖZET	iv
İÇİNDEKİLER	viii
KISALTMALAR	xi
TABLolar LİSTESİ	xi
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiv

GİRİŞ	1
-------	---

BİRİNCİ BÖLÜM

RİSKE MARUZ DEĞER KAVRAMI VE BOYUTLARI

1.1. RİSK ÖLÇÜMLERİNİN TARİHSEL SÜRECİ	5
1.2. RİSKE MARUZ DEĞER (RMD) KAVRAMI	6
1.2.1. Riske Maruz Değerin Hesaplanması	13
1.2.2. Riske Maruz Değerin Varsayımları	16
1.3. RİSKE MARUZ DEĞER YAKLAŞIMININ EKONOMİK AÇIDAN ÖNEMİ	18
1.4. MARJİNAL RİSKE MARUZ DEĞER	19

İKİNCİ BÖLÜM

RMD HESAPLAMA YÖNTEMLERİ

2.1. SİMÜLASYON KAVRAMI VE KAPSAMI	21
2.2. MONTE CARLO SİMÜLASYONU	24
2.2.1. Rassal Sayı Üretimi	28
2.2.2. Monte Carlo Simülasyonu Yöntemleri	29

2.2.2.1. Olasılık Dağılımlarından Rastgele Örneklem	29
2.2.2.2. Markov Zinciri	30
2.2.2.3. Önem Örneklemesi	32
2.2.2.4. Sıralı Monte Carlo Yöntemleri	33
2.2.3. Monte Carlo Simülasyonunun Avantaj ve Dezavantajları	34
2.3. TARİHSEL SİMÜLASYON YÖNTEMİ	35
2.3.1. Tarihsel Simülasyon Yönteminde VaR Hesaplanması	37
2.3.2. Filtrelenmiş Tarihsel Simülasyon Yöntemi	41
2.3.3. Klasik Filtrelenmiş Tarihsel Simülasyon (FHS BIS)	41
2.3.4. Tarihsel Simülasyon Yönteminin Avantajları ve Dezavantajları	41
2.4. VARYANS-KOVARYANS YÖNTEMİ	44
2.4.1. Varyans-Kovaryans Yöntemi Var Hesaplanması	46
2.4.2. Delta-Normal Yöntemi	50
2.4.3. Varyans-Kovaryans Yönteminin Avantajları ve Dezavantajları	51
2.5. RMD YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI	52
2.6. YAZIN TARAMASI	54

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

BİST TEKNOLOJİ ŞİRKETLERİNDEN OLUŞAN PORTFÖYLERDE RMD HESAPLANMASI VE ANALİZİ

3.1. ARAŞTIRMANIN AMACI VE YÖNTEMİ	58
3.2. VERİ SETİ VE VERİLERİN ANALİZİ	59
3.2.1. Teknoloji Sektörünün Görünümü	61
3.2.2. BIST Teknoloji Endeksi'nin (XUTEK) 2020 Yılı Görünümü	62
3.2.3. Çalışmaya Dahil Edilen Şirketlerin Hisselerinin 2020 Görünümü	65
3.2.3.1. Portföy A'daki Hisselerin 2020 Görünümü	65
3.2.3.2. Portföy B'deki Hisselerin 2020 Görünümü	69
3.3. BULGULAR	73
3.3.1. A Portföyü'ne İlişkin Bulgular	74
3.3.1.1. Tanımlayıcı İstatistikler	74
3.3.1.2. Korelasyonel İlişkiler	75

3.3.1.3. Portföy A İçin Monte Carlo Simülasyonu	75
3.3.1.4. Portföy A İçin Varyans-Kovaryans Yöntemi	79
3.2.1.5. Portföy A İçin Tarihsel Simülasyon Yöntemi	80
3.3.2. B Portföyü'ne İlişkin Bulgular	81
3.3.2.1. Tanımlayıcı İstatistikler	82
3.3.2.2. Korelasyonel İlişkiler	83
3.3.2.3. Portföy B İçin Monte Carlo Simülasyonu	83
3.3.2.4. Portföy B İçin Varyans-Kovaryans Yöntemi	87
3.3.2.5. Portföy B İçin Tarihsel Simülasyon Yöntemi	88
SONUÇ	91
KAYNAKÇA	94

KISALTMALAR

ALCATEL	Alcatel Lucent Teletaş Telekomünikasyon AŞ.
ASELSAN	Aselsan Elektronik San. ve Tic. AŞ.
BDDK	Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurulu
DİBS	Devlet İç Borçlanma Senedi
ESCOM	Escort Computer Elektronik San. Tic. AŞ.
İMKB	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
KAREL	Karel Elektronik San. ve Tic. AŞ.
NETAŞ	Netaş Telekomünikasyon AŞ
PLASTIKKART	Plastikkart Akıllı Kart İletişim Sistemleri San. ve Tic. AŞ.
RMD (VaR)	Riske Maruz Değer (Value at Risk)
TDK	Türk Dil Kurumu
THY	Türk Hava Yolları
TRY	Türk Lirası
USD	Amerikan Doları

TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 1: RMD Hesaplama Yöntemlerinin Karşılaştırılması	s.53
Tablo 2: Sektörün Genel Görünümü	s.61
Tablo 3: BIST Teknoloji Endeksi'nde Yer Alan Şirketlerin Hisse Senedi Fiyatlarındaki 3 Yıllık Değişim (%)	s.64
Tablo 4: NETAŞ 1 Temmuz 2021 Kapanış Verileri	s.66
Tablo 5: ESCOM 1 Temmuz 2021 Kapanış Verileri	s.68
Tablo 6: PLASTIKKART 1 Temmuz 2021 Kapanış Verileri	s.69
Tablo 7: KAREL 1 Temmuz 2021 Kapanış Verileri	s.70
Tablo 8: ASELSAN 29 Aralık 2020 Kapanış Verileri	s.72
Tablo 9: ALCATEL 29 Aralık 2020 Kapanış Verileri	s.73
Tablo 10: Portföy A - Tanımlayıcı Veriler	s.74
Tablo 11: Portföy A - Tanımlayıcı İstatistikler	s.74
Tablo 12: Portföy A - Korelasyon Matrisi	s.75
Tablo 13: Portföy A - Kovaryans Matrisi	s.78
Tablo 14: Portföy A - Cholesky Matrisi	s.78
Tablo 15: Portföy A - Vektörler	s.79
Tablo 16: Portföy A – Monte Carlo Simülasyonuna Göre Riske Maruz Değer	s.79
Tablo 17: Varyans-Kovaryans Yöntemine Göre Korelasyon Matrisi	s.79
Tablo 18: Varyans-Kovaryans Yöntemine Göre Kovaryans Matrisi	s.80
Tablo 19: Monte Carlo Simülasyonuna Göre Portföy A – Vektörler	s.80
Tablo 20: Tarihsel Simülasyon Yöntemine Göre Portföy A - Kovaryans Matrisi	s.81
Tablo 21: Portföy A – Tarihsel Simülasyon İle Riske Maruz Değeri	s.81
Tablo 22: Portföy B - Tanımlayıcı Veriler	s.82
Tablo 23: Portföy B – Tanımlayıcı İstatistikler	s.82
Tablo 24: Portföy B – Korelasyon Matrisi	s.83
Tablo 25: Portföy B – Kovaryans Matrisi	s.86
Tablo 26: Portföy B – Cholesky Matrisi	s.86

Tablo 27: Portföy B – Monte Carlo Simülasyonuna Göre Riske Maruz Değer	s.86
Tablo 28: Varyans-Kovaryans Yöntemine Göre Korelasyon Matrisi	s.87
Tablo 29: Varyans-Kovaryans Yöntemine Göre Kovaryans Matrisi	s.87
Tablo 30: Portföy B – Vektörler	s.87
Tablo 31: Tarihsel Simülasyon Yöntemine Göre Portföy B - Kovaryans Matrisi	s.88
Tablo 32: Portföy B – Tarihsel Simülasyon İle Riske Maruz Değeri	s.88
Tablo 33: Portföy A'ya İlişkin Marjinal Riske Maruz Değer	s.89
Tablo 34: Portföy B'ye İlişkin Marjinal Riske Maruz Değer	s.89
Tablo 35: Her Üç Simülasyon Yöntemine Göre Portföy A ve Portföy B'nin Karşılaştırılması	s.90

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Normal Dağılım	s.16
Şekil 2: Riske Maruz Değer Hesaplama Yöntemleri	s.23
Şekil 3: Tarihsel Simülasyon Yöntemi	s.40
Şekil 4: Tarihsel Simülasyon Yöntemine Göre RMD Hesaplanma Süreci	s.40
Şekil 5: Sektör Üzerinde Gelecek 1 Yılda Etkili Olacak Alanlar Öngörüsü	s.62
Şekil 6: BIST Teknoloji Endeksi (XUTEK) 2021 Yılı Yıllık Görünümü	s.63
Şekil 7: NETAŞ Hisselerinin Yıllık Görünümü	s.66
Şekil 8: ESCOM Hisselerinin Yıllık Görünümü	s.67
Şekil 9: PLASTIKKART Hisselerinin Yıllık Görünümü	s.68
Şekil 10: KAREL Hisselerinin Yıllık Görünümü	s.70
Şekil 11: ASELSAN Hisselerinin Yıllık Görünümü	s.71
Şekil 12: ALCATEL Hisselerinin Yıllık Görünümü	s.72
Şekil 13: NETAŞ İçin 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma ile Elde Edilen RMD Bantları	s.76
Şekil 14: ESCOM için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma ile Elde Edilen RMD Bantları	s.77
Şekil 15: PLASTIKKART için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart ile Elde Edilen RMD Bantları	s.77
Şekil 16: KAREL için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma İle Elde Edilen RMD Bantları	s.84
Şekil 17: ASELSAN için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma İle Elde Edilen RMD Bantları	s.85
Şekil 18: ALCATEL için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma İle Elde Edilen RMD Bantları	s.85

GİRİŞ

Küreselleşmenin etkisi ile sermaye hareketleri hız kazanmış ve sermayenin önündeki tüm engeller kaldırılmıştır. Dünya genelindeki liberalleşme akımı, çokuluslu şirketlerin adeta gelişmekte olan ülkelerin ekonomisiyle baş eder hale gelmesi, 5/24 işlem yapılabilen piyasaların varlığı ve işlem gören menkul kıymetlerin çeşitliliği gibi nedenler, dünya ekonomisini küreselleştirmiş ve tek pazar haline dönüştürmüştür. Bununla birlikte internetin yaygınlaşmaya başladığı 2000'li yıllar ile birlikte finansal piyasalara erişim imkanının da artmasıyla finansal piyasalardaki oynaklık ve riskler artmıştır. Ayrıca spekülasyon atakları da görülmeye başladığı bu dönemde karşılaşılan risklerin tanımlanması, ölçümü ve takip edilmesi gerekliliği doğmuştur.

Portföy yöneticileri ve yatırımcılar için artan oynaklık ve riskler nedeniyle bu riskleri ölçümlemek büyük önem kazanmış, finansal çalışmalarda risk yönetimi oldukça popüler bir konu haline gelmiştir. Bu nedenle de riske maruz değer analizi, finansal risk yönetiminin odaklandığı bir alan olmuştur. Riske maruz değer analizi, belirli bir süre içerisindeki bir varlığın ya varlıklardan oluşan bir portföyün olası en fazla zarar miktarını ölçmek amacıyla yaygın olarak kullanılmaya başlamıştır.

Riske Maruz Değer (VaR) kavramı, 1970'lerde ve 1980'lerde, bazı finansal kurumların riski bir bütün olarak ölçmek için dahili modeller üzerinde çalışmaya başladığı zaman geliştirilmiştir. Bu kurumlar, kendi risk yönetimine hizmet edecek modeller üzerinde çalışmışlardır. En bilinen sistem 1990'larda faaliyete geçen JP Morgan tarafından geliştirilmiştir. Farklı enstrümanların gelirlerinin standart sapmaları ve korelasyonlarının tahminlerini kullanan standart portföy teorisine dayanan bu sistem, küresel riskin bir ölçüm yöntemiyle tamamen kuruma uygulanmıştır. VaR, stres ve senaryo testlerinin yedek olarak kullanılmasını gerektiren bazı sınırlamalara sahip olsa da, genel olarak VaR, mevcut en iyi tek risk ölçüm tekniği olarak kabul görmektedir. Bu yöntemde belirtilen bir haftalık süre için belirtilen olasılıkla belirli hisselerle yatırım yaparak kaybedilmesi öngörülen para miktarını belirleyen bir değer elde edilmektedir. VaR yönteminin kullanımıyla karşılaşılan olasılıkları resmetmeye yarayan basit bir örnektir. Finansal piyasalarda yaşanan olumsuz gelişmelerde karşı kırılganlık ve reel sektörle olan yakın etkileşim

dikkate alındığında etkin risk yönetiminin önemi ortaya çıkmaktadır. Diğer bir ifadeyle risk faktörlerinin kaçınılmaz olması, etkin bir şekilde yönetilmelerini zorunlu kılmaktadır. Bu çalışmada riske maruz değer yaklaşımı ele alınmış ve riske maruz değer hesaplama yöntemlerinden biri olan Monte Carlo Simülasyonu, varyans-kovaryans yöntemi ve tarihsel simülasyon aracılığı ile riske maruz değer hesaplanmasına yönelik olarak Borsa İstanbul'da işlem gören teknoloji şirketleri arasından varsayımsal olarak iki ayrı portföy oluşturulmuş ve bu iki portföyün gelecekteki hisse senedi fiyatları Monte Carlo Yöntemi, Tarihsel Simülasyon Yöntemi ve Varyans-Kovaryans yöntemi ile tahmin edilmiştir. Bu bağlamda bu çalışma, üç bölüm olarak planlanmıştır. Literatürde BİST'te işlem gören teknoloji şirketlerinin riske maruz değerlerinin hesaplanmasına yönelik üç farklı yöntemin kullanıldığı herhangi bir çalışma bulunmamaktadır. Bu amaçla çalışmada ele alınan BİST'te işlem gören teknoloji şirketlerinin üç farklı RMD yöntemiyle karşılaşılabilecekleri risk değerlerinin hesaplanmasının finans literatürüne katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Araştırmada geleneksel RMD hesaplamalarıyla birlikte marjinal RMD hesaplamalarının da yapılmasıyla RMD yönteminin bulguları güçlendirilmeye çalışılmıştır. Böyle sonraki araştırmacıların RMD yöntemlerinin farklı sektörlerde uyguladıklarında VaR farklarını karşılaştırabilmesi açısından önem arz etmektedir.

Çalışmanın birinci bölümünde genel olarak riske maruz değer yaklaşımına yer verilmiştir. Bu bölümde öncelikle riske maruz değer tanımlaması yapılmış, sonrasında riske maruz değer varsayımlarına yer verilmiştir. Ardından riske maruz değer hesaplama yöntemleri olan varyans-kovaryans yöntemi, tarihsel simülasyon ve Monte Carlo Simülasyonu yöntemine ilişkin bilgiler verilmiştir. Sonrasında riske maruz değer hesaplanmasının bir tür kontrol yöntemi olan geri dönük test hakkında bilgi verilmiş, stres testleri ve senaryo analizleri hakkında bilgi verildikten sonra Riske Maruz Değer'in ekonomik açıdan önemi ile bölüm tamamlanmıştır.

Çalışmanın ikinci bölümü ise esasen bir tür riske maruz değer hesaplama yöntemi olmasına rağmen çalışmanın ana konusunu oluşturduğundan Monte Carlo Simülasyonu yöntemine ayrıntılı bir şekilde yer verilmiştir. Bu bağlamda bu bölümde öncelikle simülasyon kavramı ve tarihçesine yer verilmiş, sonrasında ise

simülasyonun avantaj ve dezavantajları ile simülasyon türleri, simülasyonun kullanım amaçları ve simülasyon aşamaları anlatılmıştır. Ardından Monte Carlo Simülasyonuna yer verilmiştir. Monte Carlo Simülasyonunun aşamalarından rassal sayı üretimi ile başlayan bu kısım, Monte Carlo Simülasyon yöntemleri ile devam etmiş ve Monte Carlo Simülasyonu yönteminin finansal piyasalarda kullanımına ilişkin önceki araştırmalara yer verilmiştir. Riske maruz değer yaklaşımlarının karşılaştırılması ile bölüm tamamlanmıştır.

Ayrıca çalışmanın ikinci bölümünde, teknoloji sektörünün genel görünümü ile Borsa İstanbul Teknoloji Endeksi'nin (XUTEK) genel görünümüne ayrılmıştır. Bu kapsamda öncelikle teknoloji sektörünün genel görünümü 1 Temmuz 2020-1 Temmuz 2021 yılsonu verileri ile incelenmiş, sonrasında BIST Teknoloji Endeksi'nin 2020 yılına ilişkin genel görünümü değerlendirilmiştir. Sonrasında ise çalışmanın uygulama bölümü için altyapı oluşturmak üzere BIST Teknoloji Endeksi'nde yer alan ve uygulama bölümüne dahil edilen 6 ayrı şirketin (ALCATEL, ASELSAN, ESCOM, KAREL, NETAŞ ve PLASTİKKART) 2020 yılı içerisindeki hisse senedi performansları incelenmiştir.

Çalışmanın üçüncü bölümünde ise varsayımsal olarak oluşturulan iki ayrı portföyde yer alan teknoloji şirketlerinin Monte Carlo Simülasyonu yöntemi, varyans-kovaryans yöntemi ve tarihsel simülasyon yöntemiyle riske maruz değerinin hesaplanmasına yönelik bir uygulamaya yerilmiş ve çalışma sonuç ve tartışma bölümü ile tamamlanmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

RİSKE MARUZ DEĞER KAVRAMI VE BOYUTLARI

Finansal risk, temerrüt riskindeki şirket kredilerini içeren finansal işlemler de dahil olmak üzere, finansmanla ilişkili çeşitli risk türlerinden herhangi biridir. Genellikle sadece aşağı yönlü riski içerdiği anlaşılır, yani finansal kayıp potansiyeli ve kapsamı hakkındaki belirsizliği ifade eder (Jorion, 2006). Finansal risk, bir yatırım veya ticari girişimde para kaybetme olasılığıdır. Daha yaygın ve belirgin bazı finansal riskler arasında kredi riski, likidite riski ve operasyonel risk yer alır. Finansal risk, ilgili taraflara sermaye kaybıyla sonuçlanabilecek bir tehlike türüdür. Hükümetler için bu, para politikasını kontrol edemeyecekleri ve tahvil veya diğer borç konularında temerrüde düşemeyecekleri anlamına gelebilir. Şirketler ayrıca üstlendikleri borçlarda temerrüde düşme olasılığı ile karşı karşıya kalırlar, ancak bir taahhütte başarısız olmaları işletme üzerinde mali bir yüke neden olabilir (Poitras, 2013).

Sıfırdan bir iş kurmak pahalıdır. Herhangi bir şirketin hayatının bir noktasında, işletmenin büyümek için dış sermaye araması gerekebilir. Bu finansman ihtiyacı, hem işletme hem de şirkete yatırım yapan yatırımcılar veya paydaşlar için finansal bir risk oluşturur (Jorion, 2006). Temerrüt riski olarak da bilinen kredi riski, borç para almayla ilişkili tehlikedir. Borçlu krediyi geri ödeyemez hale gelirse, temerrüde düşer. Kredi riskinden etkilenen yatırımcılar, kredi geri ödemelerinden elde edilen gelirin azalmasının yanı sıra kayıp anapara ve faizden mağdurdur. Alacaklılar ayrıca borcun tahsili için maliyetlerde bir artış yaşayabilir (Poitras, 2013). Yalnızca bir veya bir avuç şirket mücadele ediyorsa, bu belirli bir risk olarak bilinir. Bir şirket veya küçük şirketler grubu ile ilgili bu tehlike, sermaye yapısı, finansal işlemler ve temerrüde maruz kalma ile ilgili konuları içerir. Terim tipik olarak bir yatırımcının getiri toplama konusundaki belirsizliğini ve beraberindeki parasal kayıp potansiyelini yansıtmak için kullanılır. (Jorion, 2006). İşletmeler, kötü yönetimleri veya kusurlu finansal akıl yürütmeleri olduğunda operasyonel riskle karşılaşabilir. İç faktörlere bağlı olarak, bu, taahhütlerinde başarılı olamama riskidir (Poitras, 2013).

1.1. RİSK ÖLÇÜMLERİNİN TARİHSEL SÜRECİ

1952 yılında Dr. Harry Markowitz'in "Portföy Seçimi" adlı makalesi ile başlattığı modern portföy teorisi genel başlığı altında piyasa ve finansal risk yönetimi etrafında bir bilim gelişmiştir. Modern portföy teorisinde, risk tanımı olarak bir portföyün varyansı (veya standart sapması) kullanılmaktadır (Markowitz, 1952). Risk ölçümünün (VaR) finasta dört ana kullanımı vardır: risk yönetimi, finansal kontrol, finansal raporlama ve düzenleyici sermaye hesaplama. VaR bazen finansal olmayan uygulamalarda da kullanılmaktadır (Jorion, 2006). VaR tabanlı risk yönetiminin destekçileri, VaR'nin ilk ve muhtemelen en büyük yararının, sistemlerdeki iyileştirme ve bir kurum üzerinde zorladığı modelleme olduğunu iddia etmiştir. VAR'ın en büyük yararı, risk hakkında eleştirel düşünmek için yapılandırılmış bir metodolojinin dayatılmasında yatmaktadır. VAR'larını hesaplama sürecinden geçen kurumlar, maruz kaldıkları finansal risklerle yüzleşmek ve uygun bir risk yönetimi işlevi kurmak zorunda kalırlar. Dolayısıyla VAR'a ulaşma süreci, sayının kendisi kadar önemli olabilmektedir (Choudhry ve Tanna, 2006)

Risk ölçümü sorunu istatistik, ekonomi ve finasta eski bir sorundur. Finansal risk yönetimi, uzun süredir düzenleyicilerin ve finans yöneticilerinin de ilgilendiği bir konu olmuştur. Geriye dönük analiz, bu tarihte bazı VaR benzeri kavramlar oluşturmuştur. Ancak VaR, 1980'lerin sonlarına kadar ayrı bir kavram olarak ortaya çıkmamıştır. VaR yönteminin çıkışını tetikleyen olay 1987'deki borsa çöküşü olmuştur. Bu, akademik olarak eğitilmiş birçok niceliğin firma çapında hayatta kalma konusunda endişelenecek kadar yüksek pozisyonlarda olduğu ilk büyük finansal kriz olmuştur (Jorion, 2006).

Standart istatistiksel modeller göz önüne alındığında, çöküş o kadar olası değildi ki, niceliksel finansın tüm temelini sorgulamıştır. Tarihin yeniden gözden geçirilmesi, bazı niceliklerin, ticaret, yatırım yönetimi ve türev fiyatlandırması için kullanılan modellere gömülü istatistiksel varsayımları bastıran, her on yılda bir ya da iki kez, tekrar eden krizler olduğuna karar vermelerine yol açmıştır. Bunlar, genellikle birbiriyle ilişkili olmayan ve nadiren fark edilebilir ekonomik sebep veya

uyarıya sahip olanlar da dahil olmak üzere birçok piyasayı aynı anda etkilemiştir (Choudhry ve Tanna, 2006)

Risk ölçümü (VaR) bu amaçla geliştirilmiştir. Geliştirme, metodolojiyi yayınlayan ve 1994'te gerekli temel parametrelerin tahminlerine ücretsiz erişim sağlayan J. P. Morgan'da en kapsamlısı olmuştur. İki yıl sonra, metodoloji, şimdi RiskMetrics Group'un (şimdi MSCİ'nin bir parçası) bir parçası olan, kar amacı gütmeyen bağımsız bir işletmeye dönüştürülmüştür. 1997'de ABD Menkul Kıymetler ve Borsa Komisyonu, kamu şirketlerinin türev faaliyetleri hakkında nicel bilgileri ifşa etmesi gerektiğine karar vermiştir. Büyük bankalar ve bayiler, finansal tablolarının notlarına VaR bilgilerini de dahil ederek kuralı uygulamışlardır (Jorion, 2006).

1.2. RİSKE MARUZ DEĞER (RMD) KAVRAMI

Son yıllarda finansal alanlarda olduğu kadar finansal sektörü etkileyen alanlardaki gelişmeler, risklerin yanına yenilerini eklemektedir. “Bu durum, riskin tanımlanması boyutlarının saptanması ve yönetimi çabalarını günden güne zorlaştırmıştır” (Demireli, 2007, s. 127).

Risk, Türk Dil Kurumu’nun Güncel Türkçe Sözlüğünde “zarara uğrama tehlikesi, riziko” olarak tanımlanmaktadır (TDK, 2019). “Belli bir zaman aralığında hedefe ulaşamama ihtimali nedeniyle ortaya çıkan risk, tam ve net olarak bilinmemesi, zaman içerisinde değişiklik gösterebilme, olumsuz sonuçlara neden olma ve yönetilebilir nitelikte olmama gibi özelliklere sahiptir” (Babuşçu, 2005, s. 4).

Toplumdaki genel algı, riskin olumsuz ve istenmeyen bir durum olduğudur. Gelecekteki sonuçların bilinmeyeceği düşüncesinden hareketle beklenen sonucunda belirsizlik derecesi riski oluşturmaktadır. Diğer bir ifade ile risk, bir olayın ya da olaylar zincirinin ortaya çıkma ihtimalidir (Emhan, 2009).

Finansal piyasaların sürekli değişim ve gelişim içerisinde olması nedeniyle riskin yönetimi de daha da karmaşık hale gelmiştir. Özellikle küreselleşmenin etkisi ile sermayenin hızlı hareketleri, riskin ölçümünü zorunlu hale getirmiştir. Riske Maruz Değer, bu ihtiyacın bir ürünü olarak ortaya çıkmıştır (Dowd, 1998). Farklı

konulardaki riskleri tek bir değer olarak ifade eden bu yöntem, denetim-gözetim kurumlarının yanı sıra finansal piyasalarda işlem yapanlar tarafından da benimsenmiş durumdadır. Bu yaklaşım, tek bir değer olarak ifade edilen katlanılan riskin, yani belirlenen bir zaman aralığında belirlenen olasılıkla oluşabilecek kaybın, hesaplanan değeri aşmayacağını ifade etmektedir (Kavrar & Yılmaz, 2019).

Riske Maruz Değer (RMD) (Value at Risk–VaR), ise istatistiksel yöntemler aracılığı ile belli bir vadede ve belirlenen olasılık dahilinde portföyde oluşabilecek maksimum değer kaybını ölçmeye yönelik uygulamalardır (Mandıracı, 2003).

Riske maruz değer, katlanılan kayıp riskinin belirlenmiş olasılığın en alt sınırını ifade etmektedir. Dolayısıyla riske maruz değer, oluşabilecek en kötü senaryoda yaşanabilecek en büyük kaybı ifade etmektedir (Dowd, 1998). Riske Maruz Değer, özkaynak riski, kur riski, faiz oranı riski, emtia riski vb. farklı faktörlerin neden olduğu risk türlerini bir araya getirmekte ve tüm bu riskleri tek bir çatı altında temsil etmektedir. “Belli bir dönemde belirli bir olasılıkla en fazla ne kadar kayıp yaşarım?” sorusunun yanıtı riske maruz değeri oluşturmaktadır (Bolak, 2016).

Riske maruz değer, terim olarak 1990’ların ortalarına kadar yaygın olarak kullanılmamıştır. “Risk Altındaki Değer” terimi 1990’ların ortalarından önce yaygın olarak kullanılmasa da, önlemin kökenleri çok daha eskilere uzanmaktadır. VaR’nin altında yatan matematik, büyük ölçüde Harry Markowitz tarafından 1952’de portföy teorisi bağlamında geliştirilmiştir (Markowitz, 1952), ancak çabaları hisse senedi yatırımcıları için optimal portföyler tasarlamak için farklı bir amaca yönelik olmuştur. Özellikle, piyasa risklerine odaklanma ve bu risklerdeki hareketlerin etkileri, VaR’nin nasıl hesaplandığı konusunda merkezi öneme sahiptir (Jorion, 2006).

Riske maruz değer (VaR) önlemlerinin kullanılmasına yönelik itici güç, zaman içinde finansal hizmet şirketlerini saran krizlerden ve bu krizlere düzenleyici tepkilerden gelmiştir. Sonraki yıllarda, bankalar bu sermaye gereksinimlerini karşılamalarını sağlamak için risk önlemleri ve kontrol cihazları geliştirdiler (Choudhryve Tanna, 2006). 1970’lerin başında türev piyasaların ve dalgalı döviz kurlarının ortaya çıkmasının yarattığı artan riskle birlikte, sermaye gereksinimleri rafine edilmiş ve SEC’in 1975’te ilan edilen Tekdüzen Net Sermaye Kuralı’nda

(UNCR) genişletilmiştir. Yine de Riske Maruz Değeri uyandıran ilk düzenleyici önlemler, 1980 yılında, SEC'in finansal hizmet firmalarının sermaye gereksinimlerini, otuz günlük bir aralıkta farklı menkul kıymetlerde %95 güvenle maruz kalacakları zararlara bağlamasıyla başlatılmış ve bu potansiyel kayıpları hesaplamak için tarihsel getiriler kullanılmıştır (Pearson, 2002).

Riske maruz değer yaklaşımının gelişimine bakıldığında ise yaklaşımın 1980'li yıllarda firmaların kurum içerisindeki riskleri bir bütün olarak ölçme çalışmaları doğrultusunda başladığını söylemek mümkündür. Bu çalışmalar, danışmanlık şirketlerine ve bu gibi çalışma yapamayacak küçük ve orta büyüklükteki şirketlere satılarak kullanılmaya başlanmıştır. 1994 yılında J.P. Morgan'ın geliştirdiği ve riske maruz değeri ilk kez kullanan RiskMetrics, bu alandaki en bilinen örnek olmuştur. Türkiye'de ise 2006 yılından itibaren BDDK tarafından riske maruz değer yöntemlerinin bankalar tarafından piyasa riskinin hesaplanmasında kullanılabileceği belirtilmiştir (Yıldırım & Çolakyan, 2014).

1995 yılında, J.P. Morgan, çeşitli güvenlik ve varlık sınıflarındaki varyanslar ve kovaryanslar hakkındaki verilere, neredeyse on yıldır riski yönetmek için dahili olarak kullandığı ve yazılım üreticilerinin riski ölçmek için yazılım geliştirmelerine izin veren verilere kamu erişimi sağlamıştır (Pearson, 2002). Hizmete "RiskMetrics" adını verdi ve verilerden ortaya çıkan risk ölçümünü tanımlamak için Riske Maruz Değer terimini kullandı. Tedbir, ticari bankalar ve yatırım bankaları ile onları denetleyen düzenleyici makamlar ile sezgisel çekiciliğine ısınan hazır bir hedef kitle bulmuştur. Son yıllarda VaR, finansal hizmet firmalarında riske maruz kalmanın yerleşik ölçüsü haline geldi ve hatta finansal olmayan hizmet firmalarında kabul görmeye başlamıştır (Jorion, 2006).

Riske maruz değer, bir finansal kuruluştaki risk ölçümü ve risk yönetimi süreçlerinin önemli bir parçasıdır. Risk yönetimi uygulamalarında, RMD hesaplamaları için senaryo analizleri ve stres testlerinin sonuçları ek olarak kullanılmaktadır. Bunun en önemli nedeni, RMD hesaplamaları, en kötü durum senaryoları veya aşırı piyasa koşulları gibi durumlarda oluşabilecek portföy kaybını ihmal etmesidir (Torun, 2017).

Riske Maruz Değer metodolojileri, kullandıkları farklı olasılık dağılımları ve volatilité modelleri ile birbirinden farklıdır. Tüm RMD yöntemleri, risk

faktörleri arasındaki korelasyon etkisinden dolayı portföyün risk seviyesini portföydeki her bir faktörün risk düzeylerinin toplamından daha küçük bir düzeyde ölçümlenmektedir (Bayramoğlu & Yayalar, 2017).

Riske maruz değer, portföy varlıkları arasındaki korelasyon etkisini ortaya koymasını yanında, portföyün tamamına yönelik yapılan ölçümlerde hem netleştirme hem de korunma etkilerini göz önünde bulundurmaktadır. Bu da portföyde alınacak riski azaltacak pozisyonların toplam risk üzerindeki etkisinin gözlemlenmesini sağlayacaktır (Büberkökü, Tüzün-Şahmaroğlu, & Akar, 2019).

Riske maruz değer, riskin bir ölçütü olarak farklı karakteristiğe sahip olan portföyler arasındaki risk seviyesinin karşılaştırılmasına imkân tanımaktadır. Bu bağlamda RMD, benzer finansal varlıklardan oluşan portföylerin riskinin karşılaştırılmasında kullanılabilmektedir. Ayrıca farklı büyüklükteki ve farklı finansal araçlardan oluşan portföylerin riskinin karşılaştırılması için de kullanılabilmektedir. RMD, aynı zamanda büyük portföylerin kendi içerisindeki alt portföylerinin risk / performans ölçümünü de yapabilmektedir (Akbulaev & Aliyeva, 2018).

Riske maruz değer, sadece “normal” piyasa koşullarındaki kayıpları belli bir güven seviyesi dahilinde öngörmektedir. Diğer bir deyişle, %1 güven seviyesinde, yani %99 ihtimalle, en fazla kaybedilecek miktarı ortaya koymaktadır. Ancak piyasa koşullarının aşırı olması durumunda yaşanabilecek kayıplara yönelik bir tahminde bulunmamaktadır (Bolak, 2016).

Riske maruz değer, yatırım, riskten koruma, portföy yönetimi ve benzeri konularda riskli seçenekler arasından karar verilmesini sağlamaktadır. Portföydeki her bir araç arasındaki bağlantıyı da dikkate aldığından, genel bir risk hesabı yapılabilmesine imkan tanımaktadır. Riske maruz değer hesaplamaları, yöneticilerin ya da karar vericilerin verdikleri kararın doğruluğunun değerlendirilmesinde de kullanılabilir (Akbulaev & Aliyeva, 2018).

Riske maruz değer, sadelik ve uygulama kolaylığı bakımından önemli bir avantaja sahiptir. Teknik bilgisi olmayan yöneticilerin dahi kolaylıkla anlayabileceği ve yorumlayabileceği bir değer ortaya koymaktadır. Ancak RMD’nin normal dağılımı varsayması, buna karşılık aslında verilerin normal dağılıma uygun olmaması ve piyasada çok fazla olayın varlığına rağmen riskleri

küçümsemesi gibi dezavantajları da bulunmaktadır (Çatalca, Aktan, & Soydan, 2008).

Riske maruz değer hesaplanırken, hesaplamada kullanılacak verilerin standart sapması, güven düzeyi, portföyün elde tutulma süresi ve riske maruz değeri parasal olarak ifade edebilmek için portföye yapılan yatırımın değeridir. Bu parametrelere sahip olduktan sonra riske maruz değer hesaplaması yapılabilir (Çatalca, Aktan, & Soydan, 2008).

Bu parametrelerden *elde tutma süresi*, riske maruz değer bir portföy ya da tek bir varlığın belli bir zaman dilimdeki fiyat değişiminin ölçülmesi esasına dayandığı göz önünde bulundurulduğunda, portföydeki varlıkların ne kadar bir süre için portföyde yer alacağını ortaya koymaya yönelik bir parametredir. Bir varlığın portföy içerisindeki bulunma süresi uzadıkça, beklenen fiyat değişimi o oranda yüksek olacaktır (Candan & Özün, 2014).

Güven Düzeyi ise riske maruz değer tahmininde beklenen güvenilirliğin seviyesi ile ilgilidir ve riske maruz değer hesaplamalarında elde tutulan portföyün değerinde meydana gelebilecek kayıp miktarının, belirlenen riske maruz değer rakamını aşmama olasılığını ifade etmektedir (Pearson 2002). Riske maruz değer değerlendirmesinde, yüzde 99'luk güven düzeyi en çok istenen güven derecesidir. Bir günde maruz kalınabilecek maksimum kayıp miktarının, tahmini riske maruz değerden daha fazla olma olasılığı yalnızca yüzde 1'dir. Bu nedenle Candan ve Özün (2014), bir kuruluşa duyulan güven derecesi ne kadar yüksekse, riske maruz değer rakamlarının da o kadar yüksek olduğunu ve bunun sonucunda elde tutulması gereken sermaye miktarının da o kadar büyük olduğunu bulmuşlardır.

VaR modellemesi, değerlendirilmekte olan kuruluştaki potansiyel zararı ve tanımlanan zararın meydana gelme olasılığını belirler. Biri, potansiyel kayıp miktarını, kayıp miktarı için meydana gelme olasılığını ve zaman çerçevesini değerlendirerek VaR'yi ölçer. Yatırım bankaları, bağımsız ticaret masalarının istemeden firmayı yüksek oranda ilişkili varlıklara maruz bırakma potansiyelinden dolayı, genellikle firma çapında riske VaR modellemesi uygular (Jorion, 2006). Firma çapında bir VaR değerlendirmesinin kullanılması, kurum içindeki farklı işlem masaları ve departmanları tarafından tutulan toplu pozisyonlardan kümülatif risklerin belirlenmesine olanak tanır. Finansal kuruluşlar, VaR modellemesi

tarafından sağlanan verileri kullanarak, kayıpları karşılamak için yeterli sermaye rezervlerine sahip olup olmadıklarını veya kabul edilebilir risklerden daha yüksek risklerin yoğunlaşmış varlıkları azaltmalarını gerektirip gerektirmediğini belirleyebilirler (Srivastava, 2002).

En popüler ve geleneksel risk ölçüsü oynaklıktır. Bununla birlikte, oynaklıkla ilgili temel sorun, bir yatırımın hareketinin yönünü umursamamasıdır: hisse senedi, aniden daha yükseğe sıçradığı için değişken olabilir. Yatırımcılar için risk, para kaybetme olasılığı ile ilgilidir ve VAR bu sağduyu gerçeğine dayanmaktadır. VAR, yatırımcıların gerçekten büyük bir kayıp olasılığını önemseyip önemseyemediğini varsayarak soruyu yanıtlar: "En kötü senaryom nedir?" veya "gerçekten kötü bir ayda ne kadar kaybedebilirim?" (Jorion, 2006).

Bir VAR istatistiğinin üç bileşeni vardır: bir zaman aralığı, bir güven düzeyi ve bir kayıp miktarı (veya kayıp yüzdesi). VAR'ın yanıtladığı soruya ilişkin bazı varyasyon örnekleri verirken bu üç bölüm göz önüne alınır. Önümüzdeki ay dolar cinsinden kaybetmeyi bekleyebileceğim en fazla şey -% 95 veya % 99 güven düzeyiyle nedir? Gelecek yıl %95 veya %99 güvenle kaybetmeyi bekleyebileceğim maksimum yüzde nedir (Srivastava, 2002). "VAR sorusunun" nasıl üç unsuru olduğu şu şekilde görülebilir: nispeten yüksek bir güven düzeyi (tipik olarak %95 veya %99), bir zaman aralığı (bir gün, bir ay veya bir yıl) ve bir yatırım kaybı tahmini (belirtilen) dolar veya yüzde cinsinden). Bu açıdan kurumsal yatırımcılar, portföy riskini değerlendirmek için VAR'ı kullanmaktadır (Srivastava, 2002).

Riske Maruz Değer herhangi bir kuruluş tarafından maruz kalınan riskleri ölçmek için kullanılabilirken, genellikle ticari ve yatırım bankaları tarafından belirli bir süre boyunca olumsuz piyasa hareketlerinden kaynaklanan alım satım portföylerinin değerindeki potansiyel kaybı yakalamak için kullanılır; bu daha sonra firmaları riske atmadan kayıpların karşılanabilmesini sağlamak için mevcut sermaye ve nakit rezervleriyle karşılaştırılabilir (Pearson 2002).

Riske Maruz Değer'e daha yakından bakıldığında, son bölümdeki simülasyonlarla ilgili tartışmamızı yansıtan açık bir şekilde kilit noktalar vardır (Jorion, 2006; Pearson 2002):

- Bir güven aralığı ile kayıp olasılığını tahmin etmek için, bireysel risklerin olasılık dağılımlarını, bu riskler arasındaki korelasyonu ve bu risklerin değer

üzerindeki etkisini tanımlamamız gerekir. Aslında simülasyonlar, varlık portföyü için VaR'ı ölçmek için yaygın olarak kullanılmaktadır.

- VaR'deki odak, açıkça aşağı yönlü risk ve potansiyel kayıplardır. Bankalarda kullanımı, düşük olasılıklı bir felaket olayının sermayeyi yok eden ve bir müşteri çıkışı yaratan bir kayıp yarattığı bir likidite krizi korkusunu yansıtır. Wall Street bankerleri içinde en iyi sahip yatırım fonu olan Uzun Vadeli Sermaye Yönetimi'nin ölümü, VaR'nin yaygın olarak kabul edilmesinde bir tetikleyici olmuştur.

- VaR'nin üç temel unsuru vardır - belirli bir değer kaybı seviyesi, riskin değerlendirildiği sabit bir zaman periyodu ve bir güven aralığı. VaR, bireysel bir varlık, bir varlık portföyü veya bir şirketin tamamı için belirtilebilir.

- Yatırım bankalarındaki VaR, piyasa riskleri (faiz oranı değişiklikleri, hisse senedi piyasası oynaklığı ve ekonomik büyüme) açısından belirlenirken, risklerin belirli bağlamlarda daha geniş veya dar olarak tanımlanmaması için hiçbir neden yoktur. Böylece, bir firma için büyük bir yatırım projesi için riske maruz değeri rekabetçi ve firmaya özgü riskler açısından ve bir altın madenciliği şirketi için VaR'ı altın fiyat riski açısından hesaplanabilir.

VAR'a duyulan ihtiyaç, son birkaç on yılda döviz kurları, faiz oranları ve emtia fiyatlarındaki muazzam oynaklıktan ve piyasa oranlarındaki ve fiyatlarındaki değişiklik risklerini yönetmek için türev araçların yaygınlaşmasından kaynaklanmaktadır. Nakit enstrümanların ve menkul kıymetlerin artan ticareti ve finansman fırsatlarının büyümesi, türevlerin çoğalmasına eşlik etmiştir (Pearson, 2002).

Sonuç olarak, birçok şirketin çok sayıda (bazen karmaşık) nakit ve türev araç içeren portföyleri vardır. Ayrıca, şirketlerin portföylerindeki risklerin büyüklükleri genellikle açık değildir. VaR'ı en önemli kılan şey, portföy düzeyinde nicel bir piyasa riski ölçümüne olan talebin artmasıdır. VAR, olası portföy kayıplarının tek bir özet istatistiksel ölçüsüdür. Yüzde x olasılık ve t günlük elde tutma süresi kullanıldığında, bir işletmenin VAR'ı, sonraki t günlük elde tutma döneminde yalnızca yüzde x olasılıkla aşılması beklenen zarardır. Gevşek olarak, t günlük elde tutma sürelerinin yüzde x'i sırasında aşılması beklenen kayıptır (Jorion, 2006).

VAR'ı hesaplamak için kullanılan üç ana yöntemden tarihsel simülasyon en basitidir. Yaklaşım, olası kar ve zararların dağılımını oluşturarak başlar. Dağıtım, cari portföy alınarak ve portföyün maruz kaldığı piyasa faktörlerindeki son N periyotların her birinde, genellikle günlerde yaşanan fiili değişikliklere tabi tutularak oluşturulur (Pearson, 2002).

1.2.1. Riske Maruz Değerin Hesaplanması

Riske maruz değerın hesaplanmasında elde tutma süresinin belirlenmesinin ardından tüm muhtemel portföy getirilerinin olasılık dağılımı tahmin edilmektedir. İstenilen güven aralığı da belirlendikten sonra bu güven aralığındaki gerçekleşebilecek maksimum kayıp olarak riske maruz değeri hesaplanmaktadır. Bu hesaplama şu şekilde yapılmaktadır (Bolak, 2016):

Portföyün Tek Bir Varlık İçermesi Durumu:

$$RMD = M \alpha \sigma \quad (1)$$

Formülde yer alan;

M: Portföyün Değeri

α : Sabit güven faktörü

σ : Standart sapma (volatilite)

Riske maruz değerde, varlıkları elde tutma süresi arttıkça belirsizliğin de artacağı düşüncesine dayanan zamanın karekökü kuralı doğrultusunda 1'den fazla her gün için hesaplanacak standart sapma değeri de 1 gün için hesaplanan standart sapmanın $\sqrt{T}$ ile çarpımına eşit olmaktadır. Bu durumda “T” elde tutma süresi olmak üzere;

$$T \text{ günlük oynaklık} = \sigma \sqrt{T} \quad (2)$$

olmaktadır.

Bu durumda “T” kadar elde tutulan bir pozisyon için RMD değeri şu şekilde hesaplanacaktır:

$$RMD = M \alpha \sigma \sqrt{T} \quad (3)$$

Örneğin 1 milyon TL’lik tek bir varlıktan oluşan portföyün %99 güven aralığındaki riske maruz değerinin hesaplaması yapılmak istendiğinde, varlığın

fiyatının günlük oynaklığı örneğin %0,027 olarak alındığında, RMD hesaplaması şu şekilde olacaktır.

$$M = 1.000.000 \text{ TL}$$

$$\alpha = 2,33 \text{ (\%99 güven aralığına denk gelen sabit güven faktörü)}$$

$$\sigma = 0,00027$$

$$RMD = M \alpha \sigma$$

$$= 1.000.000 \times 2,33 \times 0,00027$$

$$= 629,10 \text{ TL}$$

Bu hesaplama doğrultusunda 1 gün boyunca karşılaşılabilecek zarar tutarı, %99 ihtimalle 629,10 TL'yi aşmayacaktır. Bu portföyün 10 gün boyunca elde tutulduğu düşünüldüğünde ise;

$$RMD = M \alpha \sigma \sqrt{T}$$

$$= 1.000.000 \times 2,33 \times 0,00027 \times \sqrt{10}$$

$$= 1989,38 \text{ TL}$$

olacaktır. Yani bu portföyün 10 gün sonunda karşılaşılabileceği en fazla zarar %99 ihtimalle 1989,38 TL'yi aşmayacaktır.

Portföyün 2 Varlık İçermesi Durumu:

Portföyün iki varlık içermesi ve 2 varlığın arasındaki korelasyonun tam pozitif (+1) olmaması durumunda bir portföy etkisi oluşacak ve portföyün toplam riski, varlık risklerinin ağırlıklı toplamına göre daha düşük olacaktır. Getirileri arasındaki korelasyon katsayısı $p_{1,2}$ olan 2 varlıktan oluşan bir portföyün standart sapması şu şekilde belirlenecektir (Bolak, 2016):

$$\sigma_p = [W_1^2 \sigma_1^2 + W_2^2 \sigma_2^2 + 2W_1 W_2 p_{1,2} \sigma_1 \sigma_2]^{1/2} \quad (4)$$

W_1 ve W_2 : Varlıkların portföy içerisindeki ağırlığı

Portföy riskinin bu şekilde belirlenmesinin ardından riske maruz değer yine (1) veya (3) eşitliklerinde olduğu gibi hesaplanacaktır. Ancak bu kez “M (portföy değeri)” tek bir varlığın değil, iki varlığın toplam değerini ifade edecektir (Bolak, 2016).

Örneğin, %40'ı A hisse senedi ve %60'ı B hisse senedinden oluşan toplamda 100.000 TL'lik bir portföy oluşturulduğu göz önüne alındığında; A hisse

senedinin fiyatının günlük değişiminin standart sapmasının %0,132, B hisse senedinin fiyatının günlük değişiminin standart sapmasının ise 0,062 olduğunu, her iki fiyat arasındaki korelasyon katsayısının +%35 olduğunu kabul ederek, portföyün 10 günlük elde tutma süresi için %99 güven aralığında RMD hesaplaması şu şekilde yapılacaktır:

Öncelikle (4) eşitliğinden yararlanarak, portföyün tamamı için standart sapmanın hesaplanması gereklidir:

$$\begin{aligned}\sigma_p &= [(0,40^2 \times 0,00132) + (0,60^2 \times 0,00062) + (2 \times 0,40 \times 0,60 \times 0,35 \times 0,00132 \\ &\times 0,00062)]^{1/2} \\ &= [(0,0002112) + (0,0002232) + (0,00022176)]^{1/2} \\ &= 0,025615\end{aligned}$$

Bu standart sapmaya bağlı olarak 10 günlük elde tutma süresi için RMD hesaplaması şöyle olacaktır:

$$\begin{aligned}\text{RMD} &= M \alpha \sigma \sqrt{T} \\ &= 100.000 \times 0,025615 \times 2,33 \times \sqrt{10} \\ &= 5968,295 \times 3,16227 \\ &= 18.873,40 \text{ TL}\end{aligned}$$

Sonuç olarak A ve B hisse senetlerinden oluşan ikili portföyün 10 gün boyunca elde tutulması halinde %1 ihtimalle 18.873,40 TL’lik bir zarara uğrayacaktır.

Portföyün 2’den Fazla Varlık İçermesi Durumu:

Riske maruz portföyün ikiden fazla varlık içermesi ya da ikiden fazla risk faktörünün etkisinde bulunması halinde de portföy aritmetiği doğrultusunda riske maruz değerin hesaplanması mümkündür. İkiden fazla varlık içeren bir portföyün riske maruz değerinin hesaplanması için öncelikle (4) eşitliğinden yararlanarak portföyün standart sapması hesaplanacak, sonrasında yine (1) ve (3) numaralı eşitliklere başvurulacaktır. Bu noktada (4) eşitliği temel alınarak ikiden fazla varlık içeren portföyün standart sapması, “n” portföydeki varlık sayısı olmak üzere şu şekilde hesaplanacaktır:

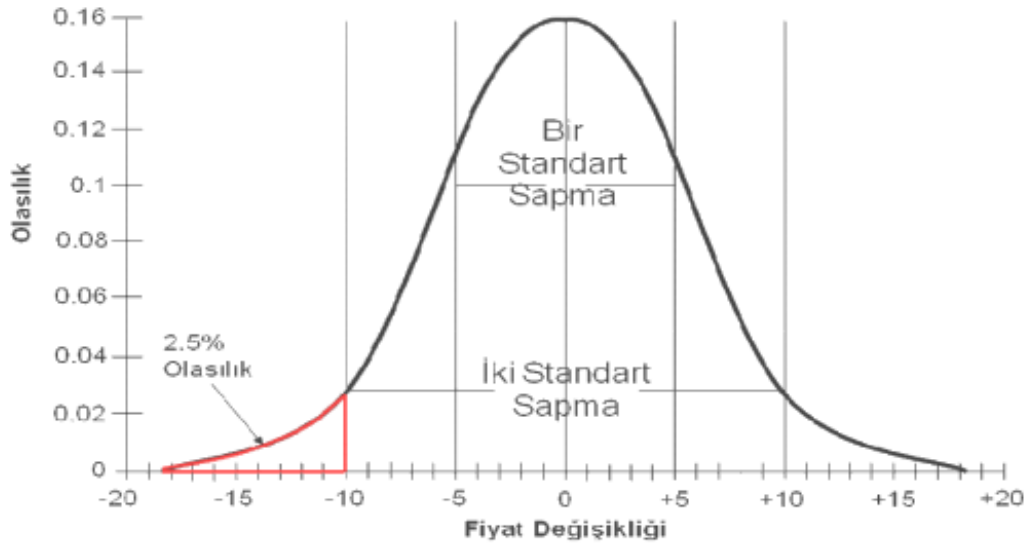
$$\sigma_p = [\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p_{i,j} W_i W_j \sigma_i \sigma_j]^{1/2} \quad (5)$$

Ardından riske maruz değerin hesaplaması tek bir gün için yapılacaksa (1) eşitliğinden, birden fazla gün için yapılacaksa (3) eşitliğinden faydalanarak riske maruz değeri hesaplanacaktır (Bolak, 2016).

1.2.2. Riske Maruz Değerin Varsayımları

Riske Maruz Değer Yaklaşımı, mevcut portföyün elde tutma dönemi sonucunda değişmeyeceği varsayımının yanı sıra bazı modeller için normal dağılım varsayımı yapmaktadır. Normallik varsayımında dağılım, “ortalama” ve “standart sapma” parametreleri doğrultusunda tanımlanmaktadır. Buna göre 1 standart sapma tüm olasılıkların %67’sini, 2 standart sapma tüm olasılıkların %95’ini ve 3 standart sapma ise tüm olasılıkların %99,9’unu kapsamaktadır Kaynak: (Türker, 2009: 6-7).

Şekil 1: Normal Dağılım



Kaynak: (Türker, 2009: 7).

Uygulanmakta olan normal dağılımın kavramsal bir gösterimi VaR, Şekil 1'de verilmiştir. VaR tahmin sürecindeki güven seviyesi, olasılık dağılımına uygulanan standart varyans sapmalarının sayısı ile seçilir. 1.645 standart sapma seçimi, piyasa faktörlerinin pozisyonun fiyat duyarlılığı ile korelasyonuna dayalı

olarak potansiyel tahmini fiyat hareketinin belirli bir miktardan fazla olmayacağına dair %95 güven seviyesi sağlar (tek uçlu bir testte). Bu güven seviyesi, oynaklık-korelasyon VaR'nin RiskMetrics versiyonu tarafından savunulmaktadır.

Şekil 1'de yer alan normal dağılım göz önüne alınarak şu adımlar izlenerek bir piyasa riski tahmini hesaplanabilir (Choudhry ve Tanna, 2006: 35-36):

- Bileşenleri 'piyasa faktörleri' olan bugünün fiyatlarını kullanarak mevcut portföyü değerlendirilir. Örneğin, yabancı para cinsinden bir tahvilin değerini etkileyen piyasa faktörleri, o para biriminin faiz oranının vade yapısı (sıfır kupon eğrisi veya getiri eğrisi) ve döviz kurudur.
- Değişen piyasa faktörlerine dayalı olarak alternatif fiyatları kullanarak portföyü yeniden değerlendirin ve portföy değerinde ortaya çıkacak değişikliği hesaplanır.
- Bir dizi alternatif fiyat kullanarak portföyün yeniden değerlendirilmesi değerindeki değişikliklerin bir dağılımını verir. Buna göre bir portföy VaR, güven seviyeleri açısından belirtilebilir.
- Risk yöneticisi, belirli bir olasılık düzeyinde belirli bir zaman ufku boyunca firmanın kaybedebileceği maksimum değeri hesaplayabilir.

Aşağıdaki adımlar izlenerek bir piyasa riski tahmini hesaplanabilir (Choudhry ve Tanna, 2006):

- Bileşenleri 'piyasa faktörleri' olan bugünün fiyatlarını kullanarak mevcut portföyü değerlendirilir. Örneğin, yabancı para cinsinden bir tahvilin değerini etkileyen piyasa faktörleri, o para biriminin faiz oranının vade yapısı (sıfır kupon eğrisi veya getiri eğrisi) ve döviz kurudur.
- Değişen piyasa faktörlerine dayalı olarak alternatif fiyatları kullanarak portföyü yeniden değerlendirin ve portföy değerinde ortaya çıkacak değişikliği hesaplanır.
- Bir dizi alternatif fiyat kullanarak portföyü yeniden değerlendirme değerindeki değişikliklerin bir dağılımını verir. Buna göre bir portföy VaR, güven seviyeleri açısından belirtilebilir.
- Risk yöneticisi, belirli bir olasılık düzeyinde belirli bir zaman ufku boyunca firmanın kaybedebileceği maksimum değeri hesaplayabilir.

VaR'yi uygulamada temel sorun, farklı piyasa faktörlerinin bir dizi vektörünü elde etmenin bir yolunu bulmaktır. VaR'ı hesaplamak için kullanılabilecek üç yöntemin her biri için çeşitli metodolojilerin bu sorunu nasıl çözmeye çalıştığı aşağıdaki gibi izah edilmektedir.

1.3. RISKE MARUZ DEĞER YAKLAŞIMININ EKONOMİK AÇIDAN ÖNEMİ

Riske Maruz Değer (VAR), piyasa oranlarında N günlük bir şoka dayalı olarak, belirli bir güven düzeyinde bir sözleşme portföyünün piyasa değerindeki potansiyel kaybı ölçer. Standart piyasa riski VAR hesaplaması, statik bir portföyü ve piyasa oranlarında ani bir şoku varsayar. Bir ticaret portföyünün kâr veya zararındaki bir gün içindeki fiili değişiklik, standart VAR hesaplamasında yakalanmayan çeşitli faaliyetlerden etkilenecektir. Bu çeşitli faktörlerin göreceli önemine bağlı olarak (örneğin müşteri akışına karşı özel pozisyon alımı, gün içi risk alımına karşı daha uzun vadeli pozisyon alımı vb.), gelirin varsayımsal olasılık dağılımının altında yatan varsayımsal olasılık dağılımıdır. VAR'ın hesaplanması, ticaret işinin gelirinin gerçek olasılık dağılımına az çok karşılık gelecektir (Picoult, 2002).

Riskin ölçümü, düzenlenmesi ve kontrolü için en yaygın kullanılan araç Riske Maruz Değer'dir. Riske Maruz Değer, bir tür bilgi raporu oluşturmaktadır. Alım satım ve yatırım kararlarını yürüten üst yönetimi riskler hakkında bilgilendirmenin yanı sıra teknik olmayan terimlerle şirket hissedarlarına finansal risklerin net bir şekilde iletilmesini sağlamaktadır (Dowd, 1998). Riske Maruz Değer, yatırımcılar için pozisyon limitleri belirlemek ve sınırlı sermaye kaynaklarının nasıl tahsis edileceğine karar vermek için de kullanılmaktadır. Böylece riski minimize ederek yatırım portföyü oluşturulabilmektedir. Bu sayede yatırımcılar, sınırlı kaynaklarını optimal olarak dağıtabilmek ve farklı portföyler oluşturabilmektedir (Linsmeier ve Pearson, 2000).

Öte yandan Riske Maruz Değer, risk performansını ayarlamak için kullanılabilir. Çünkü Riske Maruz Değer, finansal kurumlar, düzenleyiciler, finansal olmayan şirketler ve varlık yöneticileri tarafından bir risk ölçüsü olarak

benimsenmiştir. Performans değerlendirmesi, özellikle yatırımcıların ekstra risk alma eğiliminde olduğu bir alım satım ortamında çok önemlidir. Riske Maruz Değer önlemlerine dayalı risk sermayesi ücretleri de yatırımcılara aşırı risk almalarını önlemek konusunda yardımcı olmaktadır (Dowd, 1998). Son olarak Riske Maruz Değer'in en büyük faydası, risk hakkında eleştirel düşünmek için yapılandırılmış bir metodolojiyi yatırımcılara dayatmasıdır. Riske Maruz Değerini hesaplama süreci yoluyla kurumlar, finansal riske maruz kalma durumlarıyla yüzleşmek ve denetleyici bağımsız bir risk yönetimi işlevi kurmak zorunda kalmaktadır. Esasen Riske Maruz Değer'in makul kullanımı, mali ve ekonomik krizlerin önüne geçmede faydalı olabilir.

1.4. MARJİNAL RİSKE MARUZ DEĞER

Marjinal VaR, yeni bir yatırım pozisyonunun bir firmaya veya portföye eklediği ek risk miktarını ifade eder. Marjinal VaR, risk yöneticilerinin bir yatırım portföyüne pozisyon ekleme veya çıkarmanın etkilerini incelemesine olanak tanır (Jorion, 2006). Riske maruz değer (VaR), yatırım pozisyonlarının korelasyonundan etkilendiğinden, bireysel bir yatırımın VaR seviyesini ayrı ayrı düşünmek yeterli değildir. Bunun yerine, portföyün VaR miktarına ne gibi katkı sağladığını belirlemek için toplam portföy ile karşılaştırılmalıdır (Pearson, 2002). Marjinal VaR'ın farklılıkları (Pearson, 2002):

- Marjinal VaR, bir yatırımın daha eklenmesi nedeniyle bir firma veya portföy için toplam riskteki artımlı değişikliği hesaplar.
- Riske maruz değer (VaR), istatistiksel tekniklere dayalı olarak bir firma veya portföy için zarar olasılığını modeller.
- Marjinal VaR, risk yöneticilerinin veya yatırımcıların yeni yatırımların VaR resimlerini nasıl değiştireceğini anlamalarına olanak tanır.

Riske Maruz Değer (VaR), belirli bir zaman çerçevesinde bir firma, portföy veya pozisyon içindeki finansal risk seviyesini ölçen ve nicelleştiren istatistiksel bir tekniktir. Bu ölçü, en yaygın olarak yatırım ve ticari bankalar tarafından kurumsal portföylerindeki potansiyel kayıpların kapsamını ve oluşma oranını belirlemek için kullanılır. Risk yöneticileri, riske maruz kalma düzeyini ölçmek ve kontrol etmek

için VaR'ı kullanır. VaR hesaplamaları belirli pozisyonlara veya tüm portföylere ya da firma çapında riske maruz kalmayı ölçmek için uygulanabilir (Poitras, 2013).

Bireysel bir yatırımın bireysel olarak yüksek bir VaR'si olabilir, ancak portföy ile negatif korelasyonu varsa, portföye bireysel VaR'sinden çok daha düşük miktarda VaR'ye katkıda bulunabilir. Değişen pozisyonların portföy riski üzerindeki etkilerini ölçerken, volatilité bir varlığın getirisindeki belirsizliği tek başına ölçtüğü için bireysel VAR'lar yeterli değildir. Bir portföyün parçası olarak, önemli olan varlığın portföy riskine katkısıdır. Marjinal VaR, ek bir dolarlık risk eklemekten ek güvenliğe özgü riski izole etmeye yardımcı olur (Jorion, 2006).

Örneğin, yalnızca iki yatırımı olan bir portföy düşünün. X Yatırımının 500\$ risk altındaki bir değeri vardır ve Y yatırımının 500\$ risk altındaki bir değeri vardır. X ve Y yatırımlarının korelasyonuna bağlı olarak, her iki yatırımı da bir portföy olarak bir araya getirmek, yalnızca 750\$'lık bir portföy değeri riskiyle sonuçlanabilir. Bu, her iki yatırımı da portföye ekleme riski altındaki marjinal değerin 250\$ olduğu anlamına gelir.

Artımlı VaR, bazen marjinal VaR ile karıştırılır. Artımlı VaR, bir pozisyonun portföyün tamamından eklediği veya çıkardığı kesin risk miktarını söylerken, marjinal VaR, toplam risk miktarındaki değişikliğin sadece bir tahminidir. Artımlı VaR, çoğunlukla aynı bilgiyi kullanan bir tahmin olan risk altındaki marjinal değerin aksine daha kesin bir ölçümdür. Artan riske maruz değeri hesaplamak için bir yatırımcının portföyün standart sapmasını, portföyün getiri oranını ve söz konusu varlığın getiri oranını ve portföy payını bilmesi gerekir (Choudhry ve Tanna 2006).

İKİNCİ BÖLÜM

RMD HESAPLAMA YÖNTEMLERİ

2.1. SİMÜLASYON KAVRAMI VE KAPSAMI

Simülasyon kavramı, en basit anlatımla gerçeğin tahmin edilmesidir. Gerçek hayattaki sistemin girdi ve çıktıları matematiksel olarak ifade edilerek sistemin gelecekte ne gibi çıktılar üreteceğini model üzerinde araştırmak, gerçek hayattaki sistem üzerinde yapılabilecek değişiklikleri, değişiklik yapmadan önce sonuçlarını deneyimlemek amacıyla yapılmaktadır (Hançerlioğulları, 2006).

Simülasyon, gerçek hayattaki bir sistem üzerinde yapılacak çalışmaların, sistemi temsil eden model üzerinde yapılarak zaman ve maliyetten tasarruf edilmesini sağlayan, birçok alternatifi aynı anda ve aynı koşullarda sınamayı sağlayan bir tür gerçek hayat denemesidir. Daha genel bir ifade ile yöneticilerin karar vermelerine yardımcı olmak üzere geliştirilen bir tür yöneylem tekniğidir (Demirdöğen, 1998).

Simülasyon, gerçek dünyadaki fiziksel sisteme ait verileri sanal dünyaya taşıyarak gerçek sistemin özelliklerinin izlenmesi konusunda bir tür altyapı oluşturan modelleme tekniğidir. Süreçlerin ne şekilde gelişebileceğinin takibini sağlayan simülasyon sayesinde zamandan ve maliyetten tasarruf edilmekte, risk yönetimi açısından da avantajlar sağlanmaktadır (Çelen, 2017, s. 10).

Simülasyon, gerçek yaşamdaki durumlara yönelik aktif bir şekilde problem çözme becerisinin gelişimini sağlamaktadır. Simülasyon sayesinde gerçekçi ve güvenli bir ortam yaratılmaktadır. Dolayısıyla simülasyon, tamamen risksiz ve gerçek hayatta nadir gerçekleşen kriz ortamı senaryolarının denenmesine izin vermektedir (Sezer & Orgun, 2017).

Bilgisayar sistemlerinin gelişmeye başladığı 1950’li yıllarda, analitik açıdan son derece karmaşık ve pahalı olan nükleer savunma problemleri, simülasyonlar aracılığı ile test edilmiştir. Bilgisayarların gelişimi, fizik ve kimyacılar olduğu kadar sosyal bilimcilere de faydalar sağlamış ve simülasyonlar aracılığı ile laboratuvar deneylerine benzer deneyleri henüz gerçek hayatta gerçekleştirilmeden

bilgisayar ortamında gerçekleştirmek imkanına kavuşulmuştur (Hançerlioğulları, 2006).

Bilgisayarların gelişimi ile birlikte simülasyona dayanan tasarım teknolojileri de gelişim göstermiştir. 1970'li yıllardan önce endüstriyel tasarımda prototip üretip deneme yapmak görüşü hakimdi. Ancak 1980'lerde bilgisayar teknolojinin sıçrama yapması ile bilgisayar destekli simülasyon ortamları ile endüstriyel tasarımın optimizasyonu, analizi, prototip öncesi deneyimleme gibi konularda ciddi ekonomik faydalar sağlamıştır (Çelen, 2017).

Simülasyonun ilk uygulamaları, mühendislik ve bilimsel çalışmalarda yaygın bir şekilde kullanılmıştır. Ekonomide ve sosyal bilimlerde kullanılan simülasyon teknikleri, dinamik bir süreç içerisinde sayısal model üzerinde denemeler yapılmasını içermektedir. Simülasyonlar aracılığı ile değişkenler arasındaki ilişkileri deneyimlemek mümkünse de yoğun bilgisayar kullanımı gereklidir. Gerçek hayattan toplanan veriler, simülasyonlar aracılığı ile yorumlanarak gerçek sistemin performansına ilişkin tahminlerde bulunulur (Sezer ve Orgun, 2017).

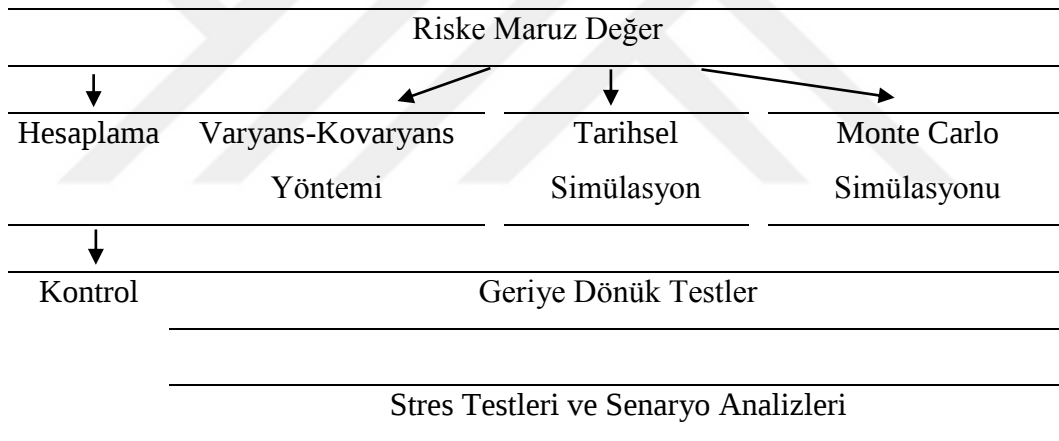
Simülasyonlar, gerçek hayattaki modellerin küçültülmüş bir örneği olduğundan, temsil ettikleri konu bakımından anahtar role sahiptir. (Ingram & Jackson, 2004). Simülasyon, üretim ve imalat sistemlerinin tasarımında ve analizinde, montaj hattının dengelenmesinde, işgücünün planlanmasında, askeri silahların ve taktiklerin saptanmasında, gerekli minimum araç / ambülans / yangın ekipmanı vb. ihtiyaçların tespitinde kullanılmaktadır (Hançerlioğulları, 2006).

Simülasyon, esnek bir çözüm yöntemi olarak karmaşık problemlerin çözümünde oldukça etkilidir. Değiştirilmesi planlanan koşullar ile kısıtlar, simülasyonlar aracılığı ile rahatlıkla modellenabilmektedir. Gerçek hayattaki bir sistemde yapılacak herhangi bir değişikliğin aylar hatta yıllar alabilecek sonuçlarını önceden çok kısa süre sürede tespit etmek mümkündür. Ayrıca simülasyon aracılığı ile modellenen sistem değişmeksizin yeni fikir ve politikalar model üzerinde denenebilir. Öte yandan her simülasyon modeli kendine özgü olduğundan simülasyon sistemlerinin geliştirilmesi oldukça zahmetli ve uzun süreli bir iştir. Optimum bir çözüm üretilmemektedir. Hatta bir tür deneme-yanılma yöntemi olduğunu söylemek mümkündür. Modelleme esnasında gerçek hayattaki bulguların

analizinde yapılabilecek en ufak bir hata, simülasyonun yanlış sonuçlar vermesine yol açabilir (Hançerlioğulları, 2006)

Simülasyon modelleri iki grupta ele alınabilir: Deterministik Simülasyon Modelleri ve Rassal Simülasyon Modelleri. *Deterministik Simülasyon Modelleri*, model ögeleri arasındaki ilişkilerin açık ve tam olarak belirlendiği modellerdir. Risk ya da belirsizlik söz konusu olmadığından olasılık dağılımına ihtiyaç yoktur. *Rassal Simülasyon Modelleri* ise sistemin çıktılarının tam olarak bilinemediği ve çıktıların olasılık dağılımı haliyle gösterildiği modellerdir. Rassal simülasyon modellerinde değişkenler, beklenen değer yerine olasılık dağılımı yoluyla gösterilmektedir. Rassal simülasyon modelinin en bilinen tekniği Monte Carlo Simülasyonudur (Demirdöğen, 1998).

Şekil 2: Riske Maruz Değer Hesaplama Yöntemleri



Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

VaR'yi uygulamada temel sorun, farklı piyasa faktörlerinin bir dizi vektörünü elde etmenin bir yolunu bulmaktır. Bir ticaret portföyünün kâr veya zararındaki bir gün içindeki fiili değişiklik, standart VAR hesaplamasında yakalanmayan çeşitli faaliyetlerden etkilenecektir (Picoult, 2002):

- Hedgelerde gün içi ayarlamalar; tüccarlar, hedge'lerini günde bir defadan daha sık ayarlayabilirler.
- Gün içi ticaret; prensip olarak, tüccarlar, gün içinde piyasada büyük pozisyonlar alırken, yön veya görelî değer pozisyonları olmadan (ve dolayısıyla gün

sonu VAR'ı sıfır olarak) gün sonunda evlerine gidebilirler. Uygulamada, gün içi risk almanın nispi miktarı masaya göre değişecek ve birçok hususa bağlı olacaktır (örneğin, alım satım masasının amaçları, piyasanın likiditesi, vb.).

- Müşteri akışı; büyük bir ticari bankanın geniş bir kurumsal müşteri tabanı olabilir. Müşteri işlerinden kazanılan spreadler normal olarak işlem masasının günlük kar ve zararına dahil edilecektir ve günlük pozisyon alımına atfedilebilen kar ve zarardan net bir şekilde ayrılması zor olabilir.

- Net faiz gelirleri veya giderleri; bu varlıkların net elde etme maliyetini (yani fonlama maliyetleri eksi kazanılan faiz), gerçekleşmemiş kazançların fonlanma maliyetini (ve gerçekleşmemiş zararlardan karşılık gelen faiz gelirini) ve ertelenmiş gelirden damlamayı içerir.

- Karşı taraf kredi riski, likidite riski ve değerlendirme riskinin beklenen maliyeti için düzeltmeler; bazı finansal firmalar, pozisyonun risklerinin beklenen maliyetlerini yansıtmak için başlangıçta bir teklif-teklif orta noktasında hesaplanan pozisyonların piyasa değerine işaretini ayarlayabilir.

Yukarıdakilerin sonucu, bu çeşitli faktörlerin göreceli önemine bağlı olarak (örneğin müşteri akışına karşı özel pozisyon alımı, gün içi risk alımına karşı daha uzun vadeli pozisyon alımı vb.), gelirin varsayımsal olasılık dağılımının altında yatan varsayımsal olasılık dağılımıdır. VAR'ın hesaplanması, ticaret işinin gelirinin gerçek olasılık dağılımına az çok karşılık gelecektir.

Riske maruz değerin hesaplanmasında genel itibariyle üç yöntem bulunmaktadır. Bunlar Varyans-Kovaryans Yöntemi, Tarihsel Simülasyon Yöntemi ve Monte Carlo Simülasyonu'dur.

2.2. MONTE CARLO SİMÜLASYONU

Monte Carlo Simülasyonu hem sosyal bilimlerde hem de fen bilimlerinde sıklıkla kullanılan bir simülasyon tekniğidir. Sosyal bilimlerin finans alanında hisse senedinin getirilerinin hesaplanmasında, muhasebe alanında denetiminde, pazarlama alanında tüketicilerin satın alma davranışlarının modellenmesinde ve daha birçok konuda uygulama alanı bulmaktadır. Teknik, ileride ortaya çıkması muhtemel durumların gerçekleşme ihtimalinin hesaplanmasında kullanılmaktadır.

RMD hesaplama yöntemlerinden en güçlü olanıdır. Yöntem, özellikle karmaşık portföylerin riskinin hesaplanmasında kullanılmaktadır. Monte Carlo Simülasyonu, piyasa fiyatı ve oran değişimlerinin dağılımı üzerinde tahminde bulunmaya yönelik bir yöntemdir. Bunların normal dağılıma sahip olduğunu varsayan yöntemde çok miktarda fiyat değişim, rastlantısal bir şekilde üretilmektedir. Ayrıca portföy çeşitliliğinin fazla olması durumunda bunlar arasındaki korelasyonlar da fiyat değişimlerinin yaratılmasında kullanılmaktadır. Portföy, her bir olası durumda yeniden değerlendirilmektedir (Çatal & Albayrak, 2013).

Monte Carlo Simülasyonu genel itibarıyla şu adımlardan oluşmaktadır (Basil ve Jamieson, 1998: 6-7):

1. Değişkenlerin değerlerini ifade eden modelin kurulması,
2. Olasılık dağılımlarının hesaplanması,
3. Değişimi en iyi ifade eden olasılık dağılımının tespitinin ardından rastgele sayılar üretilmesi.
4. Rastgele üretilen sayılar ile olası portföy değerlerinin hesaplanması,
5. Portföyün mevcut değeri ve olası portföy değerlerinin karşılaştırılması yardımıyla varsayım dayalı kar ve zararlar bulunması,
6. Portföy kar veya zararının en yüksek kardan en yüksek zarara doğru sıralanması ve seçilen güven aralığına karşılık gelen tutar olarak RMD'nin tespit edilmesi.

Monte Carlo Simülasyonu, girdi değişkenlerinin olasılığı ile davranışın bu değişkenlere olan duyarlılığını ilişkilendiren bir tür analiz tekniğidir. Monte Carlo Simülasyonunda ortalama, standart sapma, alt ve üst limit değerler veya en muhtemel değeri belirlemekte yardımcı olan sürekli dağılımlar kullanılmaktadır (Aygören & İlem, 2010).

Yöntem, 1940'lı yıllarda bir tür şans oyununu oynayan bir bilim adamının oyunu başarıyla bitirmek için şansını hesaplamasına dayanmaktadır. Şans oyunlarındaki kazanma ihtimalini hesaplamaya dayanan yöntemin nötron difüzyonu ve diğer matematiksel fizik alanlarında da kullanılabileceğinin fark edilmesiyle Monte Carlo Simülasyonu yöntemi geliştirilmiştir. Yöntem, ilk kez nükleer araştırmalarda kullanılmıştır (Harrison, 2010).

1960'ların sonlarında Monte Carlo Simülasyonuna temel teşkil eden istatistiksel yöntemler ilk kez ortaya çıkmış, ilerleyen dönemde bu yöntemler geliştirilerek Monte Carlo Simülasyonu ortaya çıkarılmıştır. Zengin bir matematiksel altyapısı olan bu yöntemin popülerliği, geniş uygulama alanı ve bu uygulamaların verdiği son derece başarılı sonuçlar nedeniyle artmıştır (Çatalca, Aktan, & Soydan, 2008).

Monte Carlo Simülasyonu, birçok farklı alanda kullanılmaktadır. Fizik, kimya, matematik, biyoloji, tıp ve mühendislik gibi bilimlerin yanı sıra sosyal bilimler alanında da sıklıkla kullanılmaktadır. Sosyal bilimler açısından düşünüldüğünde Monte Carlo Simülasyonu İşgücü planlaması, Sipariş planlaması, İletişim sistemlerinin tasarımı, Finansal veya ekonomik sistemlerin analizi, Dağıtım kanalının tasarımı gibi alanlarda kullanılmaktadır (Kroese, Brereton, Taimre, & Botev, 2014).

Herhangi bir problem basit ve değişkenlerin değeri tam olarak biliniyorsa deterministik modelden söz edilmektedir. Ancak bazı girdiler belirsizse, yani yalnızca olasılık dağılımı ile tanımlanabiliyorsa, bu durumda stokastik modellerden söz edilir. Monte Carlo Simülasyonu, parametrelerin olasılık dağılımları ile modellenebileceği varsayımına dayalı stokastik bir simülasyon tekniğidir (Öztürk, 2004).

Monte Carlo Simülasyon metodu, mümkün olduğunca fazla durumu içeren ve olasılık dağılımlarının bilindiği varsayılan değişkenlerin, tekrarlı bir rassal sürecinin simülasyonudur. Finansal piyasalar açısından düşünüldüğünde simülasyonlar, portföy değerlerinin tümü için yeniden bir dağılım oluşturmakta ve hedeflenmiş belli bir zamandaki portföy değerini bulmak için fiyatların davranışlarını çeşitli rassal fiyat yolları ya da senaryoları üretirler. Kısacası bu yönteme dayanarak yapılan hesaplamalar, yeni piyasa fiyatlarının belirlenmesi ve buna bağlı olarak portföyün piyasa değeri dağılımının hesaplanmasına dayanmaktadır (Çatalca, Aktan, & Soydan, 2008).

Monte Carlo Simülasyonu'nda bir deneyin sonucunu tahminlemek amacıyla rastgele örneklemeden yararlanılmaktadır. Tarihi simülasyon yöntemi ile benzerlik gösteren Monte Carlo Simülasyonu, RMD hesaplama yöntemleri arasındaki en güçlü ve en kapsamlı yöntemdir. Tarihsel simülasyon yönteminde portföyü

oluşturan finansal varlığın geçmiş verilerine dayanan gerçek bir veri seti kullanılırken, Monte Carlo Simülasyonunda rassal olarak türetilmiş sayılardan oluşan bir senaryoya bağlı belli bir dağılımdan oluşan veri seti kullanılmaktadır. Rassal olarak üretilen fiyat değişimlerinin kullanıldığı bu yöntemde, portföyde birden fazla risk faktörünün olması durumunda bu risk faktörleri arasındaki korelasyon da dikkate alınarak fiyat değişimleri yaratılmaktadır.

Monte Carlo Simülasyonunun farklı durumlar için birden fazla kullanılabilme, model üzerinde deneme yapmaya imkân sağlama, çok uzun zamanda sonucu alınabilecek bir modelin kısa sürede sonucunu alma, sistem üzerinde değişiklik yapmadan yeni fikirleri deneme, sayısal verilerin doğruluğunu ispatlama ve sistemin gözlemlenip eksiklerinin belirlenmesi ve giderilmesini sağlama gibi avantajları bulunmaktadır (Şener, 2019).

Monte Carlo Simülasyonu yönteminin kullanımında dikkat edilmesi gereken iki nokta bulunmaktadır. Bunlardan birincisi, olasılık dağılımı hakkında uygun bir seçim yapılması, diğeri ise uygun rastgele sayıların üretilmesidir. Monte Carlo Simülasyonunun amacı, düzgün dağılımdan gelişigüzel değişkenler elde etmek ve bunları uygun bir şekilde ilgilenilen dağılıma taşımaktır. Rassal sayı üretme aşaması çok defa tekrarlanır ve sonuçlar, sistemin performansının istatistiksel yapısını belirlemek amacıyla analiz edilir. Yapılan deneme sayısı arttıkça sistemin duyarlılığı da artmaktadır. Ancak Monte Carlo Simülasyonu istatistik temelli olduğundan, ulaşılan sonuçlar ortalama çözümlerdir ve beklenen değer için kesin bir sonuç elde etmek zordur (Yıldız, 2011).

Monte Carlo Simülasyonu süreci belli başlı adımlardan oluşmaktadır. Bu adımları şu şekilde sıralamak mümkündür (Çatalca, Aktan, & Soydan, 2008):

- *“İlk adım, ilgilenilen stokastik değişkenler için bir model seçmektir.*
- *Modelin belirlenmesinin ardından, oynaklıklar, korelasyonlar ve benzeri parametreler, geçmiş ya da piyasa verilerinden mevcut olanlar esas alınarak tahmin edilir.*
- *Gerçek rassal sayıların özelliklerini taklit eden belirleyici sayıları üreten bir rassal sayı üretici (random number generator) tarafından üretilen rassal sayılar kullanarak stokastik değişkenler için kurgusal ya da simüle edilmiş senaryo oluşturulur.*

- Her bir rassal sayı kümesi, portföydeki enstrümanların varsayımsal nihai fiyatlarının bir kümesini meydana getirir.
- Bu simülasyonlar, portföy değerlerine ait simüle edilen dağılımların gerçek portföy değerlerinin doğru fakat bilinmeyen dağılımının güvenilir bir şekilde yerine geçmek için yeterince yakın olduğu konusunda emin oluncaya kadar tekrarlanır.
- Bu işlem yapıldıktan sonra RMD, bu ikame dağılımdan çıkarılabilir.”

2.2.1. Rassal Sayı Üretimi

Monte Carlo Simülasyonunda her eleman için rastgele sayılar üretilmekte ve üretilen rastgele sayılar için sistemin sağlanıp sağlanmadığı incelenmektedir. Rastgele sayı üretiminde çeşitli matematiksel yöntemler olduğu gibi, manuel olarak uygulanabilen yöntemler de söz konusudur (Çavuş, Yanıkoğlu, & Yılmaz, 2003).

Monte Carlo Simülasyonunda deneylerin yapılabilmesi için veri seti üzerinde çalışma yapılmak durumundadır ve bu veri seti gerçekte olmayan bir sistem ile ilgili ise rassal olarak sayı üretme tekniğine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tekniğin kullanılabilmesi, bir olasılık dağılımından rastgele denemeler yapabilmek için rastgele sayı üretimini gerektirmektedir. Rastgele bir sayının gerçekleşme olasılığı, dizideki herhangi bir sayının gerçekleşme olasılığı ile aynıdır. Rastgele sayı üretim işlemi, elle yapılabildiği gibi, tablolar ya da bilgisayar yardımıyla da yapılabilmektedir (Kleiss, 2019).

Manuel sayı üretimi, elle yapıldığından pratik değildir. Diğer yöntemlerde ise kesikli rastgele değişken için rastgele değer üretimi, birikimli olasılık dağılımının oluşturulması ve rastgele sayıların değişkenin değişik değerlerine paylaştırılmasında birikimli olasılık dağılımının kullanımı olmak üzere iki adımdan oluşmaktadır.

Monte Carlo Simülasyonu için rassal sayı üretiminde bilgisayarlar aracılığı rassal sayı üretimi ise bilgisayarların yaygın kullanımı nedeniyle yaygınlaşmıştır. Sözde rastgele sayı dizileri, tamamen matematiksel süreçle elde edildiği için gerçekte tam olarak rastgele değildir. Çünkü doğadaki rastlantı denilen her olay tam ve kesin olarak rassal değildir. Her olayı etkileyen faktörler söz konusudur. Bu nedenle bilgisayarlar aracılığı ile üretilen sayılar da tam olarak rassal değildir.

Ancak bu yolla üretilen sayılar, rastgele olabilmeleri için belli istatistiksel testlerden geçerek rastgele işlemlerde kullanılmaktadır (Yıldız, 2011).

Matematiksel ilişkilerle rastgele sayı üretiminde Orta Kare Yöntemi ve İki Sayının Çarpımı Yöntemi gibi çeşitli yöntemler kullanılmaktadır (Çelik, 2015):

Orta kare yönteminde, başlangıç değeri olarak dört basamaklı bir sayı seçilip bunun karesi alınmaktadır. Elde edilen yeni sayının basamak sayısı çiftse herhangi bir işlem yapılmaz. Eğer elde edilen yeni sayının basamak sayısı tekse başına 0 konularak basamak sayısı çift hale getirilir. Örneğin 7 basamaklı olursa, başına 0 konularak 8 basamağa çıkarılır. Bu aşamadan sonra, elde edilen yeni sayının ortasındaki 4 basamaklı sayı alınır ve işlem, üretilmek istenen sayı kadar tekrarlanır. Ancak bu yöntemin analizi oldukça güçtür ve elde edilen sonuçlar istatistiksel olarak tatmin edici değildir. *İki Sayının Çarpımı Yönteminde* ise rastgele sayılar iki ardışık sayının çarpılması yoluyla üretilmektedir (Dowd, 1998).

2.2.2. Monte Carlo Simülasyonu Yöntemleri

Monte Carlo Simülasyonunda Kesin Örneklem, Markov Zinciri, Önem Örneklemesi ve Sıralı Monte Carlo gibi yöntemler kullanılmaktadır. Çalışmanın bu kısmında Monte Carlo Simülasyonu yöntemlerinden bahsedilmiştir.

2.2.2.1. Olasılık Dağılımlarından Rastgele Örneklem

Tüm rastgele örneklem yöntemleri, temel olarak R rassal değişkeninin değerini, olasılık dağılımı verilen X gibi bir rassal değişkenin değerine dönüştüren ve üreteç olarak adlandırılan bir algoritmadır. R rassal değişkenini X rassal değişkenine dönüştürme işlemi ise *ters dönüşüm* ve *kabul-ret* olmak üzere iki temel yaklaşımı bulunmaktadır. Sanal gözlem üretme yöntemi olarak bunların hangisinin seçileceği ise öncelikle rassal değişkenin dağılım ve ters dağılım fonksiyonunun yapısına ve hesaplamanın etkinliğine bağlıdır. Ters dönüşüm yöntemi, kesikli ve sürekli dağılımlarda kullanılmaktadır.

Ters dönüşüm tekniğinin temel mantığı, $R=F(x)$ kümülatif olasılık yoğunluk fonksiyonu için rassal değişken $U(0,1)$ üretimine ve bu değişkenin de $X=F^{-1}(R)$

dönüşümünü yaparak X 'lerin elde edilmesine dayanmaktadır. Ters dönüşüm tekniğinin uygulanmasında üssel dağılım, Earlang dağılımı, uniform dağılım, Weibull dağılımı, Cauchy dağılımı, geometrik dağılım, pareto dağılımı, normal dağılım ve x^2 dağılımı kullanılmaktadır (Çelik, 2015).

$X \sim \pi$ rassal değişkenin kümülatif dağılım fonksiyonu:

$$F(x) = P(X \leq x), x \in R$$

F 'in genelleştirilmiş tersi:

$$G(u) = \inf\{x \in \chi : F(x) \geq u\}$$

Homojen dağılmış sayılar ve G kullanılarak $X \sim \pi$ elde edilebilir.

$$U \sim \text{Unif}(0,1) \implies G(U) \sim \pi$$

Kabul / Ret yaklaşımı ise diğer yöntemlerin uygulanamadığı karmaşık olasılık yoğunluk fonksiyonlarını kullanmak amacıyla tasarlanmıştır. Yöntemin temel mantığı, karmaşık olasılık yoğunluk fonksiyonu $f(x)$ 'i daha analitik bir temsili olasılık yoğunluk fonksiyonu $h(x)$ ile değiştirmektedir. $h(x)$ aracılığı ile alınan örneklem, daha sonra orijinal olasılık yoğunluk fonksiyonu olan $f(x)$ 'ten örneklem belirlemekte kullanılmaktadır. Kabul / ret yaklaşımında Poisson dağılımı, Gamma dağılımı ve üçgen dağılım kullanılmaktadır (Çelik, 2015).

$$\pi(x) > 0 \text{ ise } q(x) > 0 \text{ ve}$$

her $x \in \chi$ için $\pi(x) \leq Mq(x)$ 'i sağlayacak bir $M > 0$ olması koşullarını sağlayan bir $q(x)$ dağılımı gerekmektedir. Bu durumda;

$$X' \sim q(\cdot) \text{ ve } U \sim \text{Unif}(0,1) \text{ üretilir.}$$

$$U \leq \pi(x')/Mq(x'), \text{ ise } X = X' \text{ alınır. Değilse 1'e geri dönülür.}$$

2.2.2.2. Markov Zinciri

Stokastik süreçleri modellemede kullanılan önemli bir araç olan Markov Zincirinde mevcut durumda gelecek durumlar, geçmiş durumlardan bağımsızdır. Diğer bir ifadeyle mevcut durum, sürecin gelecekte gideceği noktayı etkileyebilecek tüm bilgiyi kapsamaktadır. Bu bağlamda gelecekteki durumlara da belli bir şekilde değil olasılıksal bir süreçle ulaşılabacaktır (Alp & Sarıoğlu, 2018).

Herhangi bir anda tüm sistem, belli bir olasılık dağılımına bağlı olmak kaydıyla yeni bir duruma geçebilir ya da aynı şekilde kalabilir. Durumsal

değişiklikler geçiş olarak bilinmektedir. Geçiş olasılığı ise durumda yaşanabilecek değişikliklerin olasılığını ifade etmektedir (Alp & Çetin, 2016).

Bir durumdan başka bir duruma geçiş, sistemin önceki durumlarına değil, yalnızca son durumuna bağlıdır. Bu nedenle de Markov Zinciri'nde sistemin önceki durumlarının ne olduğunu değil, sistemin son durumunun ne olduğunu bilmek yeterlidir. Bu nitelik, Markovyen Özellik olarak adlandırılmaktadır. Markov Zincirinin, homojenlik, indirgenemezlik, tekrarlanma ve ergodiklik özellikleri bulunmaktadır (Yavuz & Karabulut, 2016).

Homojenlik, Markov Zinciri'nin "n." aşamada "n.'in" değerine bağlı olmaksızın geçiş olasılığına sahip olmasını ifade etmektedir. İndirgenemezlik, alt uzaydaki her bir noktanın diğer noktaya geçişi sağladığını ifade etmektedir. Dolayısıyla iki nokta arasında bir yolun varlığını kabul etmektedir. Tekrarlanma ise kapalı ve sonlu bir alt uzayın içerisindeki tüm durumların tekrarlanabileceğini ifade etmektedir. Ergodiklik ise Markov Zincirinin indirgenemez, pozitif tekrarlanan ve düzensiz olması durumunu ifade etmektedir (Alp & Öz, 2009).

Markov Zincirleri, dinamik ve stokastik sistemlerin analizinde, sistemin zaman boyu içinde olabileceği farklı durumlar arasında yaptığı hareketlerin incelenmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Markov Zincirleri, sistemin belli bir andaki durumunu tahmin etme özelliğinin yanı sıra, uzun dönemde sistemin ne durumda olacağını tahmin etme özelliği de bulunmaktadır (Alp & Öz, 2009).

Markov Zincirine dayanan simülasyonu kullanarak Metropolis-Hasting Algoritması ve Gibbs Örneklemesi geliştirilmiştir.

Metropolis-Hastings Algoritması: Algoritma, 1953 yılında Metropolis ile ilgili bir makalede Boltzman dağılımına özel bir durumun önerilmesi, 1970 yılında ise Hastings'in bu fikri benimseyip genişletmesi ile oluşturulmuştur. Bu algoritma, Gibbs Örneklemi Yöntemine de örnek teşkil etmiştir. Metropolis-Hastings Algoritmasında şimdiki değere bağlı olarak rassal sayı ekleme yoluyla önerilen yeni bir değer üretilmektedir. Önerilen değer hesaplandıktan sonra bu önerilen değer yeni değer olarak kabul edilmeyeceği kararlaştırılmaktadır. Önerilen değer olasılığı, mevcut değer olasılığından yüksek ise önerilen değer yeni değer olarak kabul edilmektedir (Cengiz, Terzi, Şenel, & Murat, 2012).

$X_{n-1}=x$ verildiğinde yeni değer için $q(.|x)$ koşullu dağılımından çekilen bir örnek yeni değer olarak önerilir. Bu değer belli bir olasılığa göre kabul edilir. Edilmezse, eski değerde kalınır.

$X_{n-1}=x$ verildiğinde,

Yeni değer için $x' \sim q(.|x)$ önerilir.

X_n 'in değeri

$$\alpha(x, x') = \min \left\{ \frac{\pi(x') q(x|x')}{\pi(x) q(x'|x)} \right\}$$

olasılıkla $X_n = x'$ alınır, yoksa önerilerin değeri reddedilir ve $X_n=x$ alınır.

Gibbs Örnekleme: Her ne kadar Metropolis-Hastings Algoritması'nın özel bir durumu olsa da popüler ve kolay olması nedeniyle genellikle ayrı bir simülasyon yöntemi olarak bahsedilmektedir. Gibbs örnekleme, her zaman yeni bir değere doğru gitmektedir ve önerilen bir dağılım tanımına ihtiyaç duymamaktadır. Öte yandan parametre uzayının anlaşılması zor olması durumunda ya da parametreler oldukça yüksek ilişkili olduğunda başarılı olmayabilmektedir (Cengiz, Terzi, Şenel, & Murat, 2012).

Gibbs Örneklemesinin uygulanabilmesi için,

$X=(X(1),...,X(d))$ değişkeni çok boyutlu olmalı ve

Tam koşullu $\pi_k (.|X(1),...X(k-1), X(k+1),...,X(d))$ dağılımlarından örnekleme yapılabilmelidir.

Gibbs örnekleme ise,

$X_1=(X_1(1),...,X_1(d))$ ile başlayarak

$n=2,3,...$ ve

$k=1,...,d$ için

$X_n(k) \sim \pi_k(.|X_n(1),..., X_n(k-1), X_{n-1}(k+1),..., X_{n-1}(n))$

2.2.2.3. Önem Örnekleme

Önem Örnekleme, olasılık dağılımlarından tesadüfi değerlerin seçimi ile başlamakta ve sürekli benzer şekilde devam etmektedir. Önem örnekleme, beklenen değeri için daha önemli bölgeden daha fazla örnekleme yapılması ilkesine

dayanmaktadır. Örneklem hacmi sabit kalmak kaydıyla, eş benzetim koşullarında önemli bölgeden daha fazla örneklem yapılması sağlanmaktadır (Dowd, 1998).

Önem örneklemeinde rassal değerlerin türetildiği orijinal dağılım yerine bir başka dağılım kullanılmaktadır. Rassal değerlerin türetildiği yeni dağılım önem örnekleme dağılımı olarak adlandırılmaktadır. Önem örnekleme dağılımının kullanımı ile birlikte orijinal dağılım tamamen terk edilmemektedir. Hesaplanan beklenen değerin ilk duruma göre değişmemesi için her bir benzetim sonucuna bir düzeltme işlemi uygulanmaktadır. Bu işlem, ağırlık fonksiyonu ile sağlanır ve ağırlık fonksiyonu, türetilen her bir rassal sayı için bu rassal sayı noktasındaki orijinal dağılım değerinin hedef dağılım değerine bölünmesi ile hesaplanmaktadır (Candan ve Özün, 2014).

$X^{(1)}, \dots, X^{(N)}$ i.i.d. $\sim q(\cdot)$ örneklenir.

$\pi(\varphi)$ 'ye şu şekilde yaklaşılır:

$$\pi_{IS}^N(\varphi) := \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi(X^{(i)}) w(X^{(i)})$$

2.2.2.4. Sıralı Monte Carlo Yöntemleri

Parçacık Süzgeçleri de denilen Sıralı Monte Carlo, olasılık yoğunluk fonksiyonunu parçacıklar cinsinden ifade etmektedir. Bu şekilde ifade edilen olasılık yoğunluk fonksiyonunu kullanarak ardışık Monte Carlo kestirimi yapılmaktadır. Ayrıca önem örneklemeinin de ardışık olarak yapılması söz konusudur (Candan ve Özün, 2014).

Parçacık süzgeçleri, gözlemlenen verinin sırasının önemli olduğu, özellikle durağan olmayan durumlarda kestirilmeye çalışılan parametrenin zamanla değiştiği ve olasılık fonksiyonu ve beklenti değerlerinin veri örnekleri geldikçe güncellendiği durumlarda parçacık süzgeçlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Parçacık süzgeci olarak sistem dinamik bir sistem olarak ya da durum-uzay denklemleri kullanılarak modellenebilmektedir (Çelen, 2017).

2.2.3. Monte Carlo Simülasyonunun Avantaj ve Dezavantajları

Monte Carlo Simülasyonu yönteminin avantaj ve dezavantajlarından da söz etmek gereklidir. Yöntemin avantajlarını şu şekilde sıralamak mümkündür (Preacher & Selig, 2012; Basil & Jamieson, 1998; Kwak & Ingall, 2009):

- Monte Carlo Simülasyonu, bilgisayar aracılığı ile sayısal deneyler için istatistiksel örnekleme sağlamaktadır.
 - Monte Carlo simülasyonu, birçok problemin yaklaşık bir çözümünü ortaya koyabilir.
 - Simülasyon süreci, gerçek sistemin anlaşılmasını kolaylaştırabilir.
 - Gerçek sistemi çalıştırmadan sistemin hassasiyeti ölçülüp optimizasyonu sağlanabilir.
 - Sistemi gerçekte olduğundan daha hızlı ya da daha yavaş zaman ölçeğinde değerlendirebilir.
 - Yöntem, hem olasılık içeren (stokastik) hem de olasılık içermeyen (deterministik) şekilde kullanılabilir.
 - Sonuçlar yalnızca neler olabileceğini değil, her sonucun ne kadar olası olduğunu da gösterir.
 - Bir Monte Carlo simülasyonunun ürettiği veriler nedeniyle, farklı sonuçların ve bunların gerçekleşme olasılıklarının grafiklerini oluşturmak kolaydır. Bu, diğer paydaşlara bulguları iletmek için önemlidir.
 - Monte Carlo simülasyonunda, hangi girdilerin kârlılık sonuçlarında en büyük etkiye sahip olduğunu görmek kolaydır.
 - Monte Carlo simülasyonunu kullanarak, belirli bir çıktı elde edildiğinde hangi girdilerin bu çıktı üzerinde hangi değerlere sahip olduğunu tam olarak görmek mümkündür.
 - Monte Carlo simülasyonunda, girdi değişkenleri arasındaki birbirine bağımlı ilişkileri modellemek mümkündür.
- Bununla birlikte, yöntemin dezavantajları da bulunmaktadır. Bu dezavantajları ise şu şekilde sıralamak mümkündür (Kwak & Ingall, 2009; Nnamani, 2017):
- Simülasyon oluşturmak oldukça maliyetli ve zaman alıcı olabilir.

- Simülasyonun girdiler ile rahatlıkla oynanabilmesi nedeniyle kötüye kullanımı kolaydır.
- Özellikle ticari simülasyon paketlerinin kullanım kolaylığına karşılık yöntemin kısıtlarını bilmemek hatalı simülasyonlar doğurabilir.
- Çıktılara gereğinden fazla güvenilirlik atfedilebilir.
- Simülasyon, kullanılan serilerin güvenilirliğine doğrudan bağlıdır. Serilerin güvenilirliği, çıktıların güvenilirliğini doğrudan etkiler.

2.3. TARİHSEL SİMÜLASYON YÖNTEMİ

Tarihsel Simülasyon Yöntemi, basit ve anlaşılır bir yöntemdir. Portföy sahibinin günlük kar-zarar hesabını tutarak belli bir güven düzeyinde RMD'yi hesaplaması mümkündür. Buna karşılık herhangi bir varsayımda bulunmaz. Bu nedenle de standart sapma ya da korelasyon gibi parametreler kullanılmaktadır. Bu açıdan parametrik olmayan yöntem olarak kabul edilmektedir (Yıldırım & Çolakyan, 2014).

Tarihsel simülasyon yönteminde geçmiş verilerden senaryolar üretilmekte ve portföydeki varlıkların geçmişten gelerek risk faktörlerine karşı duyarlılıkları çerçevesinde gelecekteki kar-zarar durumu tahmin edilmektedir. Ancak yöntem, gelecekteki fiyatların geçmişteki dalgalanmalar ya da trende bağlı olarak hareket edeceğine yönelik varsayım, tahminin doğruluğunu şüpheli hale getirmektedir. Ayrıca portföydeki varlıkların portföyle olan korelasyonu ölçülmediğinden portföyün tamamı üzerindeki etkileri de yok sayılmaktadır (Terzioğlu, 2018).

Son birkaç yılda Riske Maruz Değer (VaR), finansal kurumlarda piyasa riski ölçümü için birincil araç olarak kabul görmüştür. Aslında, bu finansal kurumların büyük bir kısmı VaR ölçümlerini halka ve/veya düzenleyici kurumlara rapor etmektedir. Düzenleyici kurumlar ise sermaye yeterliliği hesaplamaları için VaR kullanımına izin vermektedir (Richardson vd., 1997). Prensip olarak VaR'ın kullanımı konusunda yaygın bir fikir birliği olmasına rağmen, VaR'ı hesaplamak için tercih edilen yöntem konusunda çok az fikir birliği vardır. Güvenilir VaR tahminleri elde etmedeki zorluk, mevcut tüm yöntemlerin bazı ödünleşimler ve basitleştirmeler içermesinden kaynaklanmaktadır. VaR tahmini için en iyi

metodolojinin ne olduğunu belirlemek, ampirik bir soru ve uygulama sorunu haline gelir. Dayanak varlıkların sayısına, türlerine ve hesaplamanın kesin amacına bağlı olabilir (Linsmeier ve Pearson, 2000).

Finansın riske maruz değeri (VaR) analizinde tarihsel simülasyon, zaman içinde varlık getirilerinin kümülatif dağılım fonksiyonunu (CDF) 'simüle ederek' veya oluşturarak risk altındaki değeri tahmin etmeye yönelik bir prosedürdür (Richardson vd., 1997). Parametrik VaR modellerinden farklı olarak, geçmiş simülasyon, varlık getirilerinin belirli bir dağılımını varsaymaz. Ayrıca, uygulanması nispeten kolaydır. Ancak, tarihsel simülasyonun birkaç eksikliği vardır. Tarihsel simülasyon, tüm dönemin tüm getirilerine eşit ağırlık uygular; bu, şimdiki zamandan daha uzakta olan verilerin azalan öngörülebilirliği ile tutarsızdır (Dowd, 1998). Bu yöntemle, bugün ve yarın arasında piyasa faktörlerindeki potansiyel değişikliklerin bin simülasyonu, bin çift geçmiş tarihten elde edilebilir (Picoult, 2002).

Tarihsel simülasyon yaklaşımı, oynaklıktan yüzdelikler çıkarırken dağılım varsayımları yapma ihtiyacını ortadan kaldırır. Bu yaklaşım, VaR'yi elde etmek için tarihsel getiri dağılımının ampirik yüzdeliklerini kullanarak doğrudan yüzdelikleri tahmin eder. Tarihsel simülasyon yaklaşımıyla ilgili iki ciddi sorun vardır. İlk olarak, dağılımın aşırı yüzdelik dilimlerini (örneğin, %1 veya %5 VaR) az veriyle tahmin etmek herkesin bildiği gibi zordur. İkinci olarak, tarihsel simülasyon yaklaşımı esas olarak getirilerin bağımsız ve özdeş olarak dağıtıldığını varsayar ve dolayısıyla zamanla değişen oynaklığa izin vermemektedir (Richardson vd., 1997).

İlk soruna olası bir çözüm, gözlem süresini uzatmaktır. Spesifik olarak, EXP yaklaşımı bir yıldan daha az günlük getiri verilerini etkin bir şekilde kullanırken, tarihsel simülasyon yaklaşımının uygulamalarında beş yıla kadar geçmiş verilerin kullanımını görmek nadir değildir (Linsmeier ve Pearson, 2000). Ancak bunu yaparken, ikinci soruna (döngüsel oynaklık) tek çare kaybolur. Bir diğer ifadeyle tarihsel simülasyon yaklaşımı içinde en son bilgilere daha fazla ağırlık vermenin tek yolu, daha kısa geçmiş pencereleri kullanmaktır. Özetle, uzun geçmişlerde en son bilgilerin değeri azalırken, kısa geçmişlerde tahmin problemleriyle karşılaşmaktadır (Richardson vd., 1997).

2.3.1. Tarihsel Simülasyon Yönteminde VaR Hesaplanması

Tarihsel Simülasyon ile Riske Maruz Değer, belirli bir elde tutma süresi ve güven seviyesi ile bir varlığın veya portföyün geçmiş performansları dikkate alınarak yakın gelecekte karşılaşılabileceği maksimum kaybı bulmak için kullanılmıştır (Linsmeier ve Pearson, 2000). Tarihin tekerrür ettiği varsayımından hareketle, geçmişe ait ilgili veriler toplanarak günlük getiriler hesaplanır. Tarihsel fiyat değişiklikleri, yakın gelecekte fiyatlardaki olası hareketleri simüle etmek için kullanılır. Yani, K günlük geçmiş verilerinin kullanılması, bugünden yarına olası K fiyat değişikliklerinin simülasyonunu sağlar (Dowd, 1998).

Tarihsel Simülasyon Yöntemi ile riske maruz değer hesaplanması beş aşamadan meydana gelmektedir (Akan, 2007):

1. Portföyün içerisindeki varlıklar faiz oranı, döviz kuru ve diğer temel piyasa değişkenleri bazında belirlenir. Ardından varlıkların değerlerini mevcut piyasa koşullarına uygun olarak piyasa faktörleri açısından temsil edecek bir formül geliştirilir.

2. Güncel piyasa faktör değerlerini hesaplamak için önceki piyasa faktör değerlerinin, ya da diğer bir ifadeyle son N dönem boyunca meydana gelen değişimlerinin toplanması esastır. Değerlerin risk altındaki değerlerin hesaplanmasında temel niteliğinde olan elde tutma süresi ile uyumlu olması gerekmektedir.

3. Cari portföyün piyasa oranı ve fiyatında geçmiş N dönem boyu değişimler belirlenmektedir. Sonrasında her bir varsayım için cari portföy değeri, portföy değerinden çıkarılmaktadır. Böylece kar ya da zarara ulaşılmaktadır.

4. Bu aşamanın ardından, cari piyasa fiyatları kullanılarak yapılan bir değerlemeden kaynaklanan varsayımsal bir portföy kârı veya zararı, kazanç veya zararın büyüklüğüne göre en yüksekten en düşüğe doğru sıralanır.

5. Son aşamada, daha önce tanımlanan varsayımsal kâr veya zarar dağılımı kullanılarak seçilen güven aralığına karşılık gelen zarar hesaplanır. Örneğin %95 güven aralığı için beşinci, %99 güven aralığı için ikinci en yüksek kayıp riske maruz değer olacaktır.

Yukarıda anlatımı yapılan tarihsel simülasyon yönteminin matematiksel gösterimi şöyledir (Yıldırım & Çolakyan, 2014):

$$R_{p,t} = \sum_{i=1}^n x_i r_{i,t} \quad (9)$$

Formülde yer alan;

$R_{p,t}$ = t dönem boyunca portföyün getirisini

x_i = i varlığının portföy içerisindeki ağırlığını

$r_{i,t}$ = i varlığının t'inci gözlemdeki getirisini

n = Portföy içindeki varlıkların sayısını

ifade etmektedir.

Bu yöntem her ne kadar en kolay anlaşılan, anlatılan ve sınırlı varlık sayısına sahip portföyde uygulanması en kolay olan yöntem olsa da yöntemin uygulanmasında harcanan zaman ve emek, çoğu zaman parametrik yöntemlere harcanandan daha yüksek olmaktadır. Buna ek olarak yöntemin sağlıklı bir şekilde uygulanabilmesi için güçlü bir veri tabanına ihtiyaç duyulmaktadır.

α güven düzeyinde Tarihsel Simülasyon ile VaR, aşağıdaki gibi matematiksel terimlerle ifade edilebilir:

$$VaR_{\alpha} = percentile_{1-\alpha} r_1, \dots, r_K$$

r_t : Günlük Getiriler

i.i.d.: Bağımsız ve Özdeş Dağılmış Rastgele Değişken

Tarihi Simülasyon yöntemi, geçmiş 252 günlük tarihi varlık getirilerinin zaman serilerine, mevcut portföy ağırlıklarının uygulanmasını içermektedir. Buna göre model' (Kayahan, 2007):

$$R_{p,k} = w_{i,t} R_{i,t}$$

k; (1,2,.....t),

w; portföy içindeki risk faktörlerinin bugünkü ağırlıkları

R; getiri dedeğişimleri.

$R_{p,t}$ = t dönem boyunca portföyün getirisi

$r_{i,t}$ = i. varlığın t periyodundaki ortalama getirisi

x_i = i. varlığın portföydeki ağırlığı

n = portföydeki varlık sayısı olmak üzere portföyün getirisi t gözlem için

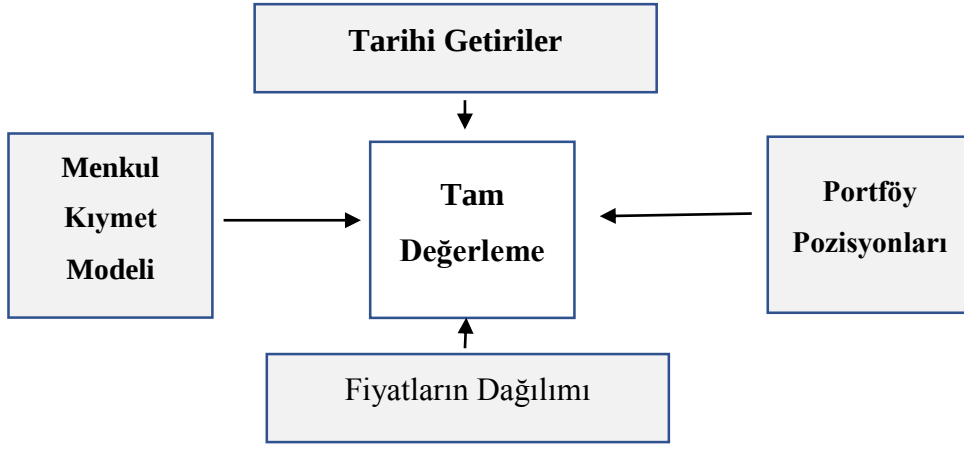
(Dowd, 1998)

$$R_{p,t} = \sum_{i=1}^n x_i \cdot r_{i,t} \quad t = 0, 1, \dots, T$$

Portföyün getiri serisinin oluşturulmasının ardından portföyün getirileri zarardan kâra doğru sıralanır. Bu serinin kantil değeri, belirli bir güven derecesinde portföyün VaR'sini temsil edecek şekilde seçilir.

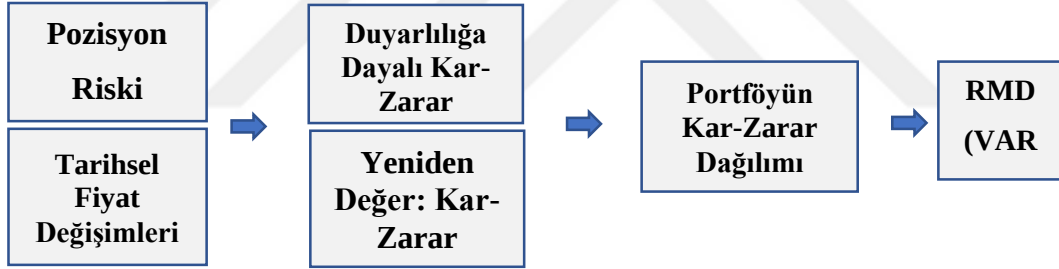
VaR oluşturmak için geçmiş getirilerin ampirik dağılımını kullanan Tarihsel Simülasyon, dağılımın şekli hakkında herhangi bir varsayımda bulunmayan parametrik olmayan bir yaklaşımdır (Pritsker, 2001). Bu nedenle modelin yaygın olarak tercih edilmesini sağlayan kolay anlaşılır ve hızlı uygulanabilir bir ölçüm aracıdır. Ayrıca bu modelin yaygın olarak kullanılması, başta BIS (Bank for International Settlement) olmak üzere uluslararası düzenleyiciler tarafından tavsiye edilmesi ve üst düzey uluslararası finans kuruluşları tarafından uygulanmasına bağlanabilir (Çifter vd., 2007). Öte yandan, Tarihsel Simülasyon, i.i.d.'de sınırlamaya sahiptir. Her günün getirisine eşit olasılık ağırlığı atadığı getiri varsayımı, tarihsel olarak simüle edilmiş getirilerin zaman içinde bağımsız ve aynı şekilde bağımsız ve özdeş dağılmış rastgele değişken (i.i.d.) dağıldığı anlamına gelir. Ancak, varlık getirilerinin oynaklığının zaman içinde değişme eğiliminde olduğu ve yüksek ve düşük oynaklık dönemlerinin birlikte kümelenme eğiliminde olduğu bilinmektedir. Ayrıca, çıktı doğrudan tarihsel verilerden elde edildiğinden, piyasa değişikliklerini yansıtmayan veri örneğinin kullanılması durumunda yanıltıcı sonuçlar elde edilebilmektedir (Linsmeier ve Pearson, 2000).

Şekil 3: Tarihsel Simülasyon Yöntemi



Kaynak: (Dowd, 1998: 99-102) uyarlanarak tasarlanmıştır.

Şekil 4: Tarihsel Simülasyon Yöntemine Göre RMD Hesaplanma Süreci



Kaynak: (Kayahan ve Topal, 2009: 180-182) uyarlanarak tasarlanmıştır.

Tarihsel simülasyon (HS), finansal kurumlarda Riske Maruz Değeri (VaR) ölçmenin en popüler yollarından biri olmuştur. Başlangıçta JP Morgan'ın RiskMetrics belgesi tarafından popüler hale getirilen ve daha sonra Basel Bankacılık Denetleme Komitesi (BCBS) tarafından benimsenen fikir, tarihi bilmenin neyin baş olduğunu anlamak için iyi bir başlangıç noktası olduğu inancına dayanmaktadır. Bu görünümde, zaman içindeki verilere dayalı olarak tahmin edilen bir histogram, yarın veya sonraki gün için VaR'yi hesaplamak için kullanılabilir.

2.3.2. Filtrelenmiş Tarihsel Simülasyon Yöntemi

Bu yöntemi kullanarak en son getirilere ve dolayısıyla son piyasa oynaklığına daha fazla ağırlık verilir, bu özellik klasik tarihsel simülasyon tarafından dikkate alınmamaktadır. VaR, aşağıdakiler tarafından elde edilen filtrelenmiş bir getiri zaman serisine göre hesaplanır (Pearson, 2002):

- Portföydeki her bir varlık için GARCH oynaklık tahminleri;
- getirilerin GARCH oynaklığına bölünmesiyle elde edilen portföydeki her bir varlık için ölçeklendirilmiş getirilerin hesaplanması;
- Portföydeki her bir varlık için filtrelenmiş getirileri, ölçeklenmiş getirileri $t+1$ için elde edilen tahmini Garch oynaklığı ile çarparak hesaplanmasıdır.

2.3.3. Klasik Filtrelenmiş Tarihsel Simülasyon (FHS BIS)

VaR, aşağıdakiler tarafından elde edilen tek bir varlık olarak kabul edilen portföyün tarihsel getiri oranlarına göre hesaplanır (Dowd, 1998):

- Tek bir varlık olarak portföy için GARCH oynaklık tahminleri,
- getirilerin GARCH oynaklığına bölünmesiyle elde edilen portföydeki her bir varlık için ölçeklendirilmiş getirilerin hesaplanması;
- Portföy için filtrelenmiş getirilerin hesaplanması, ölçeklenen getirilerin $t+1$ için elde edilen tahmini Garch oynaklığı ile çarpılmasıyla,
- Bu şekilde getirilerin dağılımı hem geçmiş hem de şimdiki simüle edilmiş oynaklıkla tutarlıdır ve GARCH modeli doğru tahmin edilmişse getiriler özdeşdir ve bağımsız olarak dağıtılır.

2.3.4. Tarihsel Simülasyon Yönteminin Avantajları ve Dezavantajları

Monte Carlo simülasyonu, bilgileri açısından sınırlı olan tarihsel verilerden daha geniş çeşitlilikte senaryoları bir araya getirme avantajı ile birlikte gelir. Ayrıca Monte Carlo simülasyonu, tarihsel simülasyonda mümkün olmayan “ya olursa” sorusuna cevap verir. Örneğin, belirli bir değişkeni %20 oranında artırmak mümkündür. Daha sonra, böyle bir eylemin model üzerindeki genel etkisi

belirlenebilir. Ancak, geçmiş verilere göre daha pahalıdır ve bir uzmandan hizmet alınmasını gerektirebilir (Jorion, 2006).

Tarihsel simülasyonun bazı güçlü yönleri vardır (Picoult, 2002: 21):

- Piyasa oranlarındaki değişikliklerin olasılık dağılımının şekilleri hakkında açık bir varsayımda bulunmaz.
- Korelasyonların istikrarlı olduğunu varsaymaz ve aslında korelasyonlar hakkında açık bir varsayımda bulunmaz (her ne kadar piyasa oranlarındaki geçmiş değişikliklerin, ne olursa olsun, piyasa oranlarındaki gelecekteki değişikliklerden kaynaklanan potansiyel kaybı tahmin etmek için yararlı olduğunu zımnen varsaymasına rağmen).
- Bu nedenle, tarihsel örnekleme dönemi bu tür özelliklere sahipse, tarihsel simülasyon kalın kuyrukları, çarpıklığı ve dinamik korelasyonları (piyasa oranlarındaki değişimin büyüklüğünün bir fonksiyonu olan korelasyonlar) içerebilir.

Zayıf yönleri ise (Picoult, 2002: 21-22):

- Yeterli sayıda tarihsel simülasyon elde etme sorunu – örn. oranlarda bir günlük değişimin bin bağımsız simülasyonunu oluşturmak için dört yıllık bir zaman serisi elde etmek gerekir (yılda yaklaşık 250 iş günü çarpı dört). Oranlarda N günlük bir değişikliğin 1.000 bağımsız tarihsel simülasyonunu oluşturmak için, N bin günlük bir zaman serisi elde etmek gerekli olacaktır. Örneğin; oranlardaki (BIS'nin gerektirdiği şekilde) on günlük değişikliklerin 1.000 bağımsız simülasyonu, kırk yıllık bir zaman serisi gerektirecektir.
- Kısa örnek dönemleri için eğilimlerle ilgili bir sorun. Örneğin, geçmiş simülasyonun son 100 iş günü temelinde yapıldığını, bu süre boyunca çoğu gün Japon Yeni'nin ABD Doları karşısında değer kaybettiğini varsayıldığında; Sonuç olarak, ABD Doları karşısında Yen açığı olan büyük bir spot döviz pozisyonu, son 100 güne dayalı tarihsel simülasyonların çoğu için değer kazanacaktır. Bu koşul altında VAR küçük olabilir. Bu, piyasadaki trendin (düşen bir Yen) kendini tersine çevirmesi durumunda meydana gelecek potansiyel zararın gerçek riskini önemli ölçüde olduğundan az gösterebilir.

Tarihsel simülasyonda piyasa fiyatları ve oranlarında değişimlerin dağılımı üzerine varsayımlarda bulunmaktadır. Fiyat ve oranların geçmişteki değerlerinin

gelecekteki tahmin edilen süreçte de aynı olabileceğini varsayan bu yöntemde, gerçekleşen değişimler el alınmakta ve portföyün yeniden değerlendirilmesinde kullanılmaktadır. Dağılımda %99 güven aralığındaki zarar VaR olarak alınmaktadır (Kayahan & Topal, 2009).

Tarihsel simülasyon yöntemi ile RMD hesaplaması kolay olduğu kadar gerçekçi sonuçlar da üretmektedir. Bu yöntem gerçek ve tarihi veriler ile uygulandığından, piyasadaki gelişmelere duyarlıdır. Ancak tarihsel simülasyon yönteminin ana dezavantajı önceki dönemlerde yaşanan oynaklığın gelecekte de aynı şekilde oynaklık yaşanacağını yansıtmıyor olabileceğini dikkate almamasıdır (Terzioğlu, 2018).

Tarihsel simülasyonun en belirgin avantajları; anlaması kolay, doğrusal olmayan riskleri yakalayabilir, gerçek dağıtıma sahip ve yağ kuyruklu dağılım içerir (Paeerson, 2002).

Tarihsel simülasyon, risk faktörlerinin gerçek dağılımını kullanır. Bu, risk faktörlerindeki değişikliklerin gerçek dağılımının tahmininin gerekli olmadığı anlamına gelir. Ancak, geçmiş performans veya değişiklikler gelecekteki performansın göstergesi olmayabilir. Ayrıca, "aykırı değerler" veya nadiren meydana gelen olaylar simülasyona dahil edilmeyebilir. Benzer şekilde, simülasyon amacıyla seçilen zaman diliminde meydana gelmeyen değişkenler veya riskler muhtemelen dışarıda bırakılacaktır (Poitras, 2013).

Tarihsel simülasyonun avantajları sıralanacak olursa (Jorion, 2006):

- Riske Maruz Değeri tahmin etmek için geçmiş veriler hazırsa, tarihsel simülasyon yönteminin uygulanması nispeten basittir.
- Tarihsel simülasyon yöntemi, gerçek fiyatlara dayanarak doğrusal olmayan ve normal olmayan dağılıma izin verir.
- Piyasanın altında yatan stokastik yapıya veya değerlendirme modelleriyle ilgili herhangi bir özel varsayıma dayanmaz.
- Tarihsel simülasyon yöntemi, değerlendirme modellerine dayanmaz ve modellerin yanlış olma riskine maruz kalmaz.

Tarihsel simülasyonun dezavantajları şu şekilde sıralanabilir (Pritsker, 2001; Dowd, 2005):

- Tarihsel Simülasyonlar VaR metodolojisi çok sezgisel ve anlaşılması kolay olabilir, ancak yine de birkaç dezavantajı vardır. Birincisi, tamamen belirli bir tarihsel veri kümesine ve onun kendine özgü özelliklerine dayanır. Örneğin, bir boğa piyasasında Tarihsel Simülasyonlar VaR çalıştırsak, VaR hafife alınabilir. Benzer şekilde, bir çöküşün hemen ardından Tarihsel Simülasyonlar VaR çalıştırsak, portföyün yakın zamanda yaşadığı düşen getiriler VaR'yi bozabilir.

- İkincisi, Ocak 1999'da Euro'nun piyasaya sürülmesi gibi piyasa yapısındaki değişikliklere uyum sağlayamaz.

- Üçüncüsü, portföy karmaşık menkul kıymetler veya çok sayıda enstrüman içerdiğinde bu metodoloji her zaman hesaplama açısından verimli olmayabilir. Enstrümanları temel risk faktörleriyle eşleştirmek, portföyün davranışını neredeyse bozulmadan koruyarak VaR'ı hesaplamak için gereken hesaplama süresini azaltmanın en etkili yoludur.

- Dördüncüsü, Tarihsel Simülasyonlar VaR, duyarlılık analizlerini kolayca işleyemez.

Bu dezavantajlara rağmen, birçok finans kurumu VaR'ı hesaplamak için tercih edilen metodoloji olarak tarihsel simülasyonları seçmiştir.

2.4. VARYANS-KOVARYANS YÖNTEMİ

Riskin ölçümünde en sık başvuru alan yöntemlerden biri olan “varyans – kovaryans yöntemi”, temelde finansal varlıkların getirilerinin normal dağılıma sahip olduğunu savunmaktadır. Portföy içerisindeki finansal varlıkların normal dağılıma sahip olması, aynı zamanda portföyün de normal dağılım sergilediği anlamına gelmektedir. Bu şekilde, portföyün getiri dağılımlarının belirlenmesi için ortalama ve varyans değerlerini bilmek kafi (Kavrar & Yılmaz, 2019). Varyans-kovaryans yönteminde, öncelikle normal dağıldığı varsayılan geçmiş veriler ele alınarak riskin oynaklığı ve korelasyonu hesaplanmaktadır. Sonrasında hesaplanmış volatiliteler ve korelasyon aracılığı ile finansal pozisyonun değerindeki beklenen değişim tahminlenmektedir. (Evcı & Kandır, 2015).

Varyans-kovaryans yöntemi, risk faktörlerinin kovaryanslarını (volatiliteleri ve korelasyonları) ve portföy değerlerinin bu risk faktörlerine göre

duyarlılıklarını, risk altındaki değeri yaklaşık olarak tahmin etmek amacıyla kullanır (Dowd, 1998). Ayrıca parametrik yöntemdeki varyans-kovaryans, riske maruz değerin hesaplanmasında yaygın olarak kullanılmaktadır. Piyasa risklerinin hesaplanmasında kullanılan parametrik yöntemlerin temel varsayımı, finansal varlık getirilerinin normal bir dağılıma sahip olmasıdır. Bu yöntemde, ticaret portföyünün değerlerini belirleyen parametreler belirlenir ve belirli bir olasılıkla dalgalanma varsayımlarına dayalı olarak kaybedilen en yüksek değer hesaplanır. Varyans ve kovaryans matrisi, standart sapmadan türetilen parametreler ve geçmiş getiri serilerinden toplanan korelasyonlardan elde edilen verilerle oluşturulmuştur. Böylece riske maruz değerin vadeli risk faktörlerinin hesaplanmasıyla portföy beklenen zararı elde edilir (Choudhry ve Tanna, 2006).

Varyans- Kovaryans Yöntemi ile temel fikir, VaR'nin finansal araç için ifade edilen değer fonksiyonunun standart sapmasını 1,65 ile çarparak hesaplanmasıdır. 1,65 sayısı yüzde 95 güven aralığına dayandığından ve finansal araçların temel piyasa faktörlerinin normal dağıldığı varsayıldığından seçilmiştir (Linsmeier ve Pearson, 2000).

Varyans-kovaryans yönteminde portföyde bulunan varlıkların ağırlıkları, riskleri ve varlıkların arasındaki korelasyonların haricinde arzulanan güven düzeyindeki Z değerine ihtiyaç duyulmaktadır (Dowd, 1998). Bu varsayımlar altında, portföydeki her bir varlığın tek tek getirilerindeki oynaklık (volatilite) ve portföydeki diğer varlıklar arasındaki korelasyon hesaplanmakta ve kovaryans matrisi aracılığı ile de hesaplama yapılmaktadır. Normal dağılım varsayıldığından oynaklığı standart sapma olarak ele almak mümkündür. Yöntemin hesaplama adımları şöyledir (Bolak, 2016):

- Portföydeki varlıkların geriye yönelik 1 yıllık verileri alınmakta ve logaritmik değişimleri hesaplanarak günlük getirilerinin değişimi bulunmaktadır.
- Faiz riski faktörü fiyata dönüştürülerek günlük getiri değişimi hesaplanır.
- Elde edilen getiri değişimlerinin kovaryans matrisi bulunur.
- Portföyün risk ağırlıklarının riske maruz büyüklüğe oranlanması ile risk ağırlık matrisi hesaplanır.
- Ağırlık matrisinin transpozu alınır.

- Kovaryans matrisi, ağırlık matrisi ve ağırlık matrisinin transpozu çarpılarak portföy varyansı hesaplanır. Standart sapma, portföyün volatilitesi kabul edilir.

- Belirlenen güven düzeyinin Z değeri bulunur.
- Elde tutma süresindeki iş günlerinin sayısı belirlenip bu sayının karekökü alınır.

2.4.1. Varyans-Kovaryans Yöntemi Var Hesaplanması

Tarihsel Simülasyon ve Monte Carlo Simülasyonu ile aynı olan Varyans-Kovaryans Yöntemi, bir değer fonksiyonu oluşturmak için temel piyasa faktörlerini tanımakla başlar (Dowd, 1998). Bu bir kez ustalaştıktan sonra, değer fonksiyonu temel piyasa faktörlerine göre türetilmelidir. Türetme tamamlandığında risk haritalama adı verilen bir işlem gerçekleştirilebilir. Risk haritalama, Varyans-Kovaryans yaklaşımının önemli bir parçasıdır. Risk haritalama fikri, daha az karmaşık enstrümanların veya standart pozisyonların orijinal enstrümanların yerini almasıdır (Linsmeier ve Pearson, 2000).

VaR için çok önemli olan ve normal bir dağılım tanımlayan fiyat değişimleri ve standart sapmalara ilişkin geçmiş verilerden elde edilen ortalama olan varyans-kovaryans yöntemi kullanılmaktadır. Standart sapmanın zamandan bağımsız olduğu varsayılır. Mevcut piyasa durumlarını yansıtmamaktadır. Bu nedenle volatilitenin daha kesin ve güncel olarak hesaplanabilmesi için riske maruz değer hesaplamasında daha güncel tahminler sağlayan EWMA (Üssel Ağırlıklı Hareketli Ortalama) yöntemi tercih edilmektedir. EWMA yöntemi en son verilere odaklanır; veri seti üzerinde daha fazla oynaklık sağlamak için güncel tahminler ve oynaklıklardaki sıkı hareketleri yansıtmayı amaçlamaktadır (Dowd, 2005).

Bu yöntemi uygulamak için; her bir risk faktörünün oynaklık ve korelasyon tahmini gereklidir.

$$VaR = \sigma \times \sqrt{T} \times PV \times Z_{\alpha} \quad (1)$$

denklem (1) ile hesaplanır.

Bu yöntemde parametreleri kullanmak;

PV = Portföyün mevcut değeri

$Z\alpha$ = Normal dağılım tablosunda bir güven düzeyine karşılık gelen değer

σ = Dönüş Oynaklığı (Standart Sapma)

t = kilitlenme süresi

Yukarıdaki denklemde, yalnızca bir finansal varlığa yatırım yapıldığında, bu sonuç risk altındaki değeri verir. İki'den fazla varlık olması durumunda, portföyde yer alan finansal varlıkların varyans-kovaryans matrisine göre portföyün standart sapması hesaplanır.

Portföyün oynaklığı:

$$\sigma_p = \sqrt{(x * C * x')} \quad (2)$$

denklem (2) ile hesaplanır.

σ_p = Portföy Oynaklığı (Standart Sapma)

x = Sütun vektörü, her bir yatırımın portföyündeki ağırlığı içeren vektördür

C = Varyans-kovaryans matrisi

x' = Satır vektörü, her bir yatırımın portföyündeki ağırlığı içeren vektördür.

Portföyün standart sapması aşağıdaki adımlarda hesaplanır. İlk olarak kovaryans matrisi oluşturulur. Daha sonra her bir yatırımın portföyündeki ağırlıkları içeren sütun vektörü ve kovaryans matrisi çarpılır. Üçüncüsü, ikinci aşamadan elde edilen bu matris, her bir yatırımın portföyündeki ağırlıkları içeren bir satır vektörü ile çarpılır. Son olarak, portföyün standart sapmasını veren matrisin karekökü hesaplanır (Choudhry ve Tanna, 2006).

Portföyün oynaklığı hesaplandıktan sonra portföyün riske maruz değeri denklem (3) ile hesaplanır.

$$VaRp = PV * \sqrt{(x * C * x')} * \sqrt{t} * Z\alpha \quad (3)$$

Bu formüldeki oynaklık, kilitlenme süresinin karekökü ile ölçeklendirilir. Bu formülde oynaklık, kilitlenme süresinin karekökü ile ölçeklenmiştir. (t).

Risk zamanının karekökünü ölçeklendirmeye dayalı “Brownian” hareket, rastgele yürüyüş modelinin temelidir. Rastgele bir Brown hareketinin ardından, parçacığın kat ettiği mesafe, birim artana kadar geçen zamanın karekökü. Örneğin, VaR 30 günlük bir süre için hesaplanırsa, günlük oynaklık 30 günlük oynaklığın kareköküyle çarpılır. Portföy çeşitliliği arttığında, korelasyonlar nedeniyle Riske Maruz Değer tutarı azalır. (Dowd, 2005).

Portföy varyansını ve VaR'yi hesaplanması;

Tüm piyasa faktörlerinin normal dağıldığı varsayılırsa, bireysel araçların toplamı olan portföyün de normal dağıldığı varsayılabilir. Bu, portföy varyansının standart istatistiksel yöntemler (modern portföy teorisine benzer) kullanılarak hesaplanabileceği anlamına gelir:

$$\sigma_p = \sqrt{\alpha_j^2 \sigma_j^2 + \alpha_k^2 \sigma_k^2 + 2\alpha_j \alpha_k \rho_{jk} \sigma_j \sigma_k} \quad (4)$$

α_j : Pozisyonun yerel para birimindeki bugünkü değeri piyasa faktörü j;

σ_j^2 : j piyasa faktörünün varyansı;

ρ_{jk} : Piyasa faktörleri j ve k arasındaki korelasyon katsayısı.

Portföy VaR daha sonra seçilen bir portföy standardı sayısıdır. sapmalar; örneğin, 1.645 standart sapma, normal eğrinin alt kuyruğundaki dağılım alanının %5'ini izole edecek ve tahminde %95 güven sağlayacaktır (Choudhry ve Tanna, 2006).

Varyans-Kovaryans piyasa faktörlerinin tarihsel değerlerinin bir veri tabanında toplanması bakımından tarihsel yöntemle benzer. Sonraki adımlar daha sonra (Choudhry ve Tanna, 2006):

- portföydeki enstrümanları daha temel enstrümanlardaki nakde eşdeğer pozisyonlara ayırtmak;
- piyasa faktörleri için kesin dağılımları belirtilir
- standart istatistiksel yöntemler kullanarak portföy varyansını ve VaR'yi hesaplanır.

Genellikle VaR tek bir pozisyon için değil, bir pozisyon portföyü için hesaplanacaktır. Böyle bir durumda portföy oynaklığı gerektirecektir. İki varlıklı bir portföyün portföy oynaklığı şu şekilde verilir:

$$Vol_p = \sqrt{w_1^2 \sigma_1^2 + w_2^2 \sigma_2^2 + 2w_1 w_2 \sigma_1 \sigma_2 \rho_{1,2}} \quad (5)$$

w₁: ilk varlığın ağırlığıdır

w₂: ikinci varlığın ağırlığıdır

σ₁: ilk varlığın standart sapması veya oynaklığıdır

σ₂: ikinci varlığın standart sapması veya oynaklığıdır

p: iki varlık arasındaki korelasyon katsayısıdır

VaR daha sonra aşağıdakiler tarafından verilecektir:

$$VaR_{1-\alpha} = p \times \sigma_p \times Z_\alpha \quad (1)$$

Z_α: hayır temsil eder. gerekli standart sapmada, ortalamanın sol tarafındaki standart sapmaların sayısı.

VaR_{1-α}: güven düzeyinde tahmini VaR'dir.

Varyans-Kovaryans Yöntemini Tarihsel Simülasyon ve Monte Carlo Simülasyonu ile karşılaştırıldığında tercih edilir kılan şey, finansal getirilerin oynaklıklarının tahmin edilebilir olmasıdır. Varyans Kovaryans Yöntemi, istatistiklerin tutulduğu para birimleri ve diğer finansal araçlar için de uygulanması kolaydır (Choudhry ve Tanna, 2006). Yöntemin bir dezavantajı, finansal ve matematiksel arka planı olmayan diğerlerine açıklama zorluğudur. Varyans-Kovaryans Yöntemi sürecini anlamak gerekiyorsa, standart sapma ve normal dağılım kavramlarının bilinmesi hayati önem taşır. Yöntemle ilgili bir başka sorun da, seçenekler için VaR'ı hesaplamak için optimal olmaması gerçeğidir. Bunun nedeni, opsiyonların kar ve zararlarının normal bir dağılıma sahip olmamasıdır (Linsmeier ve Pearson, 2000).

Bu yöntemle ortaya çıkabilecek bir diğer sorun, finansal araçlar için volatilité ve korelasyon verilerinin olmamasıdır. Veriler mevcut olsa bile, matris yönetilemez olabileceğinden, kullanılabileceğinin kesin olmadığını vurgular. Bu sorunu çözmenin bir yolu, matrisi daha kontrol edilebilir ve uygulanabilir bir boyuta küçültmektir (Dowd, 1998).

Yukarıda anlatımı yapılan yöntemin matematiksel gösterimi ise (ρ korelasyon matrisini) ifade etmek üzere şöyledir (Demireli & Taner, 2009):

$$\text{RMD}_p = \sqrt{v\rho V^T} \quad (6)$$

Formülde yer alan V vektörü ise şu şekilde hesaplanmaktadır.

$$V = \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1 \cdot \sigma_1 \cdot z_\alpha \\ P_2 \cdot \sigma_2 \cdot z_\alpha \\ \vdots \\ P_N \cdot \sigma_N \cdot z_\alpha \end{bmatrix} \quad (7)$$

Ardından V vektörü, korelasyon matrisi ile çarpılarak portföyün riske maruz değeri bulunmaktadır.

$$\text{RMD}_p = \left\{ \begin{bmatrix} V_1 & V_2 & \dots & V_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & 1 & \dots & \rho_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{N1} & \rho_{N2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_N \end{bmatrix} \right\}^{1/2} \quad (8)$$

2.4.2. Delta-Normal Yöntemi

Delta-normal yöntemi, doğrusal pozisyonlara sahip ve dağılımları normal olasılık yoğunluk fonksiyonuna yakın olan portföyler için VaR'yi hesaplamak için en iyi yöntemdir. Delta-Normal yöntemi, opsiyonlar ve normal olmayan dağılımlar gibi doğrusal olmayan pozisyonlara sahip portföyler için uygun olmayabilir. Bu gibi durumlarda, portföyün Riske Maruz Değerini hesaplamak için Monte Carlo yöntemi kullanılmalıdır (Deutsch, 2004).

Delta-Normal yöntemini kullanarak, Riske Maruz Değerin hesaplanması nispeten kolay, hızlı ve doğru olacaktır. Ayrıca, riski modellemeye çok meyilli değildir (hatalı varsayımlar veya hesaplamalar nedeniyle). Yöntem analitik

olduğundan, marjinal ve bileşen VaR ölçümlerini kullanarak VaR sonuçlarının kolay analizine izin verir (Jorion, 2006).

Delta-normal yöntemi, tüm varlık getirilerinin normal olarak dağıldığını varsayar. Portföy getirisi, normal değişkenlerin doğrusal bir birleşimi olduğundan, normal dağılır. Bu yöntem zamanda geriye gitmekten oluşur, örn. son 5 yılda ve tüm risk faktörleri için hesaplama varyansları ve korelasyonları. Portföy riski daha sonra normal olarak dağıldığı varsayılan birçok faktöre doğrusal maruziyetin bir kombinasyonu ve kovaryans matrisinin tahmini ile oluşturulur. Buna göre (Deutsch, 2004):

- (1) her bir risk faktörü için, oynaklık tahminleri ve korelasyonlar (Bu veriler, orijinal olarak JP Morgan tarafından geliştirilen RiskMetrics sitesinden indirilebilir)
- (2) risk faktörlerine ilişkin pozisyonlar yer alır.

Delta-Normal Yöntem: Bu, uygulanması en basit yöntemdir. Bununla birlikte, dezavantajlar, tüm risk faktörleri için normal dağılımların varsayımlarıdır ve tüm menkul kıymetler risk faktörlerinde doğrusaldır.

Modelin avantajları: Delta-Normal yönteminin uygulanması kolaydır çünkü basit bir matris çarpımı içerir. Aynı zamanda, çok sayıda varlıkla bile, hesaplama açısından hızlıdır, çünkü her pozisyonu kendi lineer maruziyeti ile değiştirir. Normal dağılım gösteren risk faktörlerinin doğrusal kombinasyonları olan portföylerin kendileri de normal dağılıma sahiptir (Deutsch, 2004).

Modelin dezavantajı ise çoğu finansal varlık üzerindeki getirilerin dağılımında kalın kuyrukların varlığıdır. Bu kalın kuyruklar özellikle endişe verici çünkü VaR sol kuyrukta portföy getirisinin davranışını yakalamaya çalışıyor. Bu durumda, normal dağılıma dayalı bir model, aykırı değerlerin oranını ve dolayısıyla gerçek Riske Maruz Değeri hafife alacaktır (Pearson, 2002).

2.4.3. Varyans-Kovaryans Yönteminin Avantajları ve Dezavantajları

Bu yöntemin en bilinen avantajı kolay anlaşılır, en az hesaplama yoğunluğu, endüstride yaygın olarak kullanılması ve uygulanmasının kolay olmasıdır (Best, 2001). Genel olarak sıralandığında (Pearson, 2002; Deutsch, 2004):

- VaR sonuçlarına ulaşmak için kolay ve hızlı bir hesaplama yöntemidir.

- Varyans-Kovaryans Yöntemini Tarihsel Simülasyon ve Monte Carlo Simülasyonuna kıyasla tercih edilir kılan şey, finansal getirilerdeki oynaklıkların tahmin edilebilir olmasıdır.

- Varyans Kovaryans Yöntemi, istatistiklerin tutulduğu para birimleri ve diğer finansal araçlar için de uygulanması kolaydır.

Yöntemin en bilinen dezavantajı doğrusal olmayan riskleri tam olarak yakalayamadığı, normal dağılmış getirileri ve sabit oynaklıkları varsayması ve yağlı kuyruklu dağılımları yakalayamamasıdır (Best, 2001).

Dezavantajları genel olarak sıralandığında (Linsmeier ve Pearson, N. 2000; Best, 2001):

- finansal ve matematiksel arka planı olmayan diğer kişilere açıklama zorluğudur.
- Varyans-Kovaryans Yöntemi sürecini anlamak gerekiyorsa, standart sapma ve normal dağılım kavramlarının bilinmesi hayati önem taşır.
- Yöntemle ilgili bir başka sorun da, seçenekler için VaR'ı hesaplamak için optimal olmaması gerçeğidir. Bunun nedeni, opsiyonların kar ve zararlarının normal bir dağılıma sahip olmamasıdır.

Bu yöntemle ortaya çıkabilecek bir diğer sorun, finansal araçlar için volatilité ve korelasyon verilerinin olmamasıdır. Veriler mevcut olsa bile, matris yönetilemez olabileceğinden, kullanılabileceğinin kesin olmadığını vurgulamaktadır. Bu sorunu çözmenin bir yolu, matrisi daha kontrol edilebilir ve uygulanabilir bir boyuta küçültmektir (Dowd, 1998).

2.5. RMD YÖNTEMLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Riske maruz değer hesaplama yöntemleri arasında Monte Carlo Simülasyonu birçok açıdan tarihsel simülasyon yöntemi ile benzerlik göstermektedir. Buna karşılık RMD yöntemleri arasında farklılıklar söz konusudur. Örneğin Monte Carlo Simülasyonunda tarihsel simülasyonda olduğu gibi tam değerlendirme söz konusudur. Bu nedenle de doğrusal olmayan fiyat ilişkilerinin yarattığı etkileri kavramak konusunda Varyans-Kovaryans yöntemine göre çok daha iyidir. Bu nedenle Monte Carlo Simülasyonu, özellikle karmaşık opsiyon

pozisyonları için çok iyi bir seçenektir. Ayrıca Monte Carlo Simülasyonunda senaryo adedi tarihsel simülasyonda olduğu gibi sınırlı değildir. Bu nedenle geleceğe yönelik ne kadar istenirse o kadar olası senaryonun olası etkileri test edilebilir. Öte yandan Monte Carlo Simülasyonu ile RMD hesaplama süresi, Varyans-Kovaryans yöntemi ile RMD hesaplamasına göre yüzlerce kat daha uzundur. Bu durumun temel sebebi, portföyün potansiyel değerinin yüzlerce hatta binlerce kez hesaplanması zorunluluğudur. Tablo 1’de RMD hesaplama yöntemlerinin karşılaştırılması görülmektedir.

Piyasalarda yaşanan değişim, kote olmuş her varlığın fiyatını etkilemekte olduğundan, portföydeki varlıkların fiyatında yaşanan bir birimlik dahi değişim, portföyün getirisinde farklı bir etki yaratacaktır. Bu nedenle portföydeki varlıkların ve bu varlıkların portföy içerisindeki dağılımının bilinmesi gereklidir. Portföy tek varlıklı ise risk faktörünün ne olduğunu belirlemek kolayken, birden fazla varlıklı portföylerde bu faktörleri belirlemek zorlaşmaktadır.

Tablo 1: RMD Hesaplama Yöntemlerinin Karşılaştırılması

	Varyans- Kovaryans	Tarihsel Simülasyon	Monte Carlo Simülasyonu
<i>Hesaplama</i>	Yüksek	Yüksek	Düşük
<i>Kolaylığı</i>			
<i>Uygulama</i>	Yüksek	Yüksek	Düşük
<i>Kolaylığı</i>			
<i>Üst Düzeye</i>	Düşük	Yüksek	Düşük
<i>Raporlanabilirlik</i>			
<i>Türev Ürünleri</i>	Düşük	Yüksek	Yüksek
<i>Ele Alış Biçimi</i>			
<i>Beklenmedik</i>	Düşük	Düşük	Yüksek
<i>Olayları Dikkate</i>			
<i>Alma</i>			

<i>Kısıtlar</i>	Tamamıyla normal Gemiř veri temininde Modelleme riskinin daėılım varsayımına zorluk yařanması yüksek oluřu dayanması
	Türev ürünlerin ele Kullanılan veri setinde Karmařık hesaplamalara alınmasına elverişli olaėandışı fiyat yer verilmesi ve zor olmaması hareketlerinin yer anlaşılrlık
	Olaėandışı piyasa almaması durumunda
	hareketlerini bu tür piyasa
	kapsamaması hareketlerinin kapsanamaması
<i>Üstünlükler</i>	Doėrusal getirisi Kavramsal olarak basit Karmařık ve doėrusal bulunan ve anlaşılabilir olması olmayan pozisyonların ele portföylerde yüksek Her türlü pozisyona alınmasında başarı başarı uygulanabilirliėi

Kaynak: (Candan & Özün, 2014).

Riske maruz deėer hesaplamasında farklı yöntemler kullanılabilmektedir. Ancak en iyi yöntemin hangisi olduėu konusu tartışmalıdır. Bu nedenle tüm riske maruz deėer hesaplama yöntemlerinin kendine göre üstünlükleri olması nedeniyle her üç yöntemi de uygulayıp daha saėlıklı bir riske maruz deėer tahmini yapmak akıllıca seim olacaktır. Ancak hangi yöntem seilirse seilsin, dikkate alınması gereken konu, risk faktörlerinin seimidir (Uzunoėlu, Geer, Eren, Kızıl, & Onar, 2005).

2.6. YAZIN TARAMASI

Finansal piyasalarda riske maruz deėer ve monte carlo yönteminin kullanımına yönelik olarak literatürde alıřmalara rastlanmaktadır. alıřmanın bu kısmında bu arařtırmaların bulgularına yer verilmiřtir.

Aygören, (2006), İMKB100 endeks davranıřını Monte Carlo simölasyonu yöntemi aracılıėı ile incelemiřtir. Arařtırmada, Monte Carlo simölasyonu ile fiyat hareket davranıřını ifade eden modelin davranıř özellikleri arasında önemli

farklılıklar gözlemlenmiş ve finansal çevrelerde oldukça sık kullanılan fiyat hareket davranış modelinin gözden geçirilmesi gerektiği sonucuna varılmıştır.

Taş ve İltüzer (2008), 2005-2006 yıllarının verileriyle İMKB30 endeksi ve DİBS portföyünün riske maruz değerlerini, riske maruz değer hesaplama yöntemlerinden biri olan Monte Carlo Simülasyonu yöntemi ile incelemiştir. Araştırmadan elde edilen bulgular, güven düzeyi arttıkça riske maruz değerini arttırdığını, İMKB30 endeksinin tahvil ve bonoya kıyasla daha riskli bir yatırım aracı olduğunu ortaya koymaktadır.

Koldere-Akın ve Akduğan (2012), finansal piyasalarda risklerin belirlenmesinde RMD yöntemine ilişkin olarak 2008-2010 döneminde Türkiye’de faaliyet gösteren gelir amaçlı kamu borçlanma araçları emeklilik yatırım fonlarını incelemiştir. Yapılan araştırmadan elde edilen bulgular, gelir amaçlı kamu borçlanma araçları emeklilik yatırım fonlarının, düşük riskli fon grubuna girdiğini göstermektedir.

Yıldırım ve Çolakyan (2014), döviz, BIST100 ve BIST30 endekslerinde riske maruz değer hesaplamasında EWMA ve Varyans-Kovaryans yöntemi ile Monte Carlo Simülasyonu yöntemini karşılaştırmak amacıyla çalışmalarını gerçekleştirmiştir. 2008-2012 dönemindeki verilerin kullanıldığı çalışmada en az zarar, Monte Carlo Simülasyonu aracılığı ile hesaplanmıştır.

Eren ve Çıkrıkçı (2014) beklenmeyen operasyonel kayıpları tahmin etmek için Monte Carlo Simülasyonunu kullanmışlardır. Beklenmeyen operasyonel zararların tahmini, operasyonel risk ölçümünde *Uç Değer Teorisi* ve *Monte Carlo Simülasyonu* frekans/yoğunluk dağılımları kullanılarak hesaplanmıştır. Uygulama açısından kurumlar tarafından gerçek verilerin kullanımına izin veren bu çalışma, Microsoft Excel’de oluşturulan veri setleri kullanılarak Monte Carlo Simülasyonu ile yapılmıştır. Çalışmanın beklenen değer hesaplaması, kurumların risk seviyelerini değerlendirmelerini sağlamıştır.

Bayram ve Kısava (2019), riske maruz değer analizini 2015-2017 döneminde BIST30’da işlem gören 5 şirketin hisse senedinden oluşan 100 bin TL’lik varsayımsal bir portföy yardımı aracılığı ile incelemiştir. Araştırmadan elde edilen bulgular, geçmiş koşulların gelecekte de geçerli olacağına dayanan ve serilerin istatistiksel dağılımına yönelik herhangi bir varsayımda bulunmayan

tarihsel simülasyon yönteminin, Monte Carlo simülasyonuna göre daha düşük RMD tutarı hesaplanmasını sağladığını göstermektedir.

Şener ve Şener (2019), Monte Carlo Simülasyonu ile hisse senedi fiyat tahminine yönelik olarak çalışmalarını gerçekleştirmiştir. Çalışmada, havayolu hisseleri (THY ve American Airlines) referans alınarak Monte Carlo Simülasyonu aracılığı ile Türk ve Amerikan hisse senedi piyasaları arasında TL ve USD bazında bir karşılaştırma yapılmıştır. USD-TRY kur dalgalanmalarının Türk hisse senedi piyasasına olan etkileri hakkında farklı bir yaklaşım sunmak amacıyla gerçekleştirilen çalışma sonucunda, THY hisse senedi fiyatının American Airlines'a göre çok daha fazla döviz kuruna duyarlı olduğu ve dalgalanmalar yaşadığı belirlenmiştir.

Monte Carlo Simülasyonu yöntemiyle hisse senedi fiyatlarının tahminine yönelik uluslararası literatürde de çalışmalara rastlanmaktadır. Örneğin Estember ve Merana (2016), Brownian hareket temelli monte carlo simülasyonu yöntemi ve yapay sinir ağları modeliyle hisse fiyatlarını tahminlerini karşılaştırmıştır. Araştırmadan elde edilen bulgular, Brownian hareket temelli monte carlo simülasyonunun hata payının %6,21, yapay sinir ağları modelinin hata payının ise %8,83 olduğunu, dolayısıyla hisse senetlerinin fiyatlarının tahmininde monte carlo simülasyonu yönteminin daha başarılı sonuçlar verdiğini belirlemiştir. Sonuçlar doğrultusunda holding şirketlerinin gelecekteki hisse senedi fiyatlarının belirlenmesinde iyi bir tahmin yöntemi olarak monte carlo simülasyonu yönteminin potansiyelini daha da artırmaktadır

Pedersen (2014), şirketlerin gelecekteki hisse senetlerinin, kazançlarının ve ödemelerinin olasılık dağılımlarını tahmin etmek için geçmiş finansal verilerin yeniden örneklenmesiyle basit bir hisse senedi büyüme modelinin Monte Carlo simülasyonunu kullandığı araştırmasını Coca-Cola, Wal-Mart, McDonald's ve S&P 500 borsa endeksi özelinde gerçekleştirmiştir. Araştırma sonucunda varyansın yanlış bir yatırım riski ölçüsü olduğu, dolayısıyla ortalama varyans optimal portföylerinin genel olarak inanıldığı gibi riski en aza indirmede gösterilmiştir. Bu eleştiri genel olarak getiri dağılımları için de geçerlidir

Parungrojrat ve Kidsom (2019), Tayland Menkul Kıymetler Borsası'nın (SET) SET50'sinde rastgele seçilen 10 hisse senedinin fiyat tahmini geometrik

Brownian hareket (GBM) ve monte carlo simülasyon teknikleri yardımıyla incelemiştir. Araştırmadan elde edilen bulgulara göre modellerin tahmin gücünün değerlendirilen zaman aralığı uzadıkça azalmakta, Monte Carlo Simülasyonları ise özellikle daha uzun bir zaman diliminde daha iyi bir doğruluk göstermektedir.

Alrabadi ve Aljarayesh (2015), hisse senedi getirilerinin tahmininde monte carlo simülasyonu yöntemini Ortalama Kare Hatası (RMSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE) ve Theil Eşitsizlik Katsayısı (U) yöntemleri ile karşılaştırdığı araştırmasını Amman Borsası (ASE) özelinde gerçekleştirmiştir. ASE'nin (2003-2012) dönemine ait günlük genel dalgalanma endeks verilerinin kullanıldığı araştırmadan elde edilen bulgular, monte carlo simülasyonu yönteminin araştırılan diğer yöntemlere göre en doğru tahmin tekniği olduğunu göstermektedir. Ayrıca, teknik analiz yaklaşımlarının yatırımcıların hisse senedi piyasası getirilerini tahmin etmelerini sağladığı göz önüne alındığında, ASE zayıf seviyede verimsiz görünmektedir.

Çalışmanın birinci bölümünde riske maruz değer kavramı hakkında bilgilere ve tarihsel gelişim sürecine değinilmiş, risk ölçümüne ilişkin monte carlo simülasyonu, varyans-kovaryans yöntemi ve tarihsel simülasyon yöntemi hakkında genel bilgilere yer verilmiştir. İkinci bölümde risk ölçümlerinde yaygın olarak kullanılan monte carlo simülasyonu, varyans-kovaryans yöntemi ve tarihsel simülasyon yöntemine ilişkin teknik ve hesaplamalara yer verilmiştir.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

BİST TEKNOLOJİ ŞİRKETLERİNDEN OLUŞAN PORTFÖYLERDE RMD HESAPLANMASI VE ANALİZİ

3.1. ARAŞTIRMANIN AMACI VE YÖNTEMİ

Bu çalışma, teknoloji şirketlerinin piyasa riskine maruz kalmasını ölçmek için yakın zamanda geliştirilmiş bir araç olan riske maruz değer (VAR) kavramına ve metodolojisine müstakil bir giriş niteliğindedir. VAR'ı hesaplamak için kullanılan üç ana yöntemden tarihsel simülasyon en basitidir. Yaklaşım, olası kar ve zararların dağılımını oluşturarak başlar. Dağıtım, cari portföy alınarak ve portföyün maruz kaldığı piyasa faktörlerindeki son N periyotların her birinde, genellikle günlerde yaşanan fiili değişikliklere tabi tutularak oluşturulur. Monte Carlo simülasyon metodolojisi, tarihsel simülasyona benzer. Temel fark, piyasa faktörlerindeki olası değişiklikleri yeterince yakaladığına veya yaklaşık olarak tahmin ettiğine inanılan istatistiksel bir dağılımın seçilmesidir. Ardından, piyasa faktörlerinde binlerce varsayımsal değişiklik üretmek için bir sözde rasgele sayı üretici kullanılır. Bu sonuçlar daha sonra mevcut portföy üzerinde binlerce varsayımsal portföy kârı ve zararı ve olası portföy kâr veya zararının dağılımını oluşturmak için kullanılır. Son olarak, bu dağılımdan VAR belirlenir; yani VAR, zamanın yalnızca yüzde x'ini aşan portföy kaybıdır. Üç yöntemde, seçeneklerin ve opsiyon benzeri araçların risklerini yakalama becerisi, uygulama kolaylığı, üst düzey yöneticilere açıklama kolaylığı, varsayımlardaki değişikliklerin etkisini analiz etme esnekliği ve sonuçların güvenilirliği açısından farklılık gösterir. En iyi seçim, risk yöneticisinin en önemli bulduğu boyutlara göre belirlenecektir.

Borsada işlem gören şirketlerin hisse senetleri belirsizliklerle karşı karşıyadır. Yatırımcıların finansal piyasalarda işlem gören şirketlere ait hisse senetleri üzerinde yaptığı yatırımlar, hisse senetlerinin fiyatlarını anlık olarak değiştirmektedir. Özellikle yüksek belirsizliğin hüküm sürdüğü günlerde dalgalanmalar yaşanabilmekte, bir hisse senedinin fiyatı dibi görüp yükselişe geçebilmektedir. Şirketin mali durumu kadar aldığı kararlar hatta basında hakkında yapılan haberler dahi bu oynaklığı artırabilmektedir. Bu noktada yatırımcıların

hisse senedine yatırım kararı verirken geleceği tahmin edebilmesi gereklidir ki bu da bilimsel teknikler yardımıyla yapılmalıdır.

Bu çalışmada, Borsa İstanbul'da işlem gören teknoloji şirketlerinin hisse senedi fiyatlarının Monte Carlo Simülasyonu yöntemi, Tarihsel Simülasyon Yöntemi ve Varyans-Kovaryans yöntemi ile tahmin edilerek yatırımcıların yatırım kararlarına yardımcı olabilmek amaçlanmıştır. Çalışmanın ana amacı Riske Maruz Değer hesaplama yöntemlerinden hangisinin daha etkin bir hesaplama yöntemi olduğunu belirlemek ve oluşturulan portföylerden minimum risk elde etmek için hangi yöntemin kullanılması gerektiğinin tespitinin yapılmasıdır.

Bu amaçla Borsa İstanbul'da işlem gören teknoloji şirketleri arasından varsayımsal olarak iki ayrı portföy oluşturulmuş ve bu iki portföyün gelecekteki hisse senedi fiyatları Monte Carlo Yöntemi, Tarihsel Simülasyon Yöntemi ve Varyans-Kovaryans yöntemi ile tahmin edilmiştir.

3.2. VERİ SETİ VE VERİLERİN ANALİZİ

Araştırmada “NETAŞ, ESCOM ve PLASTIKKART (Portföy A)” ve “KAREL, ASELSAN, ALCATEL (Portföy B)” olmak üzere iki ayrı varsayımsal portföy oluşturulmuştur. Portföy tutarı 30.000 tl olarak belirlenmiştir bu hisse senetleri tesadüfi örnekleme yoluyla seçilmiştir. Bu iki portföyde yer alan şirketlerin hisse senetlerinin kapanış fiyatları 01.07.2020–01.07.2021 dönemi için tr.investing.com kaynağından toplanmıştır.

Piyasalardaki likidite azlığı sebebiyle riskin doğru ölçümü için uzun elde tutma süresi tercih edilmektedir. Türkiye’de Basel Komitesi önerilerinde olduğu gibi 10 günlük elde tutma süresi kullanılmaktadır. BDDK, %99 güven düzeyinde, en az 10 iş günü üzerinden Riske Maruz Değer hesabı yapması gerekliliğini belirtmektedir. Buna göre elde tutma sürelerine ilişkin RMD hesaplama değerleri aşağıdadır:

$$1 \text{ günlük elde tutma süresi} = \sqrt{1} = 1$$

$$10 \text{ günlük elde tutma süresi} = \sqrt{10} = 3,$$

$$1623 \text{ 250 günlük elde tutma süresi} = \sqrt{250} = 15,8114$$

$$252 \text{ günlük elde tutma süresi} = \sqrt{252} = 15,8745$$

Güven düzeyinin %99 olarak belirlenmesi, hesaplanan Riske Maruz Değer'den yüksek bir zarar olasılığının %1'in altında olacağını ifade etmektedir. Güven aralığı %95 seçilirse Riske Maruz Değer'den daha fazla bir zarar olasılığı %5'e kadar yükselecektir. Finansal işletmeler tarafından tercih edilen güven aralıkları %90 ve %99 arasında bir değer almaktadır. Basel Komitesi % 99 güven düzeyini, BDDK %99 güven düzeyini, JP Morgan'ın Riskmetrics modeli % 95 güven düzeyini kullanmaktadır.

Riske Maruz Değer hesaplama sürecindeki parametrelerden biri de, fiyat değişimlerinin gözleneceği ve buna istinaden korelasyonun ve volatilitenin hesaplanacağı gözlem periyodudur. Seçilen gözlem periyod uzunluğu, bu periyod içinde bulunan fiyatların volatilitesi ve aynı elde tutma süresi içinde hesaplanan Riske Maruz Değer rakamları değişiklikler göstermektedir. Bu değişliği göz ardı etmeyen Basel Komitesi, tarihsel örnekleme gözlem periyodunu bir yıllık asgari süre 252 iş günü olarak belirlenmiştir. Bu çalışmada hisse senetleri tesadüfi örnekleme yöntemiyle seçilmiştir.

Elde edilen veriler, her iki portföy için de ayrı ayrı olmak üzere analize tabi tutulmuştur. Öncelikle her bir portföyün tanımlayıcı istatistikleri ve portföyde yer alan hisse senetlerinin kapanış fiyatları arasındaki korelasyonlar incelenmiştir. Sonrasında Monte Carlo Simülasyonunun yapılabilmesi için gerekli olan Kovaryans Matrisi, Cholesky Matrisi, Cholesky Matrisinin devriği, Pozisyon, Volatilitite ve Basit Risk Vektörleri oluşturulmuştur. Ardından 2000 adet rassal sayı üretilmiş ve üretilen bu rassal sayılar Cholesky Matrisinin devriği ile çarpılmıştır. Sonuçta üretilen Monte Carlo Simülasyon değerleri büyükten küçüğe sıralanmış ve %99 güven aralığında 1980'inci gözlem Monte Carlo Simülasyon değeri olarak seçilmiş, marjinal VaR tutarı bulunmuştur. VaR hesaplamaları için öncelikle yatırım araçlarının kapanış fiyatları üzerinden getirileri ve standart sapmaları, korelasyon matrisleri hesaplanmıştır. Marjinal VaR tutarlarının hesaplanması için ise risksiz getiri değerleri hesaplanmıştır.

Yapılan tüm analizler MS Excel 2016 aracılığı ile gerçekleştirilmiştir. Bu kısımda araştırmanın metodolojisi hakkında bilgi verilmiştir. Bu kapsamda çalışmada kullanılan veri setine ve verilerin ne şekilde analiz edildiğine yönelik bilgiler sunulmuştur.

3.2.1. Teknoloji Sektörünün Görünümü

Türkiye Bilişim Sanayicileri Derneği'nin (TÜBİSAD) hazırladığı Türkiye Bilgi ve İletişim Teknolojileri Sektörü 2020 Yılı Pazar Verileri Raporu'na (2020) göre sektör bir önceki yıla göre TL bazında %14'lük bir büyüme ile 152,7 milyar TL'lik hacme ulaşmış, istihdam ise 143 bin kişiye ulaşmış durumdadır. Sektör, USD bazında ise bir önceki yıla göre %3 daralma ile 26,8 milyar USD düzeyine gerilemiştir.

Tablo 2: Sektörün Genel Görünümü

Bilgi Teknolojileri Donanım:	20,4 milyar TL
Bilgi Teknolojileri Yazılım:	23,4 milyar TL
Bilgi Teknolojileri Hizmet:	12,2 milyar TL
Bilgi Teknolojileri Toplam:	56,1 milyar TL
İletişim Teknolojileri Donanım:	29,9 milyar TL
İletişim Teknolojileri Elektronik Haberleşme:	66,6 milyar TL
İletişim Teknolojileri Toplam:	96,6 milyar TL

Kaynak: (TÜBİSAD, 2020)

Tablo 2'de görüldüğü gibi, sektörün büyüklüğüne katkıda bulunan iki ana unsurdan biri olan bilgi teknolojileri, 2019 yılında Türk lirası bazında %22 artışla 56,1 milyar TL'ye, iletişim teknolojileri ise %11'lik artışla 96,6 milyar TL'ye ulaşmıştır. Bilgi Teknolojileri sektöründe üretilen hizmetlerin %81'i ve yazılımların %69'u yerli olarak üretilirken, bilgi teknolojisi donanımının %83'ü ve iletişim teknolojisi donanımının %84'ü ithal edilmiştir. 2019 yılında sektör 143 bin kişiye istihdam sağlamıştır. Bu, toplam istihdamda %4'lük bir artış anlamına gelmektedir. Bilgi Teknolojileri, sektördeki toplam işgücünün yüzde 77'sini istihdam etmektedir.

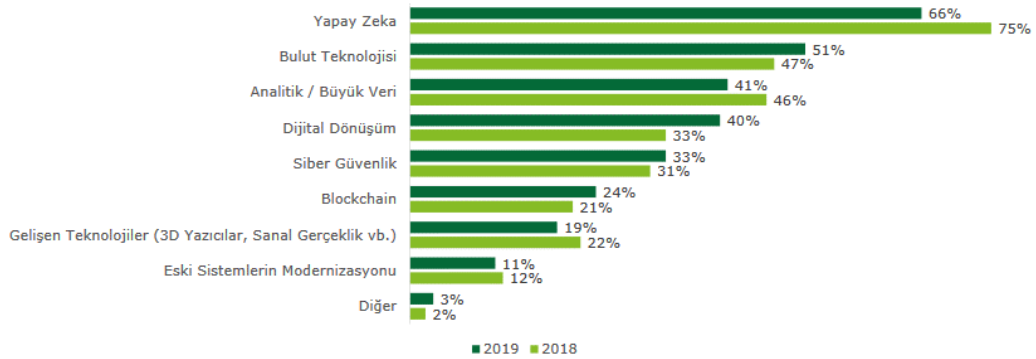
Teknokentlerin genişlemeye devam etmesi, sektör için önemli bir artıdır. Teknoparklardan elde edilen gelir 2019 yılında bir önceki yıla göre %43 artarak

22,9 milyar TL'ye ulaşmıştır. Teknoparklar, 2019 yılında toplam sektör hacminin %14'ünü oluşturmuştur. Sektör, TL bazında yüzde 27 artışla 6,5 milyar TL ihracat yaparken, 2019 yılında ABD doları bazında yüzde 8 artışla 1,1 milyar dolar ihracat gerçekleştirdi. Tüm ihracatın %75'i Avrupa Birliği üyesi ülkelere yapılmıştır. İhracat performansını artırmak için teknoloji firmalarının kurumsal yeteneklerini güçlendirmenin yanı sıra pazar çeşitlendirme çabalarının da teşvik edilmesi gerektiği açıktır.

Ayrıca aynı çalışma Borsa İstanbul Teknoloji işletmelerinin beklenti ve tahminlerini de içermektedir. Araştırmaya göre, iş dünyası liderleri önümüzdeki beş yıl içinde sektörü etkileyecek aşağıdaki teknik trendleri belirlemiştir:

Yapay Zeka, Bulut Bilişim, Dijital Dönüşüm, Analitik/Büyük Veri, Siber Güvenlik, Eski Sistem Modernizasyonu, Blok Zinciri ve Gelişen Teknolojiler (3D yazıcılar, sanal gerçeklik vb.)

Şekil 5: Sektör Üzerinde Gelecek 1 Yılda Etkili Olacak Alanlar Öngörüsü



Kaynak: (TÜBİSAD, 2020).

3.2.2. BIST Teknoloji Endeksi'nin (XUTEK) 2020 Yılı Görünümü

Bu kısımda BİST'de işlem gören Teknoloji şirketlerinin 2021 yılı hisselerinin görünümüne ve yıllık değişimlerine yer verilmiştir.

Şekil 6: BIST Teknoloji Endeksi (XUTEK) 2021 Yılı Yıllık Görünümü



Tablo 3: BIST Teknoloji Endeksi'nde Yer Alan Şirketlerin Hisse Senedi Fiyatlarındaki 3 Yıllık Değişim (%)

Sembol	01.07.2020-01.07.2021
	Değişim %
ARD BİLİŞİM TEKNOLOJİLERİ	80,65
ARENA BİLGİSAYAR	46,67
ESCORT TEKNOLOJİ	50,71
LİNK BİLGİSAYAR	150,75
ARMADA BİLGİSAYAR	130,07
DESPEC BİLGİSAYAR	8,82
PAPILON SAVUNMA	-5,98
ALCATEL LUCENT TELETAS	9,32
KRON TELEKOMÜNİKASYON	74,45
LOGO YAZILIM	67,97
DATAGATE BİLGİSAYAR	10,16
NETAŞ TELEKOM.	15,44
KAFEIN YAZILIM	61,05
İNDEKS BİLGİSAYAR	87,47
ASELSAN	-16,09
FONET BİLGİ TEKNOLOJİLERİ	20,62
KAREL ELEKTRONİK	95,70
PLASTİKKART	46,77
SMARTİKS YAZILIM AS	-26,91

Kaynak: <https://tr.investing.com/indices/ise-technology-components> (Erişim Tarihi: 02.07.2021)

Tablo 3'te BIST Teknoloji Endeksi'nde yer alan teknoloji şirketlerinin hisse senedi fiyatlarındaki yıllık değişim yer almaktadır. 2020-2021 yıllarında Link Bilgisayar Sistemleri yatırımcısına en çok kazandıran hisse senedi olmuştur. 1 Temmuz 2021 kadar borsada işlem gören Link Bilgisayar Sistemlerinin hisseleri 1 Temmuz 2020 ile 1 Temmuz 2021'e kadar %150 yükseldi. 2021'de yükseliş

bakımından bu şirketi %130 ile Armada Bilgisayar Sistemleri, %95 ile Karel Elektronik Sanayi ve %87 ile Index Bilgisayar Sistemleri takip etmiştir.

2020 yılı itibariyle 41,2 milyar liralık piyasa değeriyle endeksin en değerli şirketi olan savunma devi Aselsan ise yüzde 73,51 yükseldi. Ancak Aselsan hisseleri ağustos ayında bedelsiz bir şekilde ikiye bölündüğünden tek hisse fiyatına bakıldığında düşüş yaşanmış gibi görünse de karşılaştırma için son fiyatın 2 ile çarpılması gereklidir. Smartiks Yazılım ise BIST Teknoloji'de yatırımcısına kaybettiren tek hisse gibi görünmekle birlikte bu hissenin 2019 yılı sonundaki yükselişinin göz ardı edilmemesi gereklidir. 1 Ocak 2020'de Smartiks hisseleri 2,55 liradan işlem görürken, 1 Ocak 2020'de hisselerin değeri 9,81'e yükselmiş, 27 Ocak'ta ise 11,99 lirayla zirve yapmıştır. Ocak sonu itibariyle satışlar başlamıştır. 29 Aralık 2020 itibariyle hisseler 9,38 TL'den işlem görmektedir. Yani, aslında Kasım 2019'dan itibaren alındığında hisselerin %367'lik bir yükseliş gösterdiğini söylemek mümkündür.

3.2.3. Çalışmaya Dahil Edilen Şirketlerin Hisselerinin 2020 Görünümü

Çalışmanın bu kısmında Portföy A'ya ilişkin şirketlerin hisselerin yıllık grafiksel görünümüne yer verilmiştir.

3.2.3.1. Portföy A'daki Hisselerin 2020 Görünümü

Çalışmanın bu kısmında Portföy A'ya ilişkin NETAŞ, ESCOM VE PLASTİKKART şirketlerin hisselerin yıllık grafiksel görünümüne yer verilmiştir. Şirketlere ait yıllık görünümler finans piyasalarının sosyal ağı TradingView sitesinin sağlamış olduğu verilerden elde edilmiştir.

Şekil 7: NETAŞ Hisselerinin Yıllık Görünümü



Kaynak: <https://tr.tradingview.com/symbols/BIST-NETAS/> (Erişim Tarihi: 02.07.2021)

Şekil 7’de Portföy A’da yer alan NETAŞ hisselerinin yıllık görünümü görülmektedir.

Tablo 4: NETAŞ 1 Temmuz 2021 Kapanış Verileri

Son İşlem Fiyatı 20.42	Önceki Kapanış Fiyatı 19.80
Açılış Fiyatı 19.83	Ortalama Hacim (3 Ay) 884.855
Gün İçi En Yüksek 20.54	Hacim 355.990
Gün İçin En Düşük 19.70	1 Yıllık Değişim %6.36
Ortalama 20.11	Gün Aralığı 19,15 – 19,47
Fark 0.84	52 Hafta 12,1-36,2
Günlük Hacim (TL) 549.000.	Piyasa Değeri 1,25B
Ortalama Hacim (10 Günlük) 544122.1000	Tedavüldeki Hisse 64.864.400
1 Günlük Hacim Değişim Fark % 3	Beta 1,36
Ortalama 20.11	Net Marj -0.0396

Kaynak: <https://tr.investing.com/equities/netas-telekom.-historical-data> (Erişim Tarihi: 01.07.2021)

1 Temmuz 2021 itibariyle kapanış verileri ise Tablo 4’te yer almaktadır. Buna göre Temmuz 2021’de en düşük 19,70 TL olan NETAŞ hisseleri, en yüksek ise 20,54 TL’yi görmüştür. 1 yıllık değişim %6.36 olmuştur.

Şekil 8: ESCOM Hisselerinin Yıllık Görünümü



Kaynak: <https://tr.tradingview.com/symbols/BIST-ESCOM/> (Erişim Tarihi: 02.07.2021).

Şekil 8’de Portföy A’da yer alan ESCOM hisselerinin yıllık görünümü görülmektedir.

Tablo 5: ESCOM 1 Temmuz 2021 Kapanış Verileri

Son İşlem Fiyatı 5.53	Önceki Kapanış Fiyatı 5.19
Açılış Fiyatı 5.59	Ortalama Hacim (3 Ay) 1.852.434
Yüksek 5.64	52 Hafta Yüksek 8.6600
Düşük 5.53	52 Hafta Düşük 2.7600
Gün İçi En Yüksek 5.84	Hacim 1.245.750
Gün İçin En Düşük 5.53	1 Yıllık Değişim %41.82
Ortalama 5.55	Gün Aralığı 5,16 – 5,33
Fark 0.31	52 Hafta Aralığı 2,76-8,66
1 Temmuz Hacim (TL) 743,93K	Piyasa Değeri 264,46M
Ortalama Hacim (10 Günlük) 948.812	Tedavüldeki Hisse 49.992.100
1 Günlük Hacim Değişim Fark % - 5,31	Beta 1,08

Kaynak: <https://tr.investing.com/equities/escort-teknoloji-historical-data> (Erişim Tarihi: 02.07.2021).

1 Temmuz 2021 itibariyle kapanış verileri ise Tablo 5’te yer almaktadır. Buna göre Temmuz 2021’de en düşük 5,53 TL olan ESCOM hisseleri, en yüksek ise 5,64 TL’yi görmüştür. Yıllık olarak değişim oranı %41.82 olmuştur.

Şekil 9: PLASTIKKART Hisselerinin Yıllık Görünümü



Kaynak: <https://tr.tradingview.com/symbols/BIST-PKART/> (Erişim Tarihi: 02.07.2021).

Şekil 9’da Portföy A’da yer alan PLASTIKKART hisselerinin yıllık görünümü görülmektedir.

Tablo 6: PLASTIKKART 1 Temmuz 2021 Kapanış Verileri

Son İşlem Fiyatı 14.55	Önceki Kapanış Fiyatı 14.84
Açılış Fiyatı 14.90	Ortalama Hacim (3 Ay) 299.222
Yüksek 15.09	52 Hafta Yüksek 20.2000
Düşük 14.55	52 Hafta Düşük 8.8400
Gün İçi En Yüksek 15.09	Hacim 860.420K
Gün İçin En Düşük 14.55	1 Yıllık Değişim %35,63
Ortalama 14.69	Gün Aralığı 16,25-17,91
Fark 0.540	52 Hafta Aralığı 8,84-20,2
1 Temmuz Hacim (TL) 205.56K	Piyasa Değeri 402,68M
Ortalama Hacim (10 Günlük) 523651.6000	Tedavüldeki Hisse 22.750.000
1 Günlük Hacim Değişim Fark -1.623	Beta 1

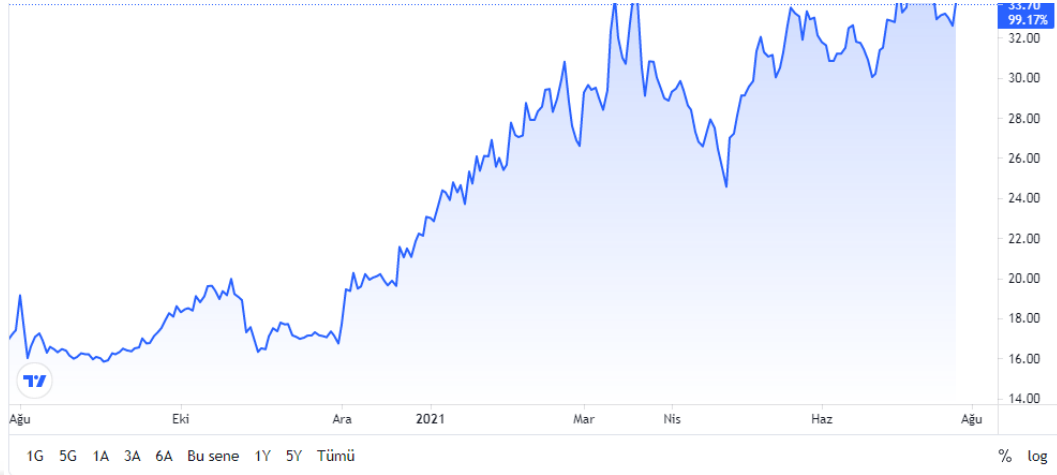
Kaynak: <https://tr.investing.com/equities/plastikkart> (Erişim Tarihi: 02.07.2021).

1 Temmuz 2021 itibariyle kapanış verileri ise Tablo 6’da yer almaktadır. Buna göre Temmuz 2021’de en düşük 14,55 TL olan PLASTIKKART hisseleri, en yüksek ise 15,09 TL’yi görmüştür. Hisselerin yıllık olarak değişim oranı %35,63 olmuştur.

3.2.3.2. Portföy B’deki Hisselerin 2020 Görünümü

Çalışmanın bu kısmında Portföy A’ya ilişkin şirketlerin hisselerin yıllık grafiksel görünümüne yer verilmiştir. Çalışmanın bu kısmında Portföy A’ya ilişkin KAREL, ASELSAN VE ALCATEL şirketlerin hisselerin yıllık grafiksel görünümüne yer verilmiştir. Şirketlere ait yıllık görünüm verileri finans piyasalarının sosyal ağı TradingView sitesinin sağlamış olduğu verilerden elde edilmiştir.

Şekil 10: KAREL Hisselerinin Yıllık Görünümü



Kaynak: <https://tr.tradingview.com/symbols/BIST-KAREL/> (Erişim Tarihi: 02.07.2021)

Şekil 10’da Portföy B’de yer alan KAREL hisselerinin yıllık görünümü görülmektedir.

Tablo 7: KAREL 1 Temmuz 2021 Kapanış Verileri

Son İşlem Fiyatı 35,52	Önceki Kapanış Fiyatı 33,26
Açılış Fiyatı 33,32	Ortalama Hacim (3 Ay) 770.672
Yüksek 34,38	52 Hafta Yüksek 38.6000
Düşük 33,06	52 Hafta Düşük 14.4600
Gün İçi En Yüksek 35,46	Hacim 725.922K
Gün İçin En Düşük 33,06	1 Yıllık Değişim %91,04
Ortalama 33,39	Gün Aralığı 32,5-34,16
Fark 2,400	52 Hafta 14,46-38,6
1 Temmuz Hacim (TL) 424.38K	Piyasa Değeri 1,97B
Ortalama Hacim (10 Günlük) 649848.9000	Tedavüldeki Hisse 58.320.000
1 Günlük Hacim Değişim Fark %-3,121	Beta 1,39

Kaynak: <https://tr.investing.com/equities/karel-elektronik> (Erişim Tarihi: 02.07.2021)

1 Temmuz 2021 itibariyle kapanış verileri ise Tablo 7’de yer almaktadır. Buna göre Temmuz 2021’de en düşük 33,06 TL olan PLASTIKKART hisseleri, en yüksek ise 34,38 TL’yi görmüştür. Hisselerin yıllık değişim oranı %91,04 ile ciddi oranda bir artış göstermiştir.

Şekil 11: ASELSAN Hisselerinin Yıllık Görünümü



Kaynak: <https://tr.tradingview.com/symbols/BIST-ASELS/> (Erişim Tarihi: 01.07.2021)

Şekil 11’de Portföy B’de yer alan ASELSAN hisselerinin yıllık görünümü görülmektedir.

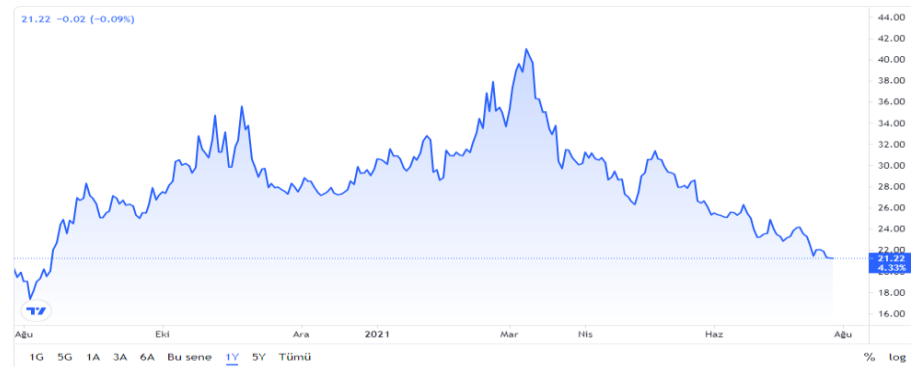
Tablo 8: ASELSAN 29 Aralık 2020 Kapanış Verileri

Son İşlem Fiyatı 14,88	Önceki Kapanış Fiyatı 14,72
Açılış Fiyatı 14,72	Ortalama Hacim (3 Ay) 16.734.033
Yüksek 14,88	52 Hafta Yüksek 19.8600
Düşük 14,69	52 Hafta Düşük 13.6800
Gün İçi En Yüksek 14,99	Hacim
Gün İçin En Düşük 14,68	1 Yıllık Değişim %-21,45
Ortalama 14,80	Gün Aralığı 14,51-14,85
Fark 0,31	52 Hafta 13,68-19,81
1 Temmuz Hacim (TL) 10.95M	Piyasa Değeri 33.65B
Ortalama Hacim (10 Günlük) 10.587M	Tedavüldeki Hisse 2.280.000.000
Hacim Değişim Fark %-0.87	Beta 0,77

Kaynak: <https://tr.tradingview.com/symbols/BIST-ASELS/> (Erişim Tarihi: 29.12.2020)

1 Temmuz 2021 itibariyle kapanış verileri ise Tablo 8’de yer almaktadır. Buna göre Temmuz 2021’de en düşük 14,69 TL olan ASELSAN hisseleri, en yüksek ise 14,88 TL’yi görmüştür. Hisselerin yıllık değişim oranı %-21,45 ile bir düşüş gözlemlenmiştir.

Şekil 12: ALCATEL Hisselerinin Yıllık Görünümü



Kaynak: <https://tr.tradingview.com/symbols/BIST-ALCTL/> (Erişim Tarihi: 02.07.2021).

Şekil 12’de Portföy B’de yer alan ALCATEL hisselerinin yıllık görünümü görülmektedir.

Tablo 9: ALCATEL 29 Aralık 2020 Kapanış Verileri

Son İşlem Fiyatı 23,14	Önceki Kapanış Fiyatı 22,84
Açılış Fiyatı 23,12	Ortalama Hacim (3 Ay) 457.012
Yüksek 23,40	52 Hafta Yüksek 42.5800
Düşük 22,92	52 Hafta Düşük 15.7700
Gün İçi En Yüksek 23,82	Hacim 16.613
Gün İçin En Düşük 22,84	1 Yıllık Değişim % 1.92
Ortalama 22,99	Gün Aralığı 21,2-21,32
Fark 0,98	52 Hafta 15,77-42,58
1 Temmuz Hacim (TL) 202,01K	Piyasa Değeri 825,1M
Ortalama Hacim (10 Günlük) 266586.7000	Tedavüldeki Hisse 38.700.772
Hacim Değişim Fark %-0.601	Beta 0,51

Kaynak: <https://tr.investing.com/equities/alcatel-lucent-teletas-historical-data> (Erişim Tarihi: 02.07.2021).

1 Temmuz 2021 itibariyle kapanış verileri ise Tablo 9’da yer almaktadır. Buna göre Temmuz 2021’de en düşük 22,92 TL olan ALCATEL hisseleri, en yüksek ise 23,40 TL’yi görmüştür. Hisselerin yıllık değişim oranı %1,92 ile düşük bir değişim oranı göstermiştir.

3.3. BULGULAR

Çalışmanın bu kısmında araştırmadan elde edilen bulgulara yer verilmiştir. Çalışmada RMD hesaplamalarında monte carlo simülasyonu yöntemi, tarihsel simülasyon yöntemi ve varyans-kovaryans yöntemi kullanılmıştır. Yapılan hesaplamalarda seçilen iki ayrı portföyde toplamda 6 şirketin % 99 güven

düzeyinde ve 254 gün ile 10 gün elde tutma sürelerinde her bir fon için karşılaşılabileceği maksimum kayıp miktarları bulunmuştur.

3.3.1. A Portföyü'ne İlişkin Bulgular

Çalışmanın bu kısmında NETAŞ, ESCOM ve PLASTIKKART'tan oluşan Portföy A'da yer alan hisse senetlerinin 01.07.2020-01.07.2021 dönemi için kapanış verileri Monte Carlo Simülasyonu yöntemi ile incelenmiş ve A Portföyüne yatırım yapmanın uygunluğu test edilmiştir.

3.3.1.1. Tanımlayıcı İstatistikler

Tablo 10: Portföy A - Tanımlayıcı Veriler

PORTFÖY A	KAPANIŞ	POZİSYON	AĞIRLIK
NETAŞ	14,40	10.000,00	0,3333333
ESCOM	3,79	10.000,00	0,3333333
PLASTIKKART	13,10	10.000,00	0,3333333
TOPLAM		30.000,00	1

Tablo 10'da Portföy A'nın gün sonu kapanış değerleri ve gün sonu kapanış değerlerine göre açık pozisyonlar ile ağırlıkları görülmektedir. Portföy A'da yer alan şirketlerin hisse senetlerinin ağırlığı yaklaşık olarak eşit olarak alınmıştır.

Tablo 11: Portföy A - Tanımlayıcı İstatistikler

Tanımlayıcı İstatistikler			
	NETAŞ	ESCOM	PLASTIKKART
Ortalama	0,00139	0,0015	0,00042
Std. Sapma	0,03529	0,03842	0,03318
Aşırı Basıklık	0,94659	1,0837	1,45114
Çarpıklık	-0,00056	0,24403	0,05987

Tablo 11’de Portföy A’nın gün sonu kapanış değerleri üzerinden hesaplanan tanımlayıcı istatistikler görülmektedir. Buna göre standart sapması en yüksek olan ESCOM, portföyde yer alan diğer iki hisse senedine göre en riskli (volatilitesi en yüksek) olan hisse senedi olarak göze çarpmaktadır. Normal dağılım özelliği göstermeyen hisse senetleri için çarpıklık ve basıklık değerlerine bakmak gerekmektedir. Çarpıklık değeri 0’dan küçük olması sebebiyle seri sağa yatık ve NETAŞ’ın basıklık değeri ise 3’den küçük olduğu için her üç veri kendi arasında seri sivri uçlu dağılım özelliği sergilememektedir.

3.3.1.2. Korelasyonel İlişkiler

Bu bölümde Portföy A’ya ilişkin hisse senetlerinin korelasyon ilişkilerine yer verilmiştir.

Tablo 12: Portföy A - Korelasyon Matrisi

	NETAŞ	ESCOM	PLASTİKKART
NETAŞ	1		
ESCOM	0,485806474	1	
PLASTİKKART	0,44430921	0,389938592	1

Tablo 12’de Portföy A’da yer alan hisse senetlerinin korelasyon matrisi görülmektedir. Hisse senetleri arasındaki korelasyon incelendiğinde NETAŞ ve ESCOM arasında (0,485806474) en yüksek pozitif korelasyon ilişkisi söz konusu iken, ESCOM ile PLASTİKKART arasında (0,389938592) en düşük pozitif korelasyon ilişkisi olduğu görülmektedir.

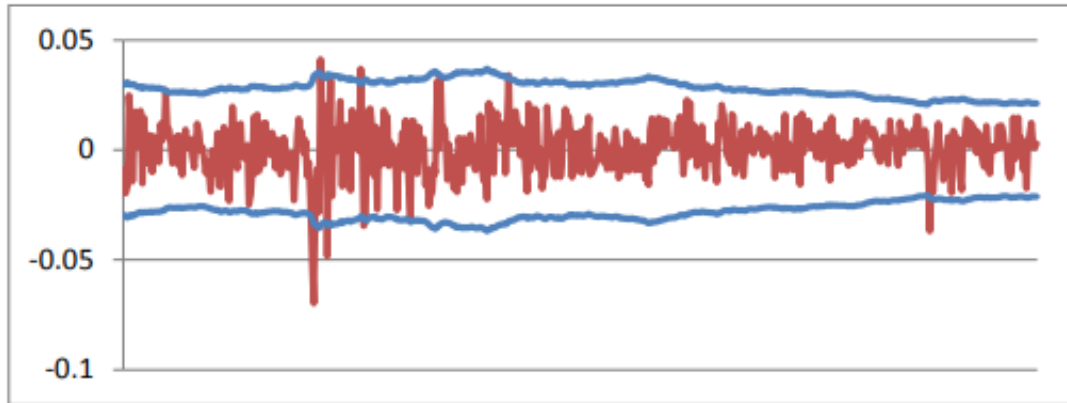
3.3.1.3. Portföy A İçin Monte Carlo Simülasyonu

Monte Carlo Simülasyonu metoduna göre VaR hesaplaması için öncelikle getiri serisi üzerinden kovaryans matrisi ve Cholesky matrisi elde edilmektedir. Daha sonra her bir portföy unsuru için 2000 rassal veri üretilmiş ve üretilen rassal

veriler Cholesky Matrisinin devriği ile çarpılmıştır. Elde edilen değerler portföy etkisine tabi tutulması için portföy unsurları ile ağırlıklandırılarak portföye ilişkin Monte Carlo Simülasyon Değerleri elde edilmiştir. Ardından %99 güven düzeyinde 2000 gözlem içerisinde 1980'inci gözlem¹ Monte Carlo Simülasyon yöntemine göre VaR değeri olarak seçilmiştir.

Genel olarak getirilerin normal dağıldığı varsayıldığı için RMD hesaplanmaları getirilerin standart sapmalarına dayanmaktadır. Normallik varsayımına dayanan Varyans-Kovaryans ve Monte Carlo Simülasyonu metotları, standart sapma hesaplanırken uzun dönemde varyansın sabit olduğunu varsaymaktadırlar. Fakat uygulamada söz konusu portföy getirileri varyansının uzun dönemde değiştiği aşağıdaki şekil grafiklerde görülmektedir.

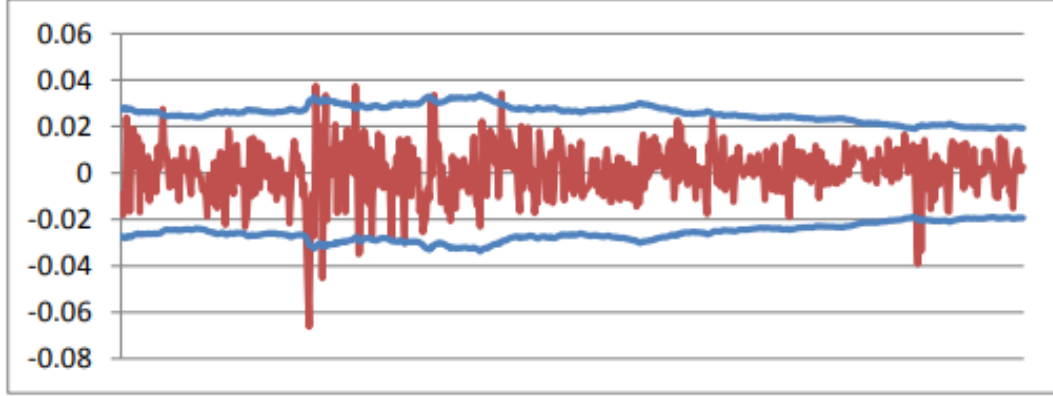
Şekil 13: NETAŞ İçin 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma ile Elde Edilen RMD Bantları



Şekil 13'de üç ayrı fon için 254 günlük veriler kullanılarak günlük kar/zarar hesaplanmış ve elde tutma süresi 10 gün alınarak hesaplanan RMD değerleri ile RMD bantları oluşturularak sapma sayıları incelenmiştir. Sabit Standart Sapma Kullanılarak Hesaplanan RMD Sınırlarına Göre Sapma Sayısı NETAŞ için 7, olarak bulunmuştur.

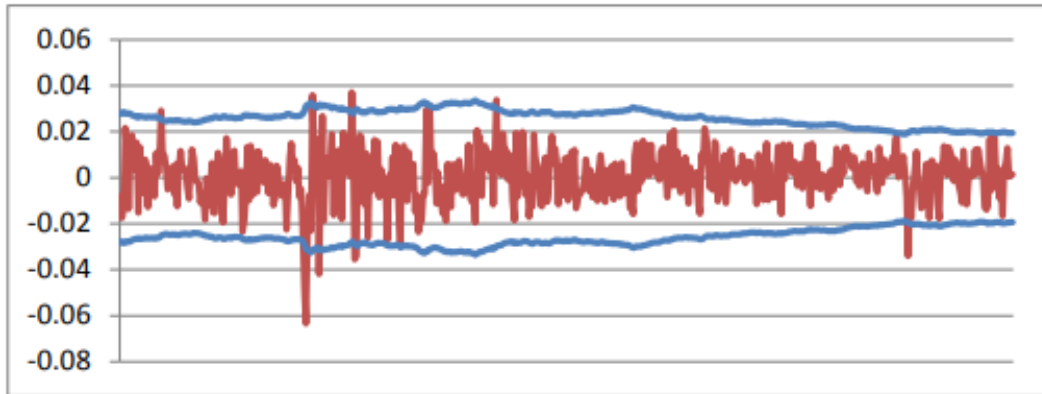
¹ Tüm Monte Carlo Çıktıları Ek 2'de sunulmuştur.

Şekil 14: ESCOM için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma ile Elde Edilen RMD Bantları



Şekil 14’te üç ayrı fon için 254 günlük veriler kullanılarak günlük kar/zarar hesaplanmış ve elde tutma süresi 10 gün alınarak hesaplanan RMD değerleri ile RMD bantları oluşturularak sapma sayıları incelenmiştir. Sabit Standart Sapma Kullanılarak Hesaplanan RMD Sınırlarına Göre Sapma Sayısı ESCOM için 8, olarak bulunmuştur.

Şekil 15: PLASTİKKART için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart ile Elde Edilen RMD Bantları



Şekil 15’de üç ayrı fon için 254 günlük veriler kullanılarak günlük kar/zarar hesaplanmış ve elde tutma süresi 10 gün alınarak hesaplanan RMD değerleri ile RMD bantları oluşturularak sapma sayıları incelenmiştir. Sabit Standart Sapma

Kullanılarak Hesaplanan RMD Sınırlarına Göre Sapma Sayısı PLASTİKKART için 10, olarak bulunmuştur.

Tablo 13: Portföy A - Kovaryans Matrisi

Kovaryans Matrisi			
	NETAŞ	ESCOM	PLASTİKKART
NETAŞ	0,001240364	0,000573303	0,000523388
ESCOM	0,000573303	0,00147001	0,000473909
PLASTİKKART	0,000523388	0,000473909	0,001096494

Monte Carlo Simülasyonuna başlayabilmek için öncelikle Kovaryans matrisi oluşturulmuştur. Portföydeki hisse senedi sayısı azken korelasyon ve kovaryans matrisinin kullanılması ile elde edilen VaR hesaplaması problem yaratırken, portföydeki hisse senedi sayısı arttıkça matris boylarının ve risk faktörü sayısının artması nedeniyle portföy içerisindeki hisse senetleri eşleştirilmiştir. Eşleştirilen hisse senetlerine ilişkin kovaryans matrisi Tablo 13’te görülmektedir.

Tablo 14: Portföy A - Cholesky Matrisi

Cholesky Matrisi			
	NETAŞ	ESCOM	PLASTİKKART
NETAŞ	0,0352188	0	0
ESCOM	0,016278336	0,034713487	0
PLASTİKKART	0,014861051	0,006683158	0,028826703
Pozisyon Vektörü	10.000,00	10.000,00	10.000,00

Tablo 14’te eşleştirilen hisse senetlerine ilişkin Cholesky Matrisi görülmektedir. Cholesky matrisinin devriği ile üretilen rassal verilerin çarpılmasından elde edilen sonucun portföy ağırlıkları ile çarpılmasından elde edilen Monte Carlo Simülasyon değerleri ile ilgili olarak 5 ayrı deneme yapılmış ve her bir denemenin %99 güven aralığında 1980 değerleri, VaR değeri olarak seçilmiştir.

Tablo 15: Portföy A – Vektörler

	NETAŞ	ESCOM	PLASTİKKART
Pozisyon Vektörü	10.000,00	10.000,00	10.000,00
Ağırlık Vektörü	0,3333333	0,3333333	0,3333333

Tablo 16: Portföy A – Monte Carlo Simülasyonuna Göre Riske Maruz Değer

	PORTFÖYÜN
Gözlem Düzeyi	2000
Güven Düzeyi	1980
Güven Aralığı	%99
VAR	-6.165,40

Tablo 16’da Monte Carlo Simülasyon sonuçlarında portföyün %95 ve %99 güven düzeylerinde günlük ve 10 günlük riske maruz değerleri görülmektedir. Portföy A’nın riske maruz değeri 6.165,40 TL olarak hesaplanmıştır.

3.3.1.4. Portföy A İçin Varyans-Kovaryans Yöntemi

Hisse senetleri arasındaki korelasyon matrisi ve kovaryans matrisi oluşturularak portföyün standart sapması ve varyansı hesaplanmıştır. Portföy A için hesaplanan varyans ve standart sapma değerleri aşağıdaki tabloda verilmiştir. Varyans–kovaryans yöntemine göre elde edilen günlük getiriler üzerinden standart sapma değerleri, korelasyon matrisi hesaplanmıştır. Daha sonra volatilité vektörü ve korelasyon matrisi aracılığıyla parametrik riske maruz değer (VaR) değeri hesaplanmıştır.

Tablo 17: Varyans-Kovaryans Yöntemine Göre Korelasyon Matrisi

	Korelasyon Matrisi		
	NETAŞ	ESCOM	PLASTİKKART
NETAŞ	1	0,424570485	0,448793289
ESCOM	0,424570485	1	0,373277208
PLASTİKKART	0,448793289	0,373277208	1

Tablo 18: Varyans-Kovaryans Yöntemine Göre Kovaryans Matrisi

Kovaryans Matrisi			
	NETAŞ	ESCOM	PLASTİKKART
NETAŞ	0,001240364	0,000573303	0,000523388
ESCOM	0,000573303	0,00147001	0,000473909
PLASTİKKART	0,000523388	0,000473909	0,001096494

Tablo 19: Monte Carlo Simülasyonuna Göre Portföy A – Vektörler

	NETAŞ	ESCOM	PLASTİKKART
Pozisyon Vektörü	10000	10000	10000
Volatilite Vektörü	0,03529	0,03842	0,03318
Basit Risk Vektörü	352,89	384,17	331,79
Basit Risk Vektörü Devriği	NETAŞ	352,89	
	ESCOM	384,17	
	PLASTİKKART	331,79	
%99 Güven Düzeyinde 10	-6.144,27		
Günlük Elde Tutma Süresi			
VaR (TL) =			
Portföy Volatilitesi	0,027785		
VaR (TL)=	-6.132,07		

Tablo 19’ da varyans-kovaryans yönteminin sonuçlarında portföyün %95 ve %99 güven düzeylerinde günlük ve 10 günlük riske maruz değerleri görülmektedir.

3.2.1.5. Portföy A İçin Tarihsel Simülasyon Yöntemi

Portföy A için tarihsel simülasyon hesaplaması için elde edilen günlük getiriler pozisyon değerleri ile ağırlıklandırılarak portföy etkisine tabi tutulmuş, portföy getirileri en düşük getiriden en yüksek getiriye doğru sıralanmış ve %99 güven düzeyindeki değer, tarihsel simülasyon değeri olarak seçilmiştir.

Tablo 20: Tarihsel Simülasyon Yöntemine Göre Portföy A - Kovaryans Matrisi

Kovaryans Matrisi			
	NETAŞ	ESCOM	PLASTİKKART
NETAŞ	0,001240364	0,000573303	0,000523388
ESCOM	0,000573303	0,00147001	0,000473909
PLASTİKKART	0,000523388	0,000473909	0,001096494
Pozisyon Vektörü	10.000,00	10.000,00	10.000,00

Tablo 21: Portföy A – Tarihsel Simülasyon ile Riske Maruz Değeri

PORTFÖYÜN	
Gözlem	252
Güven Düzeyi	249
Güven Aralığı	%99
VAR (10 Günlük)	-9.218,81

Tablo 21’de 27.01.2021 tarihinde ulusal ve uluslararası piyasalarda yaşanan gelişmeler tekrar ederse tarihsel simülasyon ile riske maruz değeri 9.218,81 TL olacaktır.

3.3.2. B Portföyü’ne İlişkin Bulgular

Çalışmanın bu kısmında KAREL, ASELSAN ve ALCATEL’den oluşan Portföy B’de yer alan hisse senetlerinin 01.07.2020-01.07.2021 dönemi için kapanış verileri Monte Carlo Simülasyonu yöntemi ile incelenmiş ve B Portföyüne yatırım yapmanın uygunluğu test edilmiştir.

3.3.2.1. Tanımlayıcı İstatistikler

Tablo 22: Portföy B - Tanımlayıcı Veriler

PORTFÖY A	KAPANIŞ	POZİSYON	AĞIRLIK
NETAŞ	14,40	10.000,00	0,3333333
ESCOM	3,79	10.000,00	0,3333333
PLASTİKKART	13,10	10.000,00	0,3333333
TOPLAM		30.000,00	1

Tablo 22’de B Portföyünün gün sonu kapanış değerleri ve gün sonu kapanış değerlerine göre açık pozisyonlar ile ağırlıkları görülmektedir. Portföyde yer alan şirketlere ait hisse senetleri, yaklaşık olarak eşit ağırlıkta olacak şekilde portföye dahil edilmiştir.

Tablo 23: Portföy B – Tanımlayıcı İstatistikler

Tanımlayıcı İstatistikler			
	KAREL	ASELSAN	ALCATEL
Ortalama	0,0029	-0,00036	0,00086
Std. Sapma	0,03115	0,02128	0,03552
Aşırı Basıklık	1,72707	5,72613	1,1591
Çarpıklık	0,18563	-0,04052	-0,06291

Tablo 23’de B Portföyünün gün sonu kapanış değerleri üzerinden hesaplanan tanımlayıcı istatistikler görülmektedir. Buna göre ALCATEL’e ait hisse senedinin standart sapması, diğer iki hisse senedine göre en yüksektir. Dolayısıyla ALCATEL’in volatilitesi, diğer iki hisse senedine göre daha yüksektir.

3.3.2.2. Korelasyonel İlişkiler

Bu bölümde Portföy A'ya ilişkin hisse senetlerinin korelasyon ilişkilerine yer verilmiştir.

Tablo 24: Portföy B – Korelasyon Matrisi

	KAREL	ASELSAN	ALCATEL
KAREL	1		
ASELSAN	0,527755961	1	
ALCATEL	0,536082751	0,40091319	1

Tablo 24'de B Portföyünde yer alan hisse senetlerinin korelasyon matrisi görülmektedir. Buna göre KAREL ve ALCATEL arasında en yüksek pozitif korelasyon ilişkisi söz konusu iken, ASELSAN ile ALCATEL arasında en düşük pozitif korelasyon ilişkisi olduğu görülmektedir.

3.3.2.3. Portföy B İçin Monte Carlo Simülasyonu

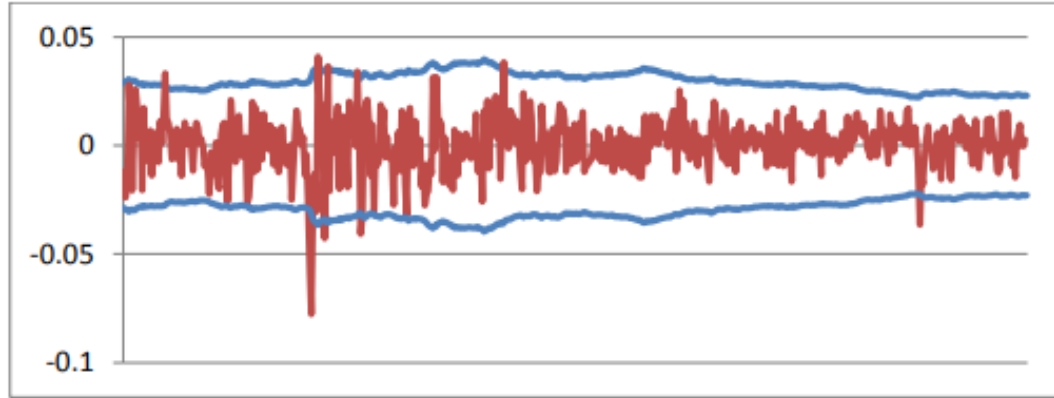
Monte Carlo Simülasyonu metoduna göre VaR hesaplaması için öncelikle getiri serisi üzerinden kovaryans matrisi ve Cholesky matrisi elde edilmektedir. Daha sonra her bir portföy unsuru için 2000 rassal veri üretilmiş ve üretilen rassal veriler Cholesky Matrisinin devriği ile çarpılmıştır. Elde edilen değerler portföy etkisine tabi tutulması için portföy unsurları ile ağırlıklandırılarak portföye ilişkin Monte Carlo Simülasyon Değerleri elde edilmiştir. Ardından %99 güven düzeyinde 2000 gözlem içerisinde 1980'inci gözlem Monte Carlo Simülasyon yöntemine göre VaR değeri olarak seçilmiştir.

Monte Carlo Simülasyonuna başlayabilmek için öncelikle Kovaryans matrisi oluşturulmuştur. Portföydeki hisse senedi sayısı azken korelasyon ve kovaryans matrisinin kullanılması ile elde edilen VaR hesaplaması problem yaratırken, portföydeki hisse senedi sayısı arttıkça matris boylarının ve risk faktörü

sayısının artması nedeniyle portföy içerisindeki hisse senetleri eşleştirilmiştir. Eşleştirilen hisse senetlerine ilişkin kovaryans matrisi Tablo 23’te görülmektedir.

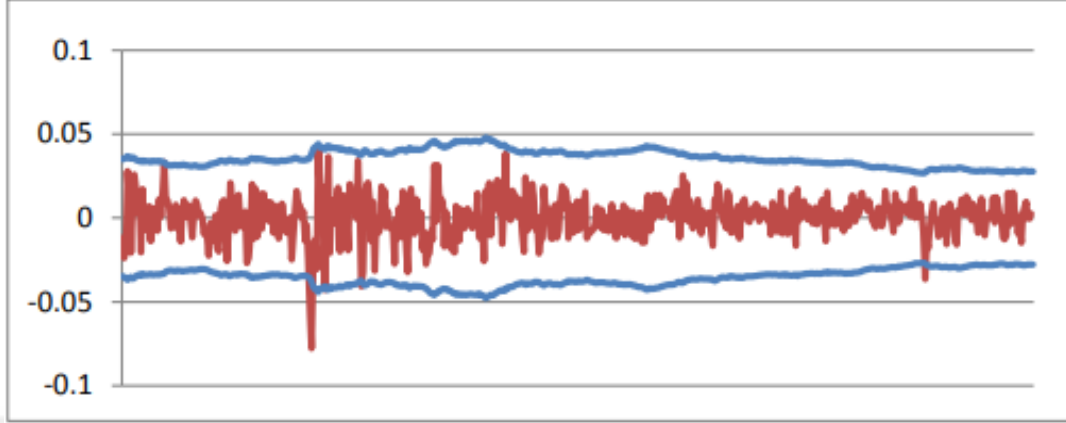
Genel olarak getirilerin normal dağıldığı varsayıldığı için RMD hesaplanmaları getirilerin standart sapmalarına dayanmaktadır. Normallik varsayımına dayanan Varyans-Kovaryans ve Monte Carlo Simülasyonu metotları, standart sapma hesaplanırken uzun dönemde varyansın sabit olduğunu varsaymaktadırlar. Fakat uygulamada söz konusu portföy getirileri varyansının uzun dönemde değiştiği aşağıdaki şekil grafiklerinde görülmektedir.

Şekil 16: KAREL için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma İle Elde Edilen RMD Bantları



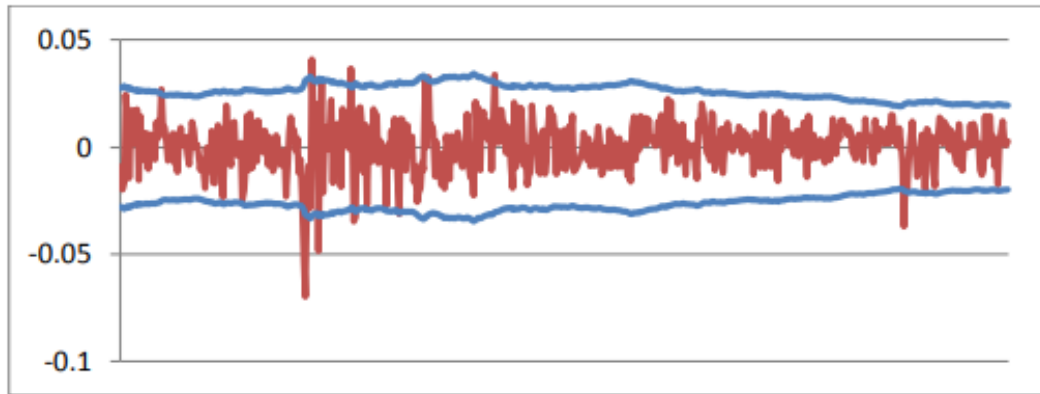
Şekil 16’da üç ayrı fon için 254 günlük veriler kullanılarak günlük kar/zarar hesaplanmış ve elde tutma süresi 10 gün alınarak hesaplanan RMD değerleri ile RMD bantları oluşturularak sapma sayıları incelenmiştir. Bu amaçla oluşturulan grafikler aşağıda verilmiştir. Sabit Standart Sapma Kullanılarak Hesaplanan RMD Sınırlarına Göre Sapma Sayısı KAREL için 6 olarak bulunmuştur.

Şekil 17: ASELSAN için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma İle Elde Edilen RMD Bantları



Şekil 17’de üç ayrı fon için 254 günlük veriler kullanılarak günlük kar/zarar hesaplanmış ve elde tutma süresi 10 gün alınarak hesaplanan RMD değerleri ile RMD bantları oluşturularak sapma sayıları incelenmiştir. Bu amaçla oluşturulan grafikler aşağıda verilmiştir. Sabit Standart Sapma Kullanılarak Hesaplanan RMD Sınırlarına Göre Sapma Sayısı ASELSAN için olarak bulunmuştur.

Şekil 18: ALCATEL için 10 Günlük Getiri ve Sabit Standart Sapma ile Elde Edilen RMD Bantları



Şekil 18’de üç ayrı fon için 254 günlük veriler kullanılarak günlük kar/zarar hesaplanmış ve elde tutma süresi 10 gün alınarak hesaplanan RMD değerleri ile RMD bantları oluşturularak sapma sayıları incelenmiştir. Bu amaçla oluşturulan

grafikler aşağıda verilmiştir. Sabit Standart Sapma Kullanılarak Hesaplanan RMD Sınırlarına Göre Sapma Sayısı ALCATEL için 8 olarak bulunmuştur.

Tablo 25: Portföy B – Kovaryans Matrisi

Kovaryans Matrisi			
	KAREL	ASELSAN	ALCATEL
KAREL	0,00096636	0,00026433	0,0003949
ASELSAN	0,00026433	0,00045093	0,00026451
ALCATEL	0,0003949	0,00026451	0,00125695

Tablo 26: Portföy B – Cholesky Matrisi

Cholesky Matrisi			
	KAREL	ASELSAN	ALCATEL
KAREL	0,031086256	0	0
ASELSAN	0,008503239	0,019458189	0
ALCATEL	0,012703299	0,008042636	0,032107443
Pozisyon Vektörü	10.000,00	10.000,00	10.000,00

Tablo 26’da eşleştirilen hisse senetlerine ilişkin Cholesky Matrisi görülmektedir.

Tablo 27: Portföy B – Monte Carlo Simülasyonuna Göre Riske Maruz Değer

PORTFÖYÜN	
Gözlem Düzeyi	2000
Güven Düzeyi	1980
Güven Aralığı	%99
VAR	-5.020,03

3.3.2.4. Portföy B İçin Varyans-Kovaryans Yöntemi

Hisse senetleri arasındaki korelasyon matrisi ve kovaryans matrisi oluşturularak portföyün standart sapması ve varyansı hesaplanmıştır. Portföy B için hesaplanan varyans ve standart sapma değerleri aşağıdaki tabloda verilmiştir. Varyans–kovaryans yöntemine göre elde edilen günlük getiriler üzerinden standart sapma değerleri, korelasyon matrisi hesaplanmıştır. Daha sonra volatilité vektörü ve korelasyon matrisi aracılığıyla parametrik riske maruz değer (VaR) değeri hesaplanmıştır.

Tablo 28: Varyans-Kovaryans Yöntemine Göre Korelasyon Matrisi

Korelasyon Matrisi			
	KAREL	ASELSAN	ALCATEL
KAREL	1	0,400434676	0,358309462
ASELSAN	0,400434676	1	0,35134859
ALCATEL	0,358309462	0,35134859	1

Tablo 29: Varyans-Kovaryans Yöntemine Göre Kovaryans Matrisi

Kovaryans Matrisi			
	KAREL	ASELSAN	ALCATEL
KAREL	0,000966355	0,000264334	0,000394898
ASELSAN	0,000264334	0,000450926	0,000264514
ALCATEL	0,000394898	0,000264514	0,001256946

Tablo 30: Portföy B – Vektörler

	NETAŞ	ESCOM	PLASTİKKART
Pozisyon Vektörü	10000	10000	10000
Volatilité Vektörü	0,03115	0,02128	0,03552
Basit Risk Vektörü	311,48	212,77	355,24
Basit Risk Vektörü Devriği	NETAŞ	311,48	
	ESCOM	212,77	
	PLASTİKKART	355,24	

%99 Güven Düzeyinde 10 Günlük Elde Tutma Süresi VaR (TL)=	-4.956,67
Portföy Volatilitesi	0,022415
10 Günlük VaR (TL)=	-4.946,82

Tablo 30’da varyans-kovaryans yönteminin sonuçlarında portföyün %95 ve %99 güven düzeylerinde günlük ve 10 günlük riske maruz değerleri görülmektedir.

3.3.2.5. Portföy B İçin Tarihsel Simülasyon Yöntemi

Portföy B için tarihsel simülasyon hesaplaması için elde edilen günlük getiriler pozisyon değerleri ile ağırlıklandırılarak portföy etkisine tabi tutulmuş, portföy getirileri en düşük getiriden en yüksek getiriye doğru sıralanmış ve %99 güven düzeyindeki değer, tarihsel simülasyon değeri olarak seçilmiştir.

Tablo 31: Tarihsel Simülasyon Yöntemine Göre Portföy B - Kovaryans Matrisi

Kovaryans Matrisi			
	KAREL	ASELSAN	ALCATEL
KAREL	0,00096636	0,00026433	0,0003949
ASELSAN	0,00026433	0,00045093	0,00026451
ALCATEL	0,0003949	0,00026451	0,00125695
Pozisyon Vektörü	10.000,00	10.000,00	10.000,00

Tablo 32: Portföy B – Tarihsel Simülasyon İle Riske Maruz Değeri

PORTFÖYÜN	
Gözlem	252
Güven Düzeyi	249
Güven Aralığı	%99
	-
VAR (10 Günlük)	-6.015,93

Tablo 33: Portföy A'ya İlişkin Marjinal Riske Maruz Değer

	Beta	Ağırlıklar	Ağırlıklı Beta	IVaR	Rank
NETAŞ	1,009081259	0,3333333	0,33636042	-2.062,58	2
ESCOM	1,086872788	0,3333333	0,362290929	-2.221,59	1
PLASTİKKART	0,904045953	0,3333333	0,301348651	-1.847,89	3
TOPLAM				-6.132,07	

Tablo 33'te Portföy A'ya ilişkin marjinal riske maruz değere değerler görülmektedir. IVaR ve Rank değerleri göz önüne alındığında bu portföyde riski arttıran firmanın ESCOM olduğu görülmektedir. Tablo 33'te verilen marjinal riske maruz değer tutarı ve Portföyde meydana gelecek çeşitlendirmenin portföy riskinde ortaya çıkaracağı değişimler ise verilmiştir. Buna göre NETAŞ hissenin toplam portföy içerisindeki payı her %1 arttığında hisseden kaynaklanan riskin toplam 1,00'i azalacaktır. ESCOM'un toplam portföy içerisindeki payı her %1 arttığında altından kaynaklanan riskin toplam 1,08'i azalacaktır. PLASTİKKART'ın toplam portföy içerisindeki payı her %1 arttığında hisseden kaynaklanan riskin toplam 0,90'i azalacaktır.

Tablo 34: Portföy B'ye İlişkin Marjinal Riske Maruz Değer

	Beta	Ağırlıklar	Ağırlıklı Beta	IVaR	Rank
KAREL	1,078519235	0,3333333	0,359506412	-1.778,42	2
ASELSAN	0,650045425	0,3333333	0,216681808	-1.071,89	3
ALCATEL	1,271435341	0,3333333	0,42381178	-2.096,52	1
TOPLAM				-4.946,82	

Tablo 34'te Portföy B'ye ilişkin marjinal riske maruz değere değerler görülmektedir. IVaR ve Rank değerleri göz önüne alındığında bu portföyde riski arttıran firmanın ALCATEL olduğu görülmektedir. Tablo 34'te verilen marjinal riske maruz değer tutarı ve Portföyde meydana gelecek çeşitlendirmenin portföy riskinde ortaya çıkaracağı değişimler verilmiştir. Buna göre Karel hissenin toplam portföy içerisindeki payı her %1 arttığında hisseden kaynaklanan riskin toplam 1,078'i azalacaktır. ASELSAN'ın toplam portföy içerisindeki payı her %1 arttığında altından kaynaklanan riskin toplam 0,65'i azalacaktır. ALCATEL'in toplam portföy

içerisindeki payı her %1 arttığında hisseden kaynaklanan riskin toplam 1,27'si azalacaktır.

Tablo 35: Her Üç Simülasyon Yöntemine Göre Portföy A ve Portföy B'nin Karşılaştırılması

VaR (TL)	Portföy A	Portföy B
Parametrik Yöntem	-6.132,07	-4.946,82
Monte Carlo Simülasyonu	-6.165,40	-5.020,03
Tarihsel Simülasyon	-9.218,81	-6.015,93

Tablo 35'te her üç simülasyon yöntemine göre Portföy A ve Portföy B'nin karşılaştırılması yapılmıştır. %99 güven düzeyinde 10 günlük elde tutma değerleri göz önüne alındığında marjinal riske maruz değerler göz önüne alındığında her üç yönteme göre de Portföy A daha riskli görülmektedir.

SONUÇ

Risk almak ilerlemek için çoğunlukla gerekli veya kaçınılmaz bir karar olmaktadır. Ancak bunun öncesinde karşılaşılabilecek riske dair ölçümleme yapmak iyi bir karar olacaktır. Çünkü belirsizlik gibi tam anlamıyla bilinmezliği ifade eden ve korku kaynağı olabilecek bir fikri alıp risk gibi nispeten belirlilik ifade eden hale dönüştürmek insan doğasına hizmet eden bir eylem olacaktır. İnsan, mümkün olduğunca belirsizlikten uzak kalarak yaşamını ve geleceğini garanti altına almak istemektedir. Bu ihtiyacın bir ürünü olarak geleceğin öngörülemezliğini yani belirsizliği en aza indirebilecek yöntemlere yönelik arayışlar sürmektedir. Bu arayışların bir ürünü olarak Monte Carlo Simülasyonu yöntemi ortaya atılmıştır. Bu yöntem, geleceği gerçekte olabilecek en yakın şekilde tahmin etmeye yönelik olmasıyla ilgi çekmektedir.

Küreselleşmenin ve sermaye hareketlerinin önündeki engellerin kaldırılması ile yatırımcılar en yüksek kar elde edebilecekleri piyasaları ve hisse senetlerini araştırmaktadır. Bu nedenle de sermaye daha yüksek kar elde edebileceğini gördüğü an o piyasaya ya da hisse senedine yatırımı tercih etmektedir. Bu da özellikle küçük yatırımcılar için riski artıran bir unsurdur. Bu nedenle riskin ölçülmesi zorunlu hale gelmiştir. Risk ölçümüne yönelik en popüler yaklaşım riske maruz değer yaklaşımıdır ki bu yaklaşımda belirli bir olasılıkla portföyde oluşabilecek maksimum değer kaybı ölçülmeye çalışılmaktadır. Dolayısıyla “belirli bir olasılıkla (çoğunlukla %1) portföyde en fazla ne kadar kayıp yaşarım?” sorusu, risk ölçümünün temel sorusudur. Bununla birlikte bu yaklaşımın yalnızca normal piyasa koşullarında geçerli olduğunu, aşırı piyasa koşullarında tahmin edilenden daha yüksek bir kayıpla karşılaşılabileceği unutulmamalıdır.

Riske maruz değer hesaplanması için literatürde farklı yaklaşımlar bulunmaktadır. En sık kullanılan riske maruz değer yaklaşımları varyans-kovaryans, tarihsel simülasyon ve monte carlo simülasyonu yaklaşımlarıdır. Bu çalışmada, Monte Carlo Simülasyonu yöntemi, varyans-kovaryans yöntemi ve tarihsel simülasyon yöntemi ile riske maruz değer hesaplanması tercih edilmiştir. Bu bağlamda öncelikle teknoloji sektöründe bulunan toplamda 6 farklı şirketin hisse senetlerinden oluşan iki ayrı varsayımsal portföy oluşturulmuştur. Oluşturulan bu

portföylerin riske maruz değerleri, Monte Carlo Simülasyonu yaklaşımı ile hesaplanmış ve iki ayrı portföyün 10 günlük elde tutma süresi sonunda en fazla kaybedebileceği değer hesaplanmıştır.

Hesaplamalara geçilirken öncelikle her bir portföyde yer alan her bir hisse senedinin kapanış verileri 01.07.2020-01.07.2021 dönemi için toplanmıştır. Sonrasında portföylerde yer alan hisse senetlerinin tanımlayıcı istatistiklerine yer verilmiş, ardından portföyde yer alan hisse senetleri arasındaki korelasyonlar incelenmiştir. Ardından kovaryans matrisi ile Cholesky matrisi oluşturulmuş, Cholesky matrisinin devriği, yapılan ağırlıklandırmalar göz önüne alınarak üretilen rassal sayılar ile çarpılmıştır. Ulaşılan simülasyon değerleri büyükten küçüğe doğru sıralanmış ve %1 güven aralığı için 1980'inci gözlemler monte Carlo simülasyon değeri olarak kabul edilmiştir.

Araştırma sonucunda;

Monte Carlo Simülasyonuna göre NETAŞ, ESCOM ve PLASTIKKART'ın %99 güven düzeyinde 10 günlük elde tutma süresi sonunda Portföy A'nın riskinin -6.165,40 TL olduğu hesaplanmıştır. Bu risk varyans-kovaryans yöntemine -6.144,27 TL, tarihsel simülasyon yöntemine göre -9.218,81 TL hesaplanmıştır.

KAREL, ASELSAN ve ALCATEL'den oluşan Portföy B'nin riskinin ise %99 güven düzeyinde 10 günlük elde tutma süresi sonunda Monte Carlo Simülasyonuna göre -5.020,03 TL, varyans-kovaryans yöntemine göre -4.956,67 TL, tarihsel simülasyon yöntemine göre -6.015,93 TL olarak hesaplanmıştır. Portföy A'nın marjinal riske maruz değeri -6.132,07 TL olarak, Portföy B'nin -4.946,82 TL olarak hesaplanmıştır.

Portföy A'ya ilişkin marjinal riske maruz değerinde riski arttıran firmanın ESCOM olduğu, Portföy B'ye ilişkin marjinal riske maruz değerinde riski arttıran firmanın ALCATEL olduğu tespit edilmiştir. Her üç simülasyon yöntemine göre Portföy A ve Portföy B'nin karşılaştırılması yapılmıştır. %99 güven düzeyinde 10 günlük elde tutma değerleri göz önüne alındığında marjinal riske maruz değerler göz önüne alındığında her üç yöntemde de Portföy A daha riskli olduğu tespit edilmiştir.

Portföye ilişkin getiri serilerinin normal dağılım sergilemesi durumunda varyans-kovaryans yönteminin daha sağlıklı sonuçlar ortaya koyduğu, normal dağılıma uymayan seriler için ise Monte Carlo simülasyon yönteminin daha verimli olduğu bu alanda yapılan akademik çalışmalarla bulgulanmıştır (Pearson, 2002). Her üç yöntem göz önüne alındığında; Monte Carlo Simülasyonu yöntemi, doğrusal olmama, normal dağılmama, parametre seçimi ve hatta kullanıcı tarafından tanımlanan senaryo durumlarını dahi bir arada ele alabilmektedir. Ancak, Monte Carlo simülasyonu yaklaşımının genellikle sadece geçmiş verilere dayanılarak oluşturulan portföyün VaR değerlerinden daha fazlasını hesaplaması nedeniyle daha zorlu bir yöntem olduğu ifade edilebilir (Best, 2001). Buna göre varyans – kovaryans yönteminin ortaya koyduğu VaR değerleri getiri serilerinin normal dağılım sergilememesi nedeniyle tartışmaya açıktır. Bununla birlikte hesaplanan VaR değerleri, yöntemin normal dağılım varsayımından önemli derecede etkilendiğini de ortaya koymaktadır (Deutsch, 2004).

KAYNAKÇA

Akan, N. B. (2007). Piyasa Riski Ölçümü. *Bankacılar Dergisi*(61).

Akbulaev, N. ve Aliyeva, B. (2018). Riske Maruz Değer: Türev Ürünler Üzerine Bir Uygulama. *Eurasian Econometrics, Statistics & Empirical Economics Journal*, 10.

Akkaya, G. C., Tükenmez, N. M., Kutay, N. ve Kabakçı, A. (2008). Pazar Risk Modeli: Bir Riske MARuz Değer ve Stres Testi Uygulaması. *Ege Akademik Bakış* 8(2), 813-821.

Alp, S. ve Çetin, N. G. (2016). Cep Telefonu Marka Tercihlerinin Markov Zincirleri ile Analizi. *Erzincan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 9(3).

Alp, S. ve Öz, E. (2009). Markov Zinciri Yöntemi ile Taşınabilir Bilgisayar Tercihlerinin Analizi. *Akademik İncelemeler*, 4(2).

Alp, S. ve Sarioğlu, K. (2018). Döviz Kurundaki Değişimin Satış Rakamları Üzerindeki ETKisinin Markov Zinciri Modeli ile Analizi. *Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 18(4).

Alrabadi, D. W. ve Aljarayesh, N. I. (2015). Forecasting stock market returns via monte carlo simulation: The case of Amman Stock Exchange. *Jordan Journal of Business Administration*, 11(3).

Aygören, H. (2006). İMKB100 Endeks Davranışının Monte Carlo Simülasyonu ile İncelenmesi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*(29).

Aygören, H. ve İlem, M. (2010). Türkiye'de Özelleştirme Sonrası Araç Muayene İstasyonları Sermaye Bütçelemesinin Monte Carlo Simülasyonu Yöntemi ile Analizi. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*(48).

Babuşçu, Ş. (2005). *Basel II Düzenlemeleri Çerçevesinde Bankalarda Risk Yönetimi*. Ankara: Akademi Yayınları.

Basil, M. ve Jamieson, A. W. (1998). Uncertainty of complex systems using Monte Carlo techniques. *North Sea Flow Measurement Work-shop 98*.

Bayram, O. ve Kısava, Z. S. (2019). Riske Maruz Değer Analizi Üzerine Bir Uygulama: Türkiye'den Bulgular. *Avrasya Sosyal ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi (ASEAD)*, 6(1).

Bayramoğlu, M. F. ve Yayalar, N. (2017). Portföy Seçiminde Toplam Riski Temel Alan Portföy Performans Ölçütlerinin Değerlendirilmesi. *Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 17(1).

Bolak, M. (2016). *Risk ve Yönetimi*. İstanbul: Birsan Yayınevi.

Büberkökü, Ö., Tüzün-Şahmaroğlu ve Akar, A. (2019). Portföy Risk Analizleri: Uluslararası Hisse Senedi Piyasalarından Kanıtlar. *Maliye ve Finans Yazıları*(112).

Candan, H. ve Özün, A. (2014). *Bankalarda Risk Yönetimi ve Basel II*. Türkiye İşbankası Kültür Yayınları.

Cengiz, M. A., Terzi, E., Şenel, T. ve Murat, N. (2012). Lojistik Regresyonda Parametre Tahmininde Bayesci Bir Yaklaşım. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 12(1).

Çatal, D. ve Albayrak, R. S. (2013). Riske Maruz Değer Hesabında Karışık Kopula Kullanımı: Dolar Euro Portföyü. *Journal of Yasar University*, 8(31).

Çatalca, H., Aktan, B. ve Soydan, H. (2008). *Ticari Bankalarda Piyasa Riski Yönetimi*. Ankara: Siyasal Kitabevi.

Çavuş, T. F., Yanıkoğlu, E. ve Yılmaz, A. S. (2003). Seri Sistemlerin Monte Carlo Yöntemi ile Güvenilirlik Analizi. 10. Ulusal Bilgisayar Mühendisliği Kongresi. http://www.emo.org.tr/ekler/b96ff7f5c9505fd_ek.pdf adresinden alındı

Çelen, S. (2017). Sanayi 4.0 ve Simülasyon. *International Journal of 3D Printing Technologies and Digital Industry*, 1(1), 9-26.

Çelik, E. (2015). *Olasılık Dağılımlarından Rassal Değişkenlik Üretimi ve VBA Uygulaması*. Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü: Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi.

Demirdöğen, O. (1998). Talep Tahmininde Monte-Carlo Simülasyon Tekniğinin Kullanılması. *Atatürk Üniversitesi İİBF Dergisi*, 12(1-2).

Demireli, E. (2007). Finansal Yatırım Kararlarında Risk Unsuru ve Riske Maruz Değer. *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi* 9(1).

Demireli, E. ve Taner, B. (2009). Risk Yönetiminde Riske Maruz Değer Yöntemleri ve Bir Uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İİBF Dergisi*, 14(3), 127-148.

Emhan, A. (2009). Risk Yönetim Süreci ve Risk Yönetmekte Kullanılan Teknikler. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 23(3).

Eren, Ö. ve Çıkrıkçı, M. (2014). Monte Carlo Simülasyonu ile Beklenmeyen Operasyonel Kayıpların Tahmini. *Çankırı Karatekin Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 4(2).

Ertüzün, A. B. (t.y.). Durağan Olmayan ve Gauss Olmayan veya Seyrek Sinyallerin Bayesçi Ayırışımı. http://www.busim.ee.boun.edu.tr/~ertuzun/publicationsyeni/AkademikKamp_Ertuzun.pdf

Estember, R. D. ve Marana, M. J. (2016). Forecasting of Stock Prices Using Brownian Motion - Monte Carlo Simulation. *Proceedings of the 2016 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*. Kuala Lumpur, Malaysia.

Evcı, S. ve Kandır, S. (2015). Endüstriyel Metal Piyasasında Piyasa Riskinin Ölçülmesi: Riske Maruz Değer (VaR) Yöntemi ile Bir Uygulama. *Niğde Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 8(1).

Hançerlioğulları, A. (2006). Monte Carlo Simülasyon Metodu ve MCNP Kod Sistemi. *Kastamonu Eğitim Dergisi*, 14(2).

Harrison, R. L. (2010). Introduction to Monte Carlo Simulation. *AIP Conference Proceedings*.

Ingram, K. W. ve Jackson, M. K. (2004). Simulations as authentic learning strategies: Bridging the gap between theory and practice in performance technology. *In Association for Educational Communication and Technology (AECT)*. Chicago.

Kavrar, Ö. ve Yılmaz, B. (2019). Riske Maruz Değer Yöntemiyle Portföy Riskinin Belirlenmesi. *Öneri Dergisi*, 14(52).

Kayahan, C. ve Topal, Y. (2009). Tarihsel Riske Maruz Değer (RMD) Finansal Riskleri Açıklamada Yeterli midir? *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(1).

Kleiss, R. (2019). Monte Carlo: Techniques and Theory. (63). [https://repository.ubn.ru.nl/bitstream/handle/2066/207591/207591.pdf?sequence=](https://repository.ubn.ru.nl/bitstream/handle/2066/207591/207591.pdf?sequence=1)

Koldere-Akın, Y. ve Akduğan, U. (2012). Finansal Piyasalarda Risklerin Belirlenmesinde Riske Maruz Değer Yöntemine İlişkin Bir Uygulama. *Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 14(1).

Korkmaz, T. ve Bostancı, A. (2011). RMD Hesaplamalarında Volatilite Tahminleme Modellerinin Karşılaştırılması ve Basel II Yaklaşımına Göre Geriye Dönük Test Edilmesi: IMKB 100 Endeksi Uygulaması. *Business and Economics Research Journal*, 2(3).

Kroese, D. P., Brereton, T., Taimre, T. ve Botev, Z. I. (2014). Why the Monte Carlo method is so important today. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 6(6).

Kwak, Y. H. ve Ingall, L. (2009). Exploring Monte Carlo Simulation Applications for Project Management. *IEEE Engineering Management Review*, 37(2).

Mandıracı, P. E. (2003). Türk Bankacılık Sektörünün Taşıdığı Riskler ve Finansal Krizi Aşmada Kullanılan Risk Ölçüm Teknikleri. *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 5(1).

NNamani, O. C. (2017). Application of Risk Management Techniques in Property Development Projects in Nigeria: A Review. https://ires.architexturez.net/system/files/P_20171129160112_1131.pdf

Öztürk, L. (2004). Monte Carlo Simülasyon Metodu ve Bir İşletme Uygulaması. *Fırat Üniversitesi Doğu Araştırmaları Dergisi*, 3(1).

Parungrojrat, N. ve Kidsom, A. (2019). Stock Price Forecasting: Geometric Brownian Motion and Monte Carlo Simulation Techniques. *THAIJO*, 16(1).

Pedersen, M. E. (2014). *Portfolio Optimization & Monte Carlo Simulation*. Hvass Laboratories Report HL-1401.

Preacher, K. J. ve Selig, J. P. (2012). Advantages of Monte Carlo Confidence Intervals for Indirect Effects. *Communication Methods and Measures*, 6(2), 77–98.

Sezer, H. ve Orgun, F. (2017). Hemşirelik Eğitiminde Simülasyon Kullanımı ve Simülasyon Modeli. *Ege Üniversitesi Hemşirelik Fakültesi Dergisi*, 33(2), 140-152.

Şener, C. ve Şener, U. (2019). Monte Carlo Simülasyonu ile Hisse Senedi Fiyat Tahminleri. *Beykoz Akademi Dergisi*, 7(2).

Taş, O. ve İltüzer, Z. (2008). Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi ve DİBS Portföyü Üzerinde Bir Uygulaması. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 23(1).

Terzioğlu, M. K. (2018). *Riske Maruz Değer Kavram ve Uygulamaları*. Ankara: Gazi Kitabevi.

Torun, M. (2017). Basel II Uygulamalarının Bankacılık Sektörüne Etkileri. *Uygulamalı Sosyal Bilimler Dergisi*, 1(1).

Uzunoğlu, M., Geçer, T., Eren, A. K., Kızıl, A. ve Onar, Ö. Ç. (2005). *Matlab ile Risk Yönetimi*. İstanbul: Türkmen Kitabevi.

Yavuz, S. ve Karabulut, T. (2016). Markov Analizi ile Üniversite Öğrencilerinin Cep Telefonu Marka Tercihlerinin Belirlenmesi. *Dicle Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 8(17).

Yıldırım, H. ve Çolakyan, A. (2014). Finansal Yatırım Araçlarında Riske Maruz Değer Uygulaması. *Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 29(1).

Yıldız, N. (2011). *Pozitronların Bakır Ortamdan Geçiş Olasılıklarının Monte Carlo Yöntemi ile İncelenmesi*. Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü: Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi.

Zerey, G. ve Terzi, E. (2015). Portföy Seçimi ve BIST30 Üzerinde Bir Uygulama. *IAAOJ*, 3(2).

