

MONTE CARLO SİMÜLASYONU İLE HİSSE SENEDİ FİYAT TAHMİNLERİ

Cem ŞENER¹, Uğur ŞENER²

Öz

Finansal piyasalarda gün içerisinde ya da belirli zaman aralıklarında birtakım dalgalanmalar yaşanmakta olup, bu dalgalanmalar yatırımcı üzerinde bir stres ve risk etkisi oluşturmaktadır. Finansal piyasalar içerisinde yaşanan belirsizlikten dolayı oluşan dalgalanmalardan büyük veya küçük yatırımcılar korunmak istemektedirler. Bu durumda yatırımcılar risklerini olabildiğince azaltmak için risk yönetimine başvururlar.

Belirsizlik ortamında yatırım yapacak olan yatırımcılar, yatırımlarının pozitif yönde değer kazanması adına bu piyasada yapacağı yatırım hakkında fikir sahip olması gerekir. İnsanın, belirsizliğin yaşandığı ortamlarda her zaman rasyonel karar alması olası değildir. Yaşanan krizler ya da yatırımdaki iniş ve çıkışlar yatırımcı üzerinde bir baskı oluşturup yanlış bir karar almasında neden olabilmektedir. Yatırımcılar, bir yatırıma başlamadan önce o yatırımla ilgili bilgi sahibi olmak isterler ve yaşanabilecek bir olumsuzluk karşısında psikolojik faktörlerden dolayı yanlış bir karar alma durumu yaşamak istemezler.

Türk hisse senedi piyasası hem Pazar dinamiklerinden ve hem de USD kuru dalgalanmalarından etkilenmektedir. TL ve USD kuru bazında yapılacak simülasyonların ve karşılaştırmalarının bu etkilerin anlaşılmasında farklı bir bakış açısı getireceği düşünülmektedir.

Bu çalışmada, havayolu hisseleri referans alınarak Monte Carlo Simülasyonu yöntemi ile Türk ve Amerikan hisse senedi piyasaları arasında TL ve USD bazında bir karşılaştırma yapılmıştır. Çalışmanın amacı USD kuru dalgalanmalarının Türk hisse senedi piyasasına etkileri hakkında farklı bir yaklaşım sunmaktır.

Anahtar Kelimeler: Finansal Piyasalar, Belirsizlik, Yatırım, Monte Carlo Simülasyonu

JEL Sınıflaması: C15, C22

ESTIMATION OF STOCK PRICES WITH MONTE CARLO SIMULATION

Abstract

Financial markets runs with fluctuations and these fluctuations create a stress and risk effect on investors. As a result, investors want to protect themselves from these fluctuations created by uncertainties in the market. Risk management is a popular instrument to reduce these uncertainties to calculated risks. An uncertainty becomes risk when there is a functional relationship or probability distribution between today and future.

Investors who will invest in an uncertainty environment should have ideas about the investment they will make in this market in order to invest their investment positively. It is not always possible for a person to make a rational decision in an uncertain environment. Crises or ups and downs in investment can cause pressure on the investor and lead to wrong decisions. Investors want to have information about their investment before investing in it, and they do not want to make a wrong decision because of psychological factors in the face of a possible negativity.

The Turkish stock market is affected by both market dynamics and fluctuations in the USD exchange rate. It is thought that comparing simulation results in TL and USD exchange rates will bring a different perspective for understanding these effects.

1 İşletme Yönetimi Yüksek Lisans Öğrencisi, İstanbul Aydın Üniversitesi, cemsener@aydin.edu.tr
ORCID: 0000-0002-2469-2764

2 Dr. Öğr. Üyesi, İstanbul Aydın Üniversitesi, usener@aydin.edu.tr, ORCID: 0000-0001-5524-1707

In this research, a comparison was made between Turkish and American stock markets for both TL and USD exchange rates with Monte Carlo Simulation method by taking reference airline shares. The aim of this study is to present a different approach to the effects of USD fluctuations on the Turkish stock market.

Keywords: Financial Markets, Uncertainty, Investment, Monte Carlo Simulation

JEL Classification: C15, C22

1. Giriş

Finansal piyasalarda yaşanan dalgalanmalar yatırımcı üzerinde stres ve yatırımlarında da risk etkisi oluşturmaktadır. Hisse senetleri de bu dalgalanmalardan etkilenen finansal yatırım araçlarıdır. Hisse senetleri; Sermaye Piyasası Kurulu izniyle çıkarılabilen, sahiplerine bir ortaklık ve mülkiyet hakkı kazandıran kıymetli evraklardır. (Şener, 2018)

Finansal piyasalarda yaşanan krizler, belirsizlikler yatırımcı üzerinde negatif bir baskı oluşturup yatırımcının yanlış bir karar almasında neden olabilmektedir. Yatırımcıların, belirsizliğin yaşandığı bir ortamlarda rasyonel karar almaları söz konusu değildir. Doğru tahminlerde bulunabilmek ya da kararlar alabilmek için simülasyonu yapılan modelin, belirli varsayımlar doğrultusunda yöntemi incelenmelidir. Buna bağlı olarak simülasyon bir sorunun çözümü değil, durumun analizidir (Öztürk, 2004). Bu türde ki hesaplamalar için birtakım simülasyon yöntemleri geliştirilmiştir. Bu yöntemler Risk faktörünü incelediği için simülasyon modellerinin tümüne “VaR” yöntemleri denilmiştir.

2. VaR ve Monte Carlo

VaR yöntemleri sayesinde belirsizlikler riske indirgenebilir (Knight, 1921) (Şener, 2015). Daniel Ellsberg’in literatüre Ellsberg deneyleri olarak geçen araştırmasında Frank Knight’ın risk tanımını referans almakla birlikte, bu tanıma genişletmiştir. Ellsberg’e göre gelecekle ilgili bir bilinmezliğin risk olması için gelecekte oluşabilecek alternatif senaryoların olasılıklarının bilinmesi yerine bu olasılıklar arasındaki görecelide olsa bir sıralamanın bilinmesi yeterlidir. Daniel Ellsberg, bireylerin tercihleri üzerinde yaptığı deneylerde bu savını kanıtlamıştır (Ellsberg, 1961: 643).Birden fazla yöntemin bulunması, hangi yöntemin daha sağlıklı bir sonuç vereceğiyle ilgili fikir ayrılıklarına yol açmıştır. Bu sebeple yöntemlerin gereksinim türüne göre değerlendirip kullanılması önerilmektedir. Riske maruz değer yöntemleri literatürde üç ana başlık altında incelenmiştir. Bu yöntemler Varyans-Kovaryans Yöntemi, Tarihi Simülasyon Yöntemi ve Monte Carlo Simülasyonu Yöntemidir. Simülasyon Yöntemleri açıklamalı olarak aşağıda sunulmuştur;

Varyans-Kovaryans Yöntemi; Riske maruz değer hesaplamaları içerisinde en çok tercih edilen yöntemdir. Bu yöntem parametrik yaklaşım diye de literatürde geçmektedir. “Portföyün alım-satım işleminde değerini belirleyen etmenlerin belirlenmesi ve belirli olasılıklarda meydana gelen dalgalanmaların sonuçlarında oluşan maksimum değer kaybının hesaplanmasında kullanılır.” VaR; portföyün piyasa değeri (M), güven düzeyi (α) ve standart sapmanın (σ) çarpımları sonucu bulunur. $VaR_{Varyans-Kovaryans}=M \cdot \alpha \cdot \sigma$ Bu yöntem portföyde çok sayıda veri olması durumunda bile kolay ve hızlı hesaplanması nedeniyle en avantajlı olan yöntemdir (Uysal, 1999).

Tarihi simülasyon yönteminde; risk hesaplamaları yapılarak geçmiş veriler tetkik edilir ve birtakım senaryolar üretilir. Risk faktörlerinde yaşanan değişimler kullanılarak portföy yeniden değerlendirilip, portföyün kar-zarar dağılımı belirlenerek Riske maruz değer hesaplanır.

$$R_{p,t} = \sum_{i=1}^n x_i \cdot r_{i,t} \quad t = 0,1,2, \dots, T$$

$R_{p,t}$ = t portföyün getirisi, x_i = i varlığın portföy içindeki ağırlığı,

$r_{i,t}$ = i varlığın t'nci gözlemdeki getirisi, "n" varlık sayısını ifade etmektedir.

Bu metodun eleştirilen kısmı; geçmişe dayalı veriler kullanıldığı için sadece yapılan uygulama içerisinde yaşanan değişimler dikkate alınmaktadır. Buna karşılık, gelecek dönem verilerinde yaşanabilecek değişimlere gereken önemi vermediği için ortaya çıkabilecek bazı riskleri öngörememektedir (Zenti and Pallotta, 2001).

Monte Carlo yöntemi, gelecekteki olayların tahmin edilebilmesi için geçmişe ait veriler yerine güncel verilerden de faydalanarak gerçekleşmesi beklenen durumun tahmin edilmesine dayanmaktadır. Tarihi Simülasyon yöntemiyle benzerlikler taşımakta olsa bile Monte Carlo yöntemi, geçmişe dayalı gerçek verilere bağlı kalmadan, belli bir dağılımdan türetilmektedir (Duman, 2000). Simülasyon Modeli belirli varsayımlara dayanarak bir sistemin davranış yöntemini inceler. Bundan dolayı simülasyon bir problemin çözümü değil, durum analizidir. Simülasyon modellemesi her şartta en iyi yöntem değildir (Öztürk, 2004). Çünkü, Monte Carlo Simülasyonu tarihsel verileri rastgele sayılar üretmekle birden fazla çalıştırması sonucu tahmini veriler üretmektedir. Bu tahmini veriler üretmek için çok yoğun matematiksel hesaplamalar gerekir ki, buda simülasyonun gerçek zamanlı bir sonuç elde etmesini güçleştirir (Hogenboom, Winter, Frasinca & Kaymak, 2015)

Monte Carlo Simülasyonu, yatırımcıların karar verme sürecinde akılcı bir yol izlemesi için yararlanılan tamamen rasyonel verilere dayalı yatırım modellemelerinden biridir. Simülasyon sözcüğü literatüre ilk olarak Jon Von Neumann ve Stanislaw Ulam adlı iki bilim insanının çalışmaları Monte Carlo Simülasyonu diye adlandırmaları ile başlamaktadır. Monte Carlo Simülasyonu Stanislaw Ulam isimli bir bilim insanının iskambil kâğıtlarıyla oynanan "Soliter" oyununun başarıyla bitirebilmesi için yaptığı çeşitli tahminlere ve olasılık hesaplarına yönelik düşünceleri ile birlikte ortaya çıkmıştır. Çokça karıştırılan Monte Carlo metodu ve Simülasyonu arasında bazı ayrımlar vardır. Simülasyon bir stokastik sürecin benzeri iken Monte Carlo metodu ise temeli olasılığa dayanmayan problemleri, olasılığa dayandırarak çözümleme yöntemidir.

Monte Carlo Simülasyonunu esas alan istatistiksel yöntemler ise 1960'ların sonlarında ilk defa ortaya çıkmış ve ilerleyen yıllarda bu yaklaşımın popülaritesi giderek artmıştır (Rabiner, 1989). Monte Carlo Simülasyonu hisse senedi getirisi hesaplamalarında, muhasebe ana bilim dalında gerçekleştirilen denetim faaliyetlerinde, pazarlama ana bilim dalında tüketicilerin satın alma davranışlarının modellenmesinde kullanılmaktadır. Bu simülasyondan ileride ortaya çıkma ihtimali olan durumların gerçekleşebilme ihtimalini hesaplamak için yararlanılmaktadır. Analiz edilecek veriler eski geçmiş yerine, güncel veya yakın geçmişten elde edilmektedir. Monte Carlo Simülasyonu ile deneysel yöntemlere dayanarak belirsizlik durumlarını minimuma indirgenebilmektedir.

Monte Carlo metodu deneysel problemleri, rastgele sayılarla yaklaşık olarak çözülmesini anlatırken simülasyon, karmaşık integrallerin hesaplanmasında kullanılmak üzere geliştirilmiştir.

Aynı zamanda sistemin yapısında değişikliğe neden olan olayların gerçekleşme sürelerine ait verilerin belirlenmesi de Monte Carlo metodu olarak bilinmektedir (Hamdy A Taha, 2000).

Monte Carlo metoduna baktığımız zaman bir takım sayısal veriler üreten ve bu veriler doğrultusunda bireylerin ileriye yönelik tahminlerini yine sayısal verilere dayandırmasıdır. Fakat bir takım bilim insanına göre ise bu yöntem sadece sayısal değerler üreten bir yöntemden ileriye gidememiştir (Kalos and Whitlock, 2004).

Simülasyon çalışması incelenecek olursa; Çalışma, simülasyon safhasından önce belirlenir ve planlaması yapılır. Sonraki safhalarda modellemede nelerin işlenmesi gerektiğinin tanımlaması yapılmalıdır. Bu yöntemdeki temel amaç sistemin sınırlarını belirlemektir.

Tüm bu aşamalardan sonra modelin kurulması ve gerçek bir değer taşınması için lüzumlu olan tüm verilere ulaşmak gerekmektedir. Yapacak çalışmada kurulan modelin ayrıntıları ne kadar çok ise verilerin toplanması süreci de bir o kadar uzun olmaktadır. En önemli noktaya ise, modellemenin kuruluşu sırasında kullanacağımız istatistiksel metodun tarifinin yapılması gerekmektedir (Yılmaz, 1988).

Simülasyon modellerinde stokastik bir yapıya sahip olan modellerin yapısında önceden deneyimlenmiş olan verilerin kullanılması öncelikli olmalıdır. Problemin simülasyon aşamasında yapılan bu seçim araştırmanın olumlu bir yönde gitmesini açısından önem arz etmektedir. Modelleme safhasında ise birbirlerinden bağımsız rassal değişkenlerin üretimi için bilgisayar teknikleri etkin bir biçimde kullanılmalıdır. Simülasyon modellemesini kurarken kullanacağımız verilerin sağlıklı olması, belirli bir geçerliliğe sahip olması simülasyonun başarısı için dikkat edilmesi gereken bir noktadır.

Genel ana yapıya baktığımız zaman simülasyon aslında bir deneydir. Böyle bir deneyde elde edilen değişkenler “n” tane birbirinden bağımsız rasat değerlerin ortalamasıdır. Performans açısından baktığımız zaman ise modelin pozitif veya negatif bir ölçüye sahip olması “n” tane verinin kullanılabilir bir geçerliliğe sahip olmasıyla ilişkilidir.

Simülasyon deneylerinde asıl amaç olabildiği kadar küçük hata payına sahip verilere ulaşabilmektir. Çünkü simülasyon deneyinde sağlıklı, hata payı çok küçük olan verilerin elde edilmesi bir laboratuvar ortamında yapılan deneylerden daha zordur. Nedeni ise çalışma sırasında kullanılan verilerin çok büyük bir değişme maruz kalma ihtimallerinin yüksek olmasıdır (Taha, 2000).

Simülasyon; X_0, X_1, \dots rasgele değişkenlere sahip olan bir yapıyı ele alalım. X_n , bir bütüne sahip olan öğelerin tamamını ifade etmektedir ve X_n ise muhtemel değerlere sahip küme yani “1” değerinden “N” sayıdaki değerlerin bütünü oluşturmaktadır. Çalışması başlatılan süreç i durumunda yer almaktadır ve dolayısıyla geçmiş zamandaki durumlardan daha özgür olan ve bir sonraki yapıda yer alan durumun j olma ihtimali “ O_{ij} ” olması koşulu ile “ $O_{ij}, i, j = 1, 2, 3, 4, \dots, N$ ” sayılarından oluşan bir kümedir. Bundan dolayı ($X_n, n \geq 0$) kümesi için intikal imkanları $O_{ij}, i, j = 1, 2, 3, \dots, N$ değerlerinden oluşan bir Markov zincirini oluşturur. Markov zinciri oluşturan süreç i durumundan ayrıldıktan sonra başka bir durumda bulunması gerektiğinden, bu geçiş ihtimali,

$$\sum_{j=1}^N O_{ij} = 1, \quad i = 1, 2, 3, \dots, N$$

şartını sağlamaktadır.

Başlangıcımız süreç içerisinde yer alan i durumunda, başka bir zaman anında j durumuna dahil olacağı her i ve j ikilisi için pozitif yönde seyreden bir olasılık yer almaktadır. Bu yapıda olan Markov zinciri için indirgenemez denilmektedir.

Uzun dönemde süreç j durumunda yer alma ihtimali π_j olduğunu düşünürsek, büyük bir ihtimalle ilk başlangıç durumunda olarak kabul ettiğimiz π_j sabit bir yapıya sahip olduğu söylenebilir. Bu durumda uzun vadede indirgenemez Markov zincirini ifade etmektedir. Aşağıda nitelendirilen, $\pi_j, j = 1, 2, 3, \dots, N$ değerleri doğrusal olan denklemlerin çözümüdür:

$$\pi_j \sum_{i=1}^N \pi_i O_{ij}, \quad j = 1, 2, 3, \dots, N$$

$$\sum_{j=1}^N \pi_j = 1$$

Yukarıda gösterilen bir denklem kümesi, π_j Markov zincirinin i durumunda olma rasyosuna sahip olduğu için i ve j durumları arasında; i durumundan j durumunda geçiş ihtimali O_{ij} 'dir.

($\pi_i O_{ij}$) ifadesi Markov Zinciri'nde, zincirin i durumundan, j durumuna dâhil olma rasyosudur denilebilir.

Bundan dolayıdır ki, denklik

$$\pi_j \sum_{i=1}^N \pi_i O_{ij}, \quad j = 1, 2, 3, \dots, N$$

ise;

$\sum_{j=1}^N \pi_j = 1$ 'in üst kısmı Markov zincirinin sadece j durumunda girme rasyosunun i durumundan sadece j durumunda dâhil olma rasyosu bütün i durumları üzerinden toplamına eşittir. Eşit olma durumu $\pi_j \sum_{i=1}^N \pi_i O_{ij}, j = 1, 2, 3, \dots, N \Rightarrow \sum_{j=1}^N \pi_j = 1$ 'in alt kısmından, Markov Zincirinin j durumunda olma rasyosunun tüm j 'ler üzerinden toplamının 1'e eşit olması görüşünü söylemektedir.

(π_j) Markov Zincirinin durağan (sabit) ihtimalleridir. Başlangıç durumu için Markov zincirinde π_j ifadesine bakarak eğer, bütün n ve j 'ler hakkında " $O(X_n=j) = \pi$ "dir.

Markov Zincirinde yer alan önemli bir nokta ise mevcut durumda uzay üzerinde olan rasgele bir h fonksiyonu için, "1" ihtimalle,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(X_i) = \sum_{j=1}^N \pi_j h(j) \text{ olarak tanımlanmalıdır.}$$

Bu Markov Zincirinde $1, 2, 3, \dots, n$ durumları arasında j durumunda olabilme rasyosu $O_j(n) \Leftrightarrow$, bundan dolayı;

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(X_i) = \sum_{j=1}^N h(j) o_j(n) \rightarrow \sum_{j=1}^N h(j) \pi_j \text{ şeklinde gösterilir.}$$

π_j niceliği Markov zincirinde j durumunda olması bir olasılığı ifade etmektedir. Bu ifadeyi açık bir şekilde tanımlayabilmek için, öncelikli olarak periyodik olmayan Markov zinciri tanımlaması yapmak gerekmektedir (Gidas, 1995).

Markov zinciri indirgenemez bir nicelikte ise, rastgele bir $n \geq 0$ ve j konağı için $O(X_0 = j | X_0 = j) > 0$ ve $O(X_{n+1} = j | X_0 = j) \geq 0$ koşullarına uygun değilse yani sağlamıyorsa, bu durum için periyodik değildir tanımı yapılabilir.

Periyodik olmayan ve indirgenemeyen bir Markov zinciri için, " $\pi_j = \lim_{n \rightarrow \infty} O\{X_n = j\}, \dots j = 1, 2, 3, \dots, N$ " şeklindedir.

Durağan olasılık değerlerine ulaşabilmemiz için bu " $\pi_j \sum_{i=1}^N \pi_i O_{ij},$

$j = 1, 2, 3, \dots, N \Rightarrow \sum_{j=1}^N \pi_j = 1$ " denklem kümesinin çözümünden çok daha basit olan bir yöntem bulunur. Farz edelim ki,

$$X_i O_{ij} = X_j O_{ji},$$

$i \neq j, \sum_{j=1}^N X_j = 1$ olma koşuluyla $x_i, i = 1, 2, 3, \dots, N$ pozitif sayılar olmak üzere, denklem üzerinde yer alan i durumu üzerinden toplam $\pi_j = x_i$ koşuluyla,

$\sum_{i=1}^N X_i O_{ij} = x_j \sum_{i=1}^N O_{ji} = x_j$ sonucuna varılmaktadır.

Markov zincirinin zamanda geri dönüştürülebilir olduğu durumlar da $i \neq j$ 'ler $\pi_i O_{ij} = \pi_j O_{ji}$ şartlı sağlam koşuluyla başlangıç durumu için $\{\pi_j\}$ seçeriz. Bir sonraki aşamada ise rastgele bir zaman diliminden başlayıp durumların zaman içinde geçmişe doğru ardışığının da geçiş olasılıkları O_{ij} 'dir. Bu tür Markov zinciri herhangi bir zaman diliminde geri dönüştürülebilir bir ifade taşımaktadır.

Olasılık hesaplamalarında kütle işlevi $O\{X=j\} = O_j, j = 1, 2, 3, 4, \dots, N$ olduğu düşünülen bir gelişigüzel belirlenen ve bir değişken olan X için değer oluşturmak istersek $O_j, j = 1, 2, 3, 4, \dots, N$ olasılık hesaplarına göre geri döndürülebilir ama periyodik olmayan bir Markov zinciri oluşturabilseydik, n değeri büyük bir değer olmak koşuluyla X_n değerine ulaşabilmek için Markov zincirini n değerinde ilerleterek bir rassal değişken elde edebilecektik. Ama eğer misyonumuz $B[h(x)] = \sum_{j=1}^N h(j) o_j$ değerini tahmin etmek olsaydı o zaman, $O_j, j = 1, 2, 3, \dots, N$ gereğince dağılmış halde bulunan bir hayli değişkeni oluşturmak olsaydı,

$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(X_i)$ tahminleyicisini kullanarak bu ifadeyi de tahminleyebilecektik. Fakat Markov zincirinde yer alan başlangıç durumu için seçtiğimiz ilk konak aşırı bir şekilde etkilendiğinden, Markov zincirinde yaptığımız uygulama da seçtiğimiz birinci k değeri kadar durum çıkarılacaktır.

Şöyle ki, $\frac{1}{n-k} \sum_{i=k+1}^n h(X_i)$ tahminlemesi kullanılır. k değerinin makro ölçüde ne kadar bir değer alacağına varsayımını yapmak çok zordur. Bu gibi durumlarla karşılaşıldığı zaman büyük ölçüde sezgisel bir düşünceye müracaat edilir (Ross, 1997).

Markov zinciri simülasyonunu, tahmin edicinin hata karesini tahmin edebilmek için; ,

$\hat{\theta} = \frac{1}{n-k} \sum_{i=k+1}^n h(X_i)$ durumunda ise,

$$OHK = B \left[\left(\hat{\theta} - \sum_{j=1}^N h(j) o_j \right)^2 \right]$$

bu nicel ifadenin tahmininin yapılması için küme ortalamaları metodu kullanılır. Meydana getirilen $n - k$ adedince olan durumların her biri için r değerince,

$s = (n - k) / r$ adedi değerince kümeye ayrılması durumunda,

$$Y_j = \frac{1}{r} \sum_{i=k+(j-1)r+1}^{k+jr} h(X_i), j = 1, 2, 3, 4, \dots, s$$

j kümesinin yaklaşık değeri olduğunu varsayarsak. O halde $Y_j, j = 1, 2, 3, 4, \dots, s$ değerlerinin birbirinden bağımsız olduğunu varsayarsak ve değişkeni σ^2 olsun ve bu ifadenin tahminleyicisi olarak $\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{j=1}^s (Y_j - \bar{Y})^2}{s-1}$ ifadesini kullanalım. O halde OHK 'nın tahmini $\hat{\sigma}^2 / s$ ifadesidir. r değeri simülasyonunu yaptığımız Markov zincirine doğrudan bağlıdır. r değerinin küçük olması durumu $X_i, i \geq 1$ 'in bağımsız ve aynı dağılımlı olması durumuyla yakından ilişkilidir.

Modeli kurulan simülasyonun son safhasında elde edilen verilen yorumlanır. Verilerin varyanslarının minimum tutup, modelin güvenilirliği sayısal olarak pozitif yönde etkiler.

Monte Carlo simülasyonu, üzerinde çalışılan problemin modellenmesini sayısal olarak oluşturur. Simülasyon safhasında kullanılan veriler ilk önce tanımlanır ve girdi değişkenlerinin sayısal dağılımlarına bakarak birbirinde bağımsız rassal değerler bulmada kullanılacak olan algoritmalar belirlenir.

Daha sonraki safhada mevcut girdi değişkenlerinin etkilendiği değişkenlerin formülleri oluşturulur. Monte Carlo simülasyonunda kullanacağımız ve tahminini yapacağımız parametre model üzerinde bulunan değişken veriler türünden belirtilmelidir. Sonrasında problemin bilgisayar üzerinde kodlamasının yapılacağı uygun ve bir geçerlilik sağlayan algoritma tasarlanmalıdır. Tasarlanmış olduğumuz algoritma her açıdan matematiksel modellemeye olanak sağlamalıdır (Öztürk, 2004).

3. Monte Carlo Simülasyonu İle Hisse Senedi Fiyat Tahminlerinin Belirlenmesine Yönelik Bir Araştırma

Araştırmanın temel amacı, Monte Carlo Simülasyonu kullanılarak, hava ulaşımı hizmeti veren Türk Hava Yolları ve American Airlines'a ait finansal piyasalarda işlem gören hisse senetlerine ait verilerin simülasyon modellemesinin yapılarak araştırmaya konu olan verilerin benzer taraflarının ve ayrılan noktalarının tespit edilmesi, yatırımcının hangi yatırıma yönelmesinin daha rasyonel ve karlı olduğunun belirlenmesi ve geleceğe yönelik bir tahmin yapılarak yatırımcıya alacağı kararlar hakkında bir fikir sağlamaktır.

3.1 Araştırmanın Verileri

Araştırmanın kapsamına Türk Hava Yolları ve American Airlines'a ait finansal piyasalarda işlem gören hisse senetlerinin 2018 yıllı kapsayan veriler dâhil edilmiştir. 2018 yılı içerisinde son 252 işlem günü alınarak simülasyon modeli kurulmuştur.

Araştırmanın kapsamında yer alan Türk Hava Yolları ve American Airlines'a ait hisse senedi verilerinin, gün sonu kapanış değerleri ele alınarak, bu şirketlerin hisse senetlerinin fiyatlarına ait olan tanımlayıcı istatistikî değerler Tablo 1'de gösterilmiştir.

Tablo 1: Türk Hava Yolları ve American Airlines'a Hisse Senetlerinin Fiyatlarına Ait Tanımlayıcı İstatistikî Değerler (31.12.2018 ve öncesine ait 252 işlem günü için)

	Türk Hava Yolları (TL)	American Airlines (USD)	Türk Hava Yolları (USD)
Ortalama	16,568498	42,8766008	3,56501933
Standart Hata	0,09766772	0,46552739	0,04761124
Medyan	16,55	41,35	3,29824828
Mod	16,7	32,04	#YOK
Standard Sapma	1,55350018	7,4046664	0,75730307
Varyans	2,41336281	54,8290844	0,57350794
Basıklık	0,03387264	-0,8922558	-1,2569308
Çarpıklık	-0,2965653	0,41295851	0,42363692
Aralık	7,25	28,75	2,71526005
Minimum	12,52	29,72	2,4272512
Maximum	19,77	58,47	5,14251125
Toplam	4191,83	10847,78	901,949889
Sayı	253	253	253

Fiyatlardaki değişim aralıklarını ve günlük fiyat hareketleri arasındaki farkın büyüklüğünü ölçen (volatilité), Tablo 1’de yer alan bilgilere göre Türk Hava Yolları’nın TL kuru için 0,0249 olarak belirlenmiştir. Türk Hava Yolları’nın USD kuru için 0,7580, American Airlines’a ait verilerin günlük volatilitesi ise 0,0252 olarak hesaplanmıştır. Her iki şirketin dolar kuru üzerinden volatilité oranları göz önünde bulundurulduğunda, aralarından 0,7328 değerinde farkın bulunduğu görülmektedir. Her iki şirket kendi finansal piyasaları içerisinde değerlendirildiğinde volatiliteleri arasındaki farkın 0,003 olduğu belirlenmiştir.

3.2 Araştırmanın Yöntemi

Araştırmada analiz yapabilmek ve karar verebilmek için Monte Carlo Simülasyonu kullanılmıştır.

Monte Carlo yöntemi, gelecekteki olayların tahmin edilmesi durumunu geçmişe ait veriler yerine güncel verilerden faydalanarak gerçekleşmesi beklenen olayın tahmin edilmesi için kullanılır (Duman, 2000). Monte Carlo Simülasyonu olayların gözlemlenip modelin kurulması ile başlar. Model denklemler ile değil denemeler ile kurulur.

Monte Carlo Simülasyonu, üzerinde çalışma yapılan matematiksel problemin modellenmesi kurularak oluşturulmaya başlanır. Simülasyon safhasında kullandığımız veriler, tanımlanır ve girdi değişkenlerinin istatistiksel dağılımlarına bakarak birbirinden bağımsız rassal değerler bulmada kullanılacak olan algoritmalar belirlenir. Daha sonraki safhada mevcut girdi değişkenlerinin etkilendiği değişkenler formülize edilir.

Bu aşamalar gerçekleştirilirken Monte Carlo Simülasyonu’nda kullanılacak ve tahmin yapılacak parametre, model üzerinde bulunan değişken veriler türünden belirtilir. Sonrasında problemin bilgisayar üzerinde kodlamasının yapılacağı uygun olmakla birlikte geçerlilik sağlayan algoritma tasarlanır. Tasarlanmış olan algoritma her açıdan matematiksel modellemeye olanak sağlamalıdır (Öztürk, 2004).

Araştırma gerçekleştirilirken simülasyon, bin adet rastgele sayı üretilerek yapılmıştır. Monte Carlo Simülasyonu on kere çalıştırılarak test edilmiştir.

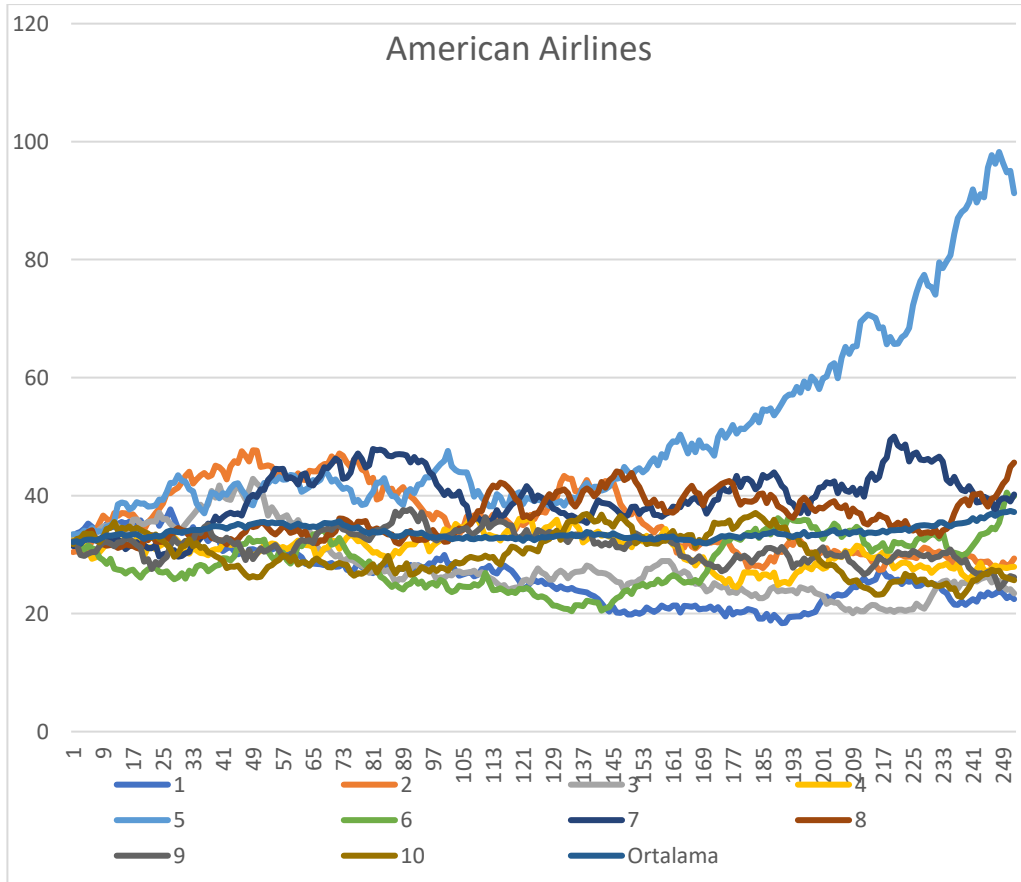
3.3 Araştırmanın Bulguları

Tablo 2: Monte Carlo Simülasyonu ile Elde Edilen Sonuçlar (01.01.2019 ve sonraki 252 işlem günü için)

	Türk Hava Yolları	American Airlines	Türk Hava Yolları
	TL	USD	USD
Başlangıç Fiyatı	16,11	32,11	3,06221369
Yıllık Volatilité	0,475588	0,400099	12,03305213
Günlük Volatilité	0,029959	0,025204	0,758011035
Ortalama Fiyat	15,93012	31,63361	-2,30330E-12
Medyan Fiyat	14,07747	29,46905	6,57839E-43
Standart Sapma	8,25369	12,62899	4,36183E-11

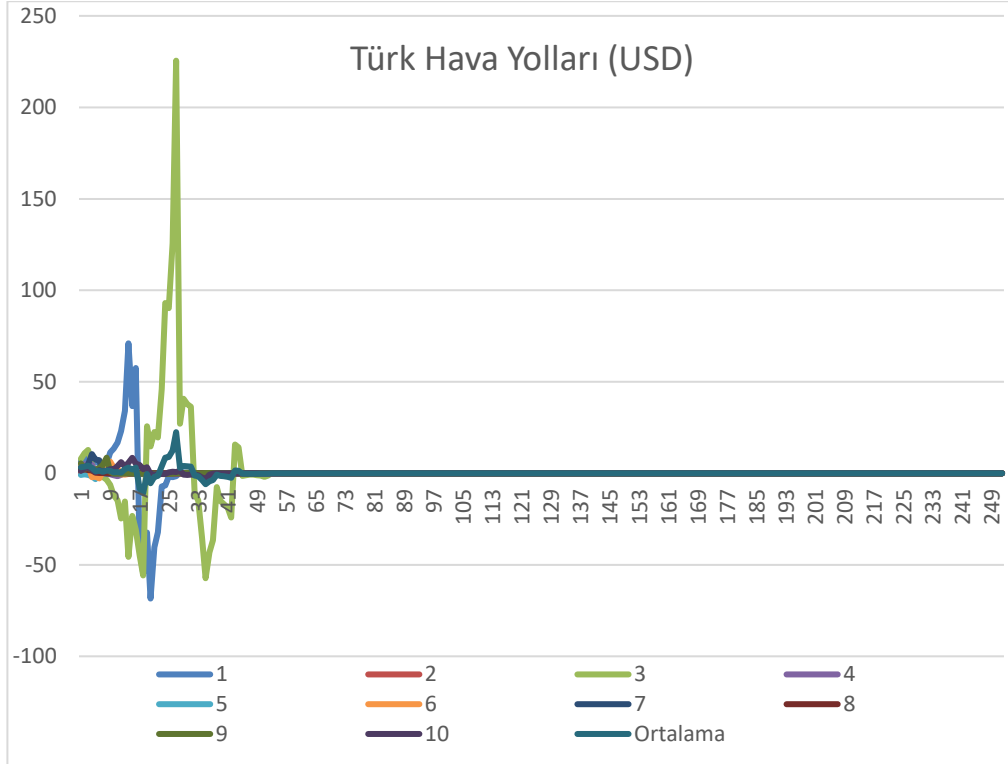
Percentil			
5%	6,378711		-1,99964E-18
95%	32,09235		3,40022E-19
25%	10,056		-3,18353E-27
75%	19,46719		5,13918E-27

Tablo 2'ye göre American Airlines'ın hisse senetleri için uygulanmış olan Monte Carlo Simülasyonundan yararlanılarak, hisse senetlerin günlük ve yıllık volatiliteleri hesaplanmıştır. Uzun vadeli dalgalanmayı görebilmek ve karşılaştırma yapabilmek için yıllık volatilitelere dikkat edilmiştir. Bu hesaplama ile Simülasyonu yapılan verilerin gelecekte alacağı günlük hisse senedi fiyatlarının, günlük ve yıllık volatiliteleri hesaplanmıştır. Monte Carlo Simülasyonu ile hisse senedi verilerinin hesaplamaları sonucunda American Airlines'ın yıllık volatilitesi 0,400099 olarak belirlenmiştir. Türk Hava Yolları'nın (USD) kuru için yapılan simülasyonda ise şirketin yıllık volatilitesi oranı 12,03305213 olarak belirlenmiş ve bu oranın American Airlines'ın hisse senetlerinin volatilitesinden 11,63295313 daha fazla olduğu görülmüştür. Elbette hisse senedi fiyatları negatif değerler alamaz. Ancak yüksek volatilitesi sonucu elde edilen bu negatif değerler hisse senedinin USD kuru karşısında bütün değerini kaybedeceği olarak algılanmalıdır.



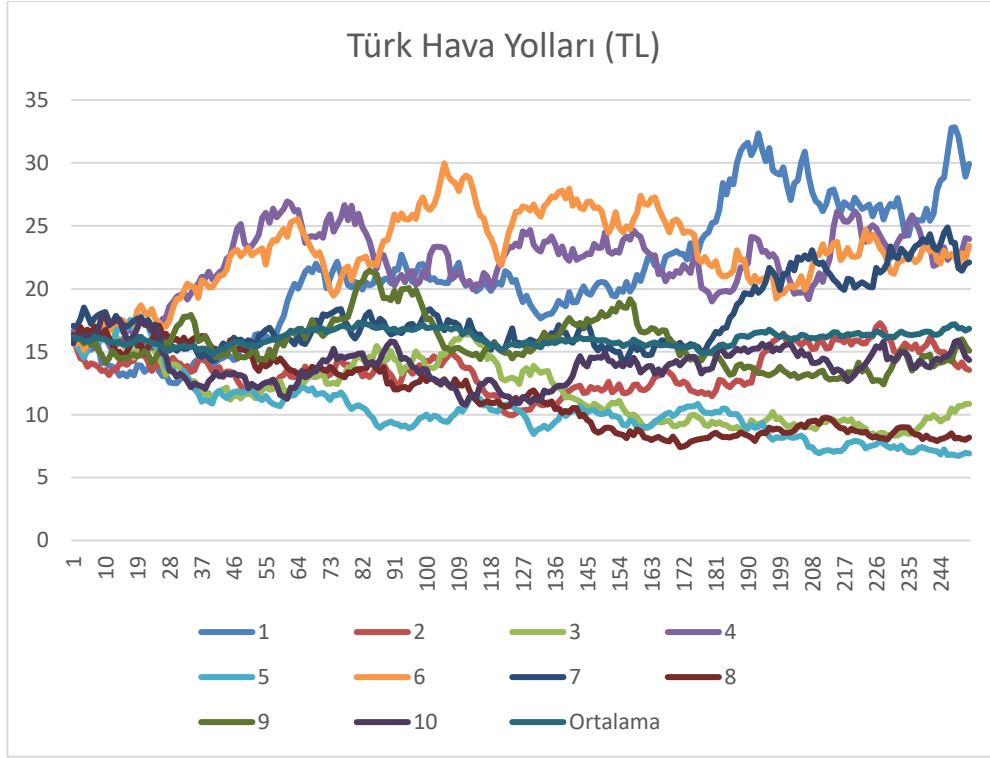
Şekil 2: American Airlines'a Ait Verilerin Monte Carlo Simülasyon Grafiği

Şekil 2’de gösterilen ve dikey eksen üzerinde yer alan piyasada işlem görmüş hisse verileri simülasyonun on kez çalışması sonucunda elde edilmiştir. Grafiğe göre yatay ekseninde gösterilmiş olan veri serilerinin ise 20\$ ile 100\$ arasında ve birbirlerine genel olarak yakın değerlere ulaşarak değerlendirildiği gözlemlenmiştir. Simülasyon grafiği incelendiği zaman ortalama fiyat çizgisinin 32,31\$ doğrultusunda seyrettiği gözlemlenmiştir.



Şekil 3: Türk Hava Yolları’na Ait Verilerin Dolar Kurundan Monte Carlo Simülasyon Grafiği

Şekil 3’te gösterilen ve dikey eksen üzerinde yer alan piyasada işlem görmüş hisse verileri simülasyonun on kez çalışması sonucunda elde edilmiştir. Yatay ekseninde gösterilen veri serilerinin -60 \$ ile 230 \$ arasında değişim gösterdiği ve aralarında çok değişkenli fiyat farklılıklarının olduğu gözlemlenmiştir. Türk Hava Yollarına ait hisse senedi verilerinin dolar kuru üzerinde ki değerleri dolar kurunda yaşanan dalgalanmalardan dolayı negatif yönde seyretmiştir. Hisse senedi fiyatlarının negatif değer alması anlamsız gelse de bu durumun Türk Lirası’nın, Dolar karşısında değer kaybetmesinden kaynaklanmaktadır.



Şekil 4: Türk Hava Yolları'na Ait Verilerin TL Kurundan Monte Carlo Simülasyon Grafiği

Şekil 4'de gösterilen ve dikey eksen üzerinde yer alan piyasada işlem görmüş hisse verileri simülasyonun on kez çalışması sonucunda elde edilmiştir. Grafiğe göre yatay eksen üzerinde gösterilmiş olan veri serilerinin ise 7 TL ile 34 TL arasında ve birbirlerine genel olarak yakın değerlere ulaşarak değerlendirildiği gözlemlenmiştir. Simülasyon grafiği incelendiği zaman ortalama fiyat çizgisinin 15 TL doğrultusunda seyrettiği gözlemlenmiştir.

4. Sonuç ve Öneriler

Finansal piyasalarda gün içerisinde ya da belirli zaman aralıklarında birtakım dalgalanmalar yaşanmakta ve bu dalgalanmalar, yatırımcı üzerinde stres ve yatırımlarında risk etkisi oluşturmaktadır. Böyle belirsizliklerin yaşandığı ortamlarda bireylerin her zaman rasyonel karar alması olası değildir. Risklerin hesaplanması, belirsizlikler içinde tahminler yapılarak geleceğe yönelik planlamalar yapabilmek için bazı yöntemler bulunmaktadır ve Monte Carlo Simülasyonu bu yöntemlerden bir tanesidir. Monte Carlo Simülasyonu, karmaşık integrallerin hesaplanmasında kullanılmak üzere geliştirilmiştir. Ayrıca Monte Carlo Simülasyon metodu yarı parametrik bir yaklaşımdır. Riske Maruz Değer hesaplamalarında Monte Carlo Simülasyonu yöntemi matematiksel olarak Tarihi Simülasyon Yöntemine benzerdir. Aralarından oluşan en belirgin fark ise tarihe dayalı verilerin yerine algoritmanın ilk aşamasında bulunmasıdır. Simülasyon safhasında tahmini değerler elde edebilmek için rastgele sayı üretilir (Amin vd.,2018) (Kavrar&Yılmaz,2019).

Bu simülasyon, yatırımcıların yapacağı yatırım üzerinde akılcı bir yol izlemesi için yararlanılan, tamamen rasyonel verilere dayalı yatırım modellerden biridir ve farklı ölçüm sonuçları elde etmemizi sağlamaktadır. Simülasyon çalışmasında en temel amaç ise yatırımcının mevcut getirisini pozitif yönde arttırmak ve portföy riskini minimuma indirmektir (Joron, 1985) (Uysal&Emir, 2018).

Araştırmada, Türk Hava Yolları'na ve American Airlines'a 2018 yılı hisse senedi verilerinin Monte Carlo Simülasyonu ile 2019 yılı tahmini yapılmıştır. Yapılan simülasyon çalışmasına göre iki şirketin hisse senetlerinin incelenmesi sonucunda, on farklı yıllık değere ulaşılmıştır. Elde edilen verilere göre hisse senetlerinin, işlem gördükleri piyasalarda dalgalanmalar yaşadıkları gözlemlenmiştir. Türk Hava Yollarının ve American Airlines'ın dolar kuru üzerinden yıllık volatilité değerlerine bakıldığında iki şirket arasında çok ciddi farkların olduğu gözlemlenmiştir. Türk Hava Yollarının dolar kurundan yıllık volatilité değeri 12,03305213 olduğu gözlemlenmiş, Amerikan Airlines'ın ise yıllık volatilité değerinin 0,400099 olduğu belirlenmiştir. Elde edilmiş olan sonuçlara göre; Amerikan Airlines'ın hisse senedi verilerinin finansal piyasalar içerisinde minimum dalgalanmalar yaşadığı, Türk Hava Yollarının ise Dolar/TL kurunda yaşanan dalgalanmalardan dolayı marjinal dalgalanmalar yaşadığı gözlemlenmiştir.

Volatilitenin yüksek olması aynı zamanda riskin de yüksek olması anlamına geldiği varsayımıyla; Türk Hava Yolları'nın hisse senedi verilerinin dolar karşısında yıllık dalgalanma seviyesinin yüksek olduğu sonucuna ve karşılaşabileceği riskin de daha yüksek olabileceği sonucunu doğurmaktadır. Yapılan simülasyon çalışmasının sonucunda Türk Hisse Senedi piyasasının dolar karşısında değer kaybedeceği ve kısa vade yatırıma elverişli bir ortamın oluşmayacağı gözlemlenmiştir.

Gerçekleştirilen araştırmanın sonucuna göre finansal piyasalarda yatırım kararı alacak yatırımcıların, her iki hisse senedinin piyasasını kendi içlerinde iyi analiz edip kur farklılıklarından dolayı yaşanan volatilitenin de analizini yaparak kısa ve uzun vadede yatırım yapacağı piyasaya belirlemelidir.

2018 yılı verilerinin Monte Carlo Simülasyonu ile incelenmesiyle elde edilen 2019 yılı tahminlerine göre USD kuru Türk hisse senedi piyasasını olumsuz yönde etkileyecek ve değer kaybına sebep olacaktır.

Kaynakça

Amin, F. A. M., Yahya, S. F., Ibrahim, S. A. S., & Kamarı, M. S. M. (2018). Portfolio risk measurement based on value at risk (VaR). AIP Conference Proceedings, 1974(1), 020012. DOI: <https://doi.org/10.1063/1.5041543>.

Duman, Mustafa. (2000). Bankacılık Sektöründe Finansal Riskin Ölçülmesi ve Gözetiminde Yeni Bir Yaklaşım: Value At Risk Metodolojisi. *Bankacılar Dergisi*, 32. Retrieved from: http://www.tbb.org.tr/Dosyalar/Arastirma_ve_Raporlar/S22_Mustafa_Duman_2000.doc.

Ellsberg, Daniel (1961). Risk, ambiguity, and the Savage axioms, *The quarterly journal of economics*, 75, 4, 643-645. Retrieved from: www.jstor.org/stable/1884324.

Gidas, B. (1995). *Metropolis-Type Monte Carlo Simulation Algorithms and Simulated Annealing, Trends In Contemporary Probability*, Boca Raton CRC Press.

Hogenboom, F., Winter, M. D., Frasinçar, F., & Kaymak, U. (2012). A news event-driven approach for the historical value at risk method. *Expert Systems with Applications, Advances in intelligent systems and computing*, Springer, 171, 283-292. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-642-30864-2_27.

Jorion, P. (1985). International Portfolio Diversification with Estimation Risk. *The Journal of Business*, 58(3), 259-278. Retrieved from: www.jstor.org/stable/2352997

Kavrar, Ö , Yılmaz, B . (2019). Riske maruz değer yöntemiyle portföy riskinin belirlenmesi. *Öneri Dergisi* , 14 (52) , 486-508. DOI: 10.14783/maruoneri.595104.

Kalos, M, Whitlock, P, (2004). *Monte Carlo Methods*, Weinheim, WILEY-VCH.

Knıght, Frank. (1921). *Risk Uncertainty and Profit*, New York, Dover Publications.

Öztürk, Latif. (2004). Monte Carlo Simülasyon Metodu ve Bir İşletme Uygulaması, *Doğu Anadolu Bölgesi Araştırmaları*, 3:1, 2004, 116-122.

Rabner, L.R. (1989). A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition, *Proceedings of the IEEE*, 77(2), 257–86.

Ross, Sheldon (2012). *Simulation*. Academic Press. USA. Retrieved from: <https://www.elsevier.com/books/simulation/ross/978-0-12-415825-2>.

Şener, Cem. (2018). Monte Carlo Simülasyonu ile Hisse Senedi Fiyat Tahminleri, *Yayınlanmamış İstanbul Aydın Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi*.

Şener, Uğur. (2015). Türkiye’de Binek Otomobil Endüstrisinin Talebine Kantitatif Bir Yaklaşım, *İstanbul Aydın Üniversitesi ,Yayınlanmamış Doktora Tezi*.

Taha, Hamdy A. (2000). *Yöneylem Araştırması*, Çeviren ve Uyarlayanlar: J. Alp BARAY, Şakir ESNAF, İstanbul, Lüteratür Yayıncılık.

Uysal, H. Özge. (1999). Piyasa Riskinin Tespitinde Kullanılan Risteki Değer (Value at Risk) Yöntemi. *SPK Aracılık Faaliyetleri Dairesi*.

Uysal, M., Emir, M. (2018). Uluslararası Çeşitlendirmenin Portföy Performansına Etkisi: Geleneksel Ve İslami Hisse Senedi Piyasaları İçin Ampirik Bir Uygulama. *International Journal Of Economic & Administrative Studies*, DOI: 10.18092/ulikidince.332276.

Yılmaz, Zekai. (1988). *Sayısal Yöntemler*. Uludağ Üniversitesi Yayınları. Yayınları. 3-053-0161.

Zenti, R., Pallotta, M. (2001). Risk analysis for asset managers: Historical scenarios based methods and the bootstrap approach. Mineo. RAS Asset Management, Milan, Italia.