

MONTE CARLO SİMULASYON YÖNTEMİ İLE RİSKE MARUZ DEĞERİN İMKB30 ENDEKSİ VE DİBS PORTFÖYÜ ÜZERİNDE BİR UYGULAMASI

Oktay TAŞ*

Zeynep İLTÜZER**

ÖZET

Finansal piyasaların kaçınılmaz bir unsuru olan risk yönetimi, son yıllarda teknolojiye gelişmeler ve piyasaların dereğülasyonu ile küreselleşme olgusunun finansal piyasalarda da kendisini göstermesine paralel olarak daha karmaşık hale gelmiştir. Finansal piyasalarda kurumlar kredi riski, likidite riski, piyasa riski, operasyonel risk gibi pek çok risk türü ile karşılaşmaktadır. Son yıllarda risk hesaplama yöntemleri arasında en çok kabul gören riske maruz değer RMD yöntemi (Value at Risk VaR) piyasa riskinin hesaplanması için özellikle bankalar tarafından çok yaygın olarak kullanılmaktadır. Çalışmanın ilk bölümünde risk türlerine değinilmiş, RMD 'nin tarihsel gelişimi, tanımı ve hesaplama yöntemleri tanımlanmış, yöntemler arasındaki farklara kısaca yer verilmiştir. İkinci bölümde, İMKB30 endeksi ve Devlet İç Borçlanma Senetleri portföyleri seçilmiş ve bu portföylerin riske maruz değerleri, RMD hesaplama yöntemlerinden biri olan Monte Carlo Simülasyon yöntemi ile hesaplanmıştır. Her bir portföy için simülasyonlar normal dağılım ve student t dağılımı esas alınarak gerçekleştirilerek elde edilen sonuçlar arasındaki farklar değerlendirilmiştir. Sonuç bölümünde çalışma genel olarak değerlendirilmiş ve uygulama sonuçları yorumlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Riske Maruz Değer, İMKB30, DİBS, Portföy, Monte Carlo Simülasyon Yöntemi

1.Giriş

Küreselleşme ve bilgi teknolojisinde yaşanan hızlı gelişmeler sonucunda artan işlem hacimleri ve finansal piyasalardaki ürün çeşitliliği ekonomik birimlerin maruz olduğu riskleri arttırmıştır. Son 20 yıl içerisinde dünyada yaşanan finansal skandallar ve krizler , risk yönetimine verilen önemi arttırmış ve bu konudaki gelişmelere hız kazandırmıştır. Finansal piyasaların ve ülkelerin en önemli kurumlarından olan bankaların maruz olduğu riskleri nasıl yönetmeleri gerektiği konusunda oluşturulmuş tavsiye niteliğindeki Basel I ve 2007 'de uygulamaya konulacak olan Basel II sözleşmelerinin büyük kabul görerek uluslararası bir standard haline gelmesi risk yönetimi konusundaki ihtiyacın en büyük göstergesidir. Özellikle bizim gibi gelişmekte olan ülkelerde

* Doç. Dr., İstanbul Teknik Üniversitesi, İşletme Fakültesi, İşletme Mühendisliği Bölümü, (oktay.tas@itu.edu.tr)

** Araş. Gör., İstanbul Teknik Üniversitesi, İşletme Fakültesi, İşletme Mühendisliği Bölümü, (iltuzerz@itu.edu.tr)

döviz kuru, faiz oranları ve mal fiyatlarında yaşanan değişmelerin ekonomik birimler üzerindeki etkisi düşünüldüğünde riske maruz değer belirlenmesi ve bu doğrultuda çeşitli önlem ve aksiyonların alınması sürdürülebilirlik açısından hayati öneme sahiptir.

Riske Maruz Değer (VaR), yöntemi pek çok uluslararası finansal kuruluş tarafından yaygın olarak kullanılan ve Basel standartlarında da riske maruz değer ölçülmesinde kullanılması önerilen risk ölçüm yöntemlerinden biridir. VaR değeri bankalar, yatırım fonları ve ortaklıkları, portföy yönetim şirketleri, üretim sektöründeki şirketler tarafından stratejik kararların alınmasında girdi olarak kullanılmakta, performans ölçütü ve kaynak ayırma amaçlarıyla da kullanılmaktadır.

2. Literatür Özeti

Risk ölçüm yöntemlerindeki tarihsel gelişim aşağıda görülmektedir.

- 1938 Bono Durasyon Analizi
- 1952 Markowitz, Ortalama-Varyans Çalışması
- 1963 Sharp, Sermaye Fiyatlama Modeli
- 1966 Çoklu Faktör Modelleri
- 1973 Black-Sholes Opsiyon Fiyatlama Modeli, "Greeks"
- 1979 Binomial Opsiyon Modeli
- 1983 Riske Ayarlı Getiri, RAROC
- 1986 Bankaların "Greek" Limitleri için Risk Ağırlıklı Varlıklar
- 1992 Stres Testleri
- 1993 Riske Maruz Değer (VaR)
- 1994 RiskMetrics
- 1997 CreditMetrics, CreditRisk +
- 1998- Kredi ve Piyasa Risklerinin Entegrasyonu
- 2000- Girişimci için Risk Yönetimi

VaR yöntemi finansal ürünlerin çeşitlenmesine bağlı olarak Amerika'nın önemli bankaları tarafından geliştirilmiştir. VaR yöntemi, riski belli bir zaman diliminde belirli bir güven düzeyinde gerçekleşmesi mümkün maksimum kaybın parasal olarak değerini ölçer (Best, 1998). Diğer risk ölçüm yöntemleri olağan ve olağanüstü durumlarda bir günde hangi olasılıkla ne kadar kaybedilebilir? Çeşitli risk faktörlerini bünyesinde barındıran bir portföyün toplam riski nedir? Hangi yatırım alanları daha risklidir? gibi soruları yanıtlamada yetersiz kalırken riske maruz değer bu sorulara cevap verebilmektedir. Bunun dışında VaR yöntemlerinin kullanımındaki yaygınlık hesaplanma kolaylığına, kurumların üst yönetimleri tarafından kabul edilmiş olmasına ve özellikle BIS (Bank For International Settlements) tarafından tavsiye edilmiş olmasına bağlanabilir. Literatürde VaR yöntemlerinin etkinliği ile ilgili pek çok çalışma yapılmıştır. Hendrics (1996) VaR yöntemlerinin

Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi...

etkinliğini araştırmış ve yöntemler arasında farklılıklar görülmesine rağmen hiçbirinin diğerine üstünlüğünü kanıtlayamamıştır. Jackson, Maude ve Perraudin (1998), getirilerin normal dağılıma sahip olmaması durumunda Simülasyon yöntemlerinin parametrik yöntemlerden daha doğru sonuçlar bulduğunu göstermişlerdir.

Fakat bu kadar yaygın bir risk ölçüm yöntemi olarak kullanılmasına rağmen literatürde VaR yöntemlerinin zayıf yönleri ilgili pek çok çalışma yapılmış ve yeni VaR yöntemleri geliştirilmiştir.

Bu çalışmalarda, geleneksel VaR yöntemleriyle hesaplanan risk değerinin özellikle risk faktörlerinin dağılım özellikleri ile ilgili varsayımların sağlanamamasından dolayı pek çok noksanlığı bünyesinde barındırdığı ileri sürülmektedir (Gianopoulos, Tunaru, 2005: 979-996). 1990'larda VaR yönteminin geliştirilmesinden sonra bu bahsedilen noksanlıklar yeni yöntemlerle (Monte Carlo Simülasyonu ve Tarihsel Simülasyon) giderilmeye çalışılmışsa da metod ne olursa olsun, VAR değeri her zaman için uğranılacak maksimum zararı hesap etmektedir. Bu açıdan Extreme Value Theory'yi destekleyenler VaR kuantili dışındaki en uç ve çok az rastlanır değerlerin etki derecesini büyüklük olarak hesaba katmadığı için VaR yöntemini eleştirmektedir (Artzner, Delbaen, Eber, Heath, 1997: 68–71). Literatürde VaR ile ilgili yapılan çalışmalar arasında diğer bir eleştirilen özelliği ise bir portföyün bütün olarak riske maruz değerinin portföydeki varlıkların ayrı ayrı riske maruz değerleri toplamından büyük olamasıdır yani VaR hesaplamalarının tutarlı bir risk ölçüm yöntemi olmadığı üzerinde durulmuştur (Artzner, Delbaen, Eber, Heath, 1999: 203–228). Buna paralel olarak tutarlı riske maruz değer yöntemlerinden olan Koşullu riske maruz değer yöntemi (CVAR- Conditional Value-At-Risk) geliştirilmiştir (Alexander, Colener, Li , 2006: 583-605).

VaR metodlarına alternatif olarak geliştirilen diğer bir yöntem ise Filtrelenmiş Tarihi Simülasyon yöntemidir. Bu yöntem ise temelde geçmiş getirilerin tekrar örneklenmesi (re-sampling) üzerine kurulmuştur ve tarihsel simülasyon ve diğer parametrik VAR yöntemlerinden daha doğru risk tahminleri yaptığı ileri sürülmüştür.

Sonuç olarak literatürde var olan VaR yöntemlerinin geliştirilmesi ve yeni risk ölçüm yöntemlerinin geliştirilmesi konusunda yakın zamanlarda yapılmış pek çok çalışma bulunmaktadır. Bu da risk yönetiminin öneminin giderek arttığının diğer bir göstergesidir.

3. Riske Maruz Değer (VaR)

3.1. Risk Kavramı

Risk belirsizliğe karşı korunmasız olma durumudur. Jorion, 2003 'te risk, bir varlığın değerlerinde meydana gelen beklenmedik değişimlerin ortaya çıkma olasılığı olarak tanımlanmaktadır. Finansal piyasalarda da pek çok risk ile karşı karşıya kalınmaktadır. Maruz olunan riskin kaynağına göre finansal kurumlar 4 tür temel risk ile karşı karşıyadır. Bunlar piyasa riski, likidite riski, operasyonel risk ve kredi riskidir.

Piyasa riski piyasada oluşan fiyat dalgalanmaları sonucu maruz kalınan riskdir. Faiz riski , döviz kuru riski , sermaye riski ve emtia riski olmak üzere 4 farklı tip piyasa riski vardır.

Likidite riski karşı tarafın ödeme yükümlülüğünü yerine getirememesi sonucu maruz kalınan risktir. Likidite riski özellikle kaldıraçlı portföyler için problem oluşturmakta ve portföy içindeki varlıkların likiditesi ile doğrudan ilişkilidir. Portföy içindeki varlıklar vadesinden önce nakde çevrildiği zaman önemli miktarda kayıp oluşması durumunda, bu portföyün yüksek likidite riski taşıdığı söylenebilir.

Operasyonel risk, uygun olamayan veya hatalı iç süreçler ve sistemler sonucu (insan hataları, teknik hatalar vb.) veya firma dışı olaylar sonucu karşı karşıya kalınan risklerdir. Bu tanım stratejik ve itibari riskleri içermemektedir. Operasyonel risk çoğunlukla yönetim başarısızlıkları ve yetersiz denetim sonucu meydana gelmektedir. Basel II 'de operasyonel riskin hesaplanması için 3 metodoloji kullanılması önerilmiştir: Temel Yaklaşım, Standardize Yaklaşım ve İleri Ölçüm Yaklaşımları (AMA) (Frenkel, Hommel, Rudolf, 2005:97).

Kredi riski ise tarafların sözleşmeden doğan yükümlülüklerini yerine getirememesi ya da getirmek istememesi durumunda ortaya çıkmaktadır. Bono ve tahviller, krediler ve türev ürünlerin hepsi kredi riskine maruzdur. En basit şekli ile kredi riski borcun nominal değeri olarak ölçülebilir. Bu risklere ek olarak firmaların yasalara uygun olarak işlemlerini gerçekleştirmemesi sonucunda, yapılan işlemin geçersiz olması sonucunda uğradıkları zararlar yasal risk grubunda tanımlanmaktadır.

3.2 Riske Maruz Değer (VAR)

VaR piyasa riskini hesaplamada en yaygın olarak kullanılan metodolojidir. VaR zarar etme riskinin parasal olarak ölçüsüdür. Daha açık olarak VAR belli bir zaman periyodu için belli bir güven düzeyinde karşılaşılabilecek maksimum zararın parasal ifadesidir. Riske maruz değer temel olarak aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır:

$$VAR = M \cdot \alpha \cdot \sigma \cdot \sqrt{T} \quad (1)$$

Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi...

M : Portföyün piyasa değeri

α : Güven düzeyi

σ : Portföyün standart sapması

T : Elde tutma süresi

Örneğin; 100.000YTL değerindeki bir portföyün bir günlük ve %95 güven düzeyindeki VaR değeri 50.000 olarak bulunmuşsa : Bir gün içinde bu portföyü elinde tutan yatırımcının kaybedeceği maksimum miktar %95 güven düzeyinde 50.000 YTL 'dir. Örnekten de görülebileceği gibi VaR hesabı yapılırken öncelikli olarak güven düzeyi ve zaman dilimi parametrelerinin belirlenmesi önem arz etmektedir. Güven düzeyi arttıkça, VaR değeri de artmaktadır. Sözgelimi %95 güven düzeyinde VaR olasılığı en düşük 20'inci gözlem olarak alınırken %99 güven düzeyinde olasılığı en düşük 5. gözlem olarak alınır ve dolayısıyla güven düzeyi arttıkça gerçekleşme olasılığı az büyük kayıplar hesaplanmış olur. Güven düzeyinin seçimi, VaR değerinin ne amaçla kullanıldığına göre karar verilmelidir. Örneğin bir portföyün performansının belli zamanlardaki karşılaştırması amacıyla kullanılıyorsa burada önemli olan her hesaplama döneminde aynı güven düzeyinin kullanılmasıdır. Diğer taraftan eğer VaR değeri firmaların olumsuz şartlar oluşması durumunda iflas etmelerini önlemek amacıyla ayıracakları sermayenin belirlenmesi amacıyla kullanılıyorsa burada yüksek güven düzeyi tercih edilmelidir.

Zaman dilimi arttıkça VaR değeri de artar. Eğer zaman içinde ilgili getiri serisinin dağılımı değişim göstermiyor ve i.i.d (identically and independtly distributed) özelliğine sahipse

$$\text{VaR}(T \text{ gün}) = \text{VaR}(1 \text{ gün}) \cdot \sqrt{T} \quad (2)$$

hesaplanır. Görüldüğü gibi VaR değeri zaman diliminin karekökü ile orantılı olarak artmaktadır. Zaman diliminin seçiminde portföyün yapısına bağlıdır. Eğer portföy içindeki varlıklara bağlı olarak portföyün değerinde kısa süreli değişimler yaşıyorsa örneğin bir hisse senedi portföyü için VaR hesaplanırken zaman dilimi gün olarak seçilmelidir. Böyle bir durumda daha uzun bir zaman diliminin seçilmesi VaR değerinin olması gerektiğinden daha düşük olarak hesaplanmasına sebep olur. Zaman dilimi seçilirken dikkat edilmesi gereken diğer bir husus, güven düzeyinde olduğu gibi kullanılma amacıdır. Aynı şekilde eğer kıyaslama amacıyla kullanılıyorsa kısa zaman dilimlerini, firmaların kriz durumları için ayıracakları sermaye miktarının belirlenmesi amacıyla kullanılıyorsa uzun zaman dilimleri seçilmelidir. Basel standartlarında bu parametreler 10 gün ve %99 güven düzeyi olarak belirlenmiştir.

3.3 VAR Yöntemleri

Piyasa riskini hesaplamak için geliştirilmiş çeşitli VaR metotları bulunmaktadır. Her yöntemin kendi içinde avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. VaR metodolojileri parametrik ve parametrik olmayan (nonparametrik) yöntemler olarak iki ana gruba ayrılır.

i) Delta –Normal (Varyans-Kovaryans) Yöntemi

Delta-Normal yöntemi en basit VaR yöntemidir. Parametrik VaR yöntemlerinden biridir. Portföyün maruz olduğu risklerin lineer ve risk faktörlerinin normal dağılıma sahip olduğu varsayılır. Geçmiş datalardan yararlanarak risk faktörlerinin değişkenliği ve korelasyonları belirlenerek bir portföyün değerindeki beklenen değişimleri hesaplanır. Riske maruz değer direk olarak güven düzeyine karşılık gelen α ve standart sapmanın (σ) portföyün piyasa değeri (M) ile çarpılması sonucu bulunur.

$$VAR_{\text{delta-normal}} = M \cdot \alpha \cdot \sigma \quad (3)$$

Bu yöntem hesaplanış kolaylığı ve zaman açısından en avantajlı yöntemdir. Fakat çoğu finansal serinin normal dağılımdan daha kalın kuyruklu bir dağılıma sahip olmasından dolayı VaR değerinin olduğundan küçük hesaplanmasına neden olabilir. Ayrıca opsiyon gibi lineer olmayan etkilere sahip varlıkları bünyesinde barındıran portföyler için uygun bir yöntem değildir (Bolgün, Akçay, 2005).

ii) Tarihi Simülasyon Yöntemi

Parametrik olmayan yöntemlerden biri olan tarihi simülasyon yönteminde, geçmiş verilere dayanarak senaryolar üretilmesi ile risk faktörlerinde oluşabilecek değişimler simüle edilerek portföy yeniden değerlendirilir. Yeniden değerlemeler ile portföyün kâr/zarar dağılımı belirlenerek güven düzeyine bağlı olarak VaR değeri belirlenir. Bu yöntemde varlıkların getiri veya fiyatları üzerinde herhangi bir dağılım varsayımı bulunmamaktadır. Hesaplanma süresi ve kolaylığı açısından parametrik delta-normal yönteminden daha zor ve daha uzun bir zaman gerektirir. Yöntem tarihi verilere dayandığı için örneklem içindeki değişimleri dikkate almakta fakat, gelecekte yaşanabilecek farklı olası değişimleri dikkate almadığı için bazı riskler göz ardı edilmiş olunması bu yöntemin en önemli dezavantajıdır (Zenti, Pallotta, 2001).

iii) Monte Carlo Simülasyon Yöntemi

Monte Carlo yöntemi parametrik olmayan diğer bir VaR yöntemidir. Monte Carlo simülasyon yönteminin tarihi simülasyon yönteminden farkı, senaryoların geçmiş verilere bağlı olarak değil, belli bir dağılımdan türetilmesidir. En kapsamlı ve en güçlü riske maruz değer hesaplama yöntemi olarak bilinmektedir. Çünkü VaR değeri portföy içindeki lineer olmayan

Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi...

ilişkileri ve gelecekte meydana gelebilecek olası değişimlerin etkilerini de içermektedir. Monte Carlo simülasyon yönteminde getiriler için herhangi bir dağılım kısıtı yoktur. Fakat çok zaman gerektiren ve zorluk açısından en zor olan yöntemdir. Ayrıca model riski de içermektedir. Belirtilmesi gereken diğer bir nokta risk faktörlerinin hepsi normal dağılım ve doğrusallık özelliklerini gösterdiği zaman Monte Carlo Simülasyon yöntemi ile elde edilen VaR değeri ile Delta-Normal yöntemiyle hesaplanan VaR aynı sonucu vermektedir.

Monte Carlo Simülasyonunda sırasıyla aşağıdaki adımlar uygulanır.

1) Portföyün risk faktörlerinin ve bu risk faktörlerindeki değişimin varlıkların piyasa değerinde yaratacağı değişimi ifade eden fonksiyonun tanımlanmasıdır. Bu adımda risk faktörünün fiyat davranışlarına uygun modelin belirlenmesi elde edilecek VaR değeri için çok önemlidir. Bir risk faktörünün olduğu durumlar için genellikle kullanılan stokastik model Geometrik Brownian Motion (GBM) modelidir. GBM modeli değişimlerin birbirinden bağımsız olduğunu ve standart normal dağılıma sahip olduğu varsayımını içermektedir ve fiyatlardaki değişimler (4) denklemi ile modellenir:

$$\Delta S_t = S_{t-1} (\mu \cdot \Delta t + \sigma \cdot \Psi \cdot \sqrt{\Delta t}) \quad (4)$$

ΔS_t : Fiyattaki değişim

μ : Ortalama getiri

Δt : Zaman aralığı

σ : Standart sapma

Ψ : Standart normal dağılımdan türetilmiş rassal sayı

Buradaki μ ve σ zaman içinde sabit olduğu varsayıp geçmiş verilerden elde edilebileceği gibi geçmiş verilerin bir fonksiyonu olarak da (GARCH, ARMA.) olarak modellenebilir.

Fakat çoklu risk faktörlerinin varlığı söz konusu ise GBM 'nin kullanılabilme şartı faktörler arasındaki korelasyonun sıfır olmasıdır. Doğal olarak uygulamada bu koşul sağlanmadığından, faktörler arasındaki korelasyonda göz önüne alarak modelleme yapmak için Ψ_i değişkenleri birbirinden bağımsız yani η_i değişkenleri ile tanımlanır. Örneğin iki risk faktörünün olduğu bir durumda:

$$\begin{aligned} \Psi_1 &= \eta_1 \\ \Psi_2 &= a \cdot \eta_1 + b \cdot \eta_2 \end{aligned} \quad (5)$$

Burada aralarında korelasyon olan Ψ_i 'leri türetebilmek için a ve b parametresinin hesaplanması amacıyla Cholesky faktörizasyonu kullanılır.

Cholesky faktörizasyon pozitif definit bir matrisi alt üçgensel matris ve bunun transpozunun çarpımı olarak ifade edilmesini sağlar.

$$R = T.T' \quad (6)$$

R=Pozitif definit matris

T=Cholesky dekompozisyon matrisi

T'=Cholesky matrisinin transpozunu

Cholesky faktörizasyonun uygulanabilmesi için R de pozitif definitlik şartı aranmaktadır ve risk faktörlerinin kovaryans-varyans matrisi ve korelasyon matrisi bu şartı sağladığı için uygulamada R olarak kullanılmaktadır.

T Cholesky dekompozisyon matrisi bulunduğundan sonra ψ_i 'ler aşağıdaki gösterildiği kolaylıkla hesaplanabilir:

$$\begin{bmatrix} \psi_1 \\ \psi_2 \\ \vdots \\ \psi_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ a_{21} & a_{22} & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

2) Risk faktörlerindeki değişim için uygun olan veya kabul edilen dağılımın belirlenmesi ve bu dağılımın parametrelerinin belirlenmesi. Belirlenecek olan dağılım risk faktörlerinin gelecekteki öngörülen davranışlarına göre ya da geçmiş veriler incelenerek bu doğrultuda seçilebilir.

3) Her bir risk faktörü için belirlenen miktarda (1.000 veya 10.000 gibi) rassal değer türetilerek portföy her seferinde yeniden değerlendirilir. Rassal değer üretimi tek risk faktörü veya çoklu risk faktörü olmasına bağlı olarak ilk maddede belirtilen hususlar dikkate alınarak türetilir. Böylece elde edilen portföyün kar/zarar dağılımından VaR hesaplanır.

Monte Carlo simülasyon yönteminin doğru VaR değerine yansımaları için büyük miktarlarda rassal sayı üretilmesi gerekmektedir. VaR değerinin doğruluğunu 1 basamak artırmak için rassal sayı üretimini 100 kat arttırmak gerekmektedir (Glasserman, 2004: 2).

4. Uygulama

Bu çalışmada İMKB30 endeksi ve devlet iç borçlanma senetleri portföyünün günlük ve 10 günlük riske maruz değerlerinin Monte Carlo Simülasyon yöntemi kullanılarak hesaplanması amaçlanmaktadır.

Çalışmada İMKB internet sitesinden elde edilen İMKB30 endeksinin 30.12.2005- 03.01.2006 günlük düzeltilmiş verileri ve DİBS 3 aylık, 6 aylık, 9 aylık, 12 aylık, 18 aylık performans endekslerinin 02.01.2001 –13.03.2006

Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi...

dönem verileri kullanılmıştır. Uygulamada İMKB30 endeksini oluşturan hisse senetlerinin her birine 1.000YTL yatırım yapılan yani eşit ağırlıklı 27.000 YTL değerinde varsayımsal İMKB30 endeksi portföy yatırımının ve 3 aylık, 6 aylık, 9 aylık, 12 aylık, 18 aylık devlet iç borçlanma senetlerinin her birine 10.000YTL yatırım yapılan yani eşit ağırlıklı 50.000YTL değerinde varsayımsal DİBS portföyü yatırımının riske maruz değeri Monte Carlo Simülasyon yöntemi ile normal dağılıma ve student t dağılımına dayalı olarak modellenerek hesaplanması Matlab 6 yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

4.1 İMKB30 Endeksinin Riske Maruz Değerinin Hesaplanması

4.1.1 Normal Dağılım Kullanılarak Gerçekleştirilen Simülasyon

Çalışmanın bu bölümünde İMKB30 endeksini içeren hisse senetlerinden oluşturulmuş eşit ağırlıklı portföyün 30.12.2005- 03.01.2006 günlük düzeltilmiş verileri kullanılarak günlük, on günlük ve yıllık riske maruz değerleri Monte Carlo simülasyon yöntemi kullanılarak hesaplanmıştır. Gerekli işlemler Matlab yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiş ve sonuçlar sunum açısından uygun duruma getirilme amacıyla Excel'e aktarılmıştır. Portföy AEFES, AKBNK, ARCLK, DOHOL, DYHOL, EREGL, FINBN, GARAN, HURGZ, IHLAS, ISCTR, ISGYO, KCHOL, KRDMMD, MIGROS, PETKM, PTOFS, SAHOL, SISE, SKBNK, TCELL, THYAO, TNSAS, TOASO, TUPRS, VESTL, YKBNK hisse senetlerinin her birine 1.000YTL yatırım yapıldığı varsayılarak eşit ağırlıklı 27.000YTL yatırım yapıldığı varsayımı ile oluşturulmuştur.

Öncelikle günlük veriler kullanılarak her bir hisse senedi için getiriler hesaplanmış ve getiriler yardımıyla kovaryans-varyans matrisi elde edilmiştir. Portföyümüz çoklu ve aralarında korelasyon olan otuz risk faktöründen oluştuğu için kovaryans-varyans matrisi kullanılarak Cholesky decompose matrisi elde edilmelidir. Matlab'de C kovaryans-varyans matrisi olarak tanımlanarak aşağıdaki komut kullanılarak

$$R=\text{chol}(C);$$

C matrisinin cholesky decompose matrisi elde edilmiştir. Tablo-1 ve Tablo-2 sırasıyla kovaryans-varyans matrisini C ve cholesky matrisin R göstermektedir.

Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi...

Sonraki adımda her bir risk faktörü için 10000 adet 0 ile 1 arasında rassal sayı üretilmiştir. Daha sonra bu üretilen uniform rassal sayılar ortalaması 0 standard sapması 1 olan normal kümülatif dağılıma göre tersi alınarak standart normal dağılıma sahip bağımsız rassal sayı üretimi gerçekleştirilmiş olur. 3.3.5 ifadesindeki η matrisi elde edilmiş olur. Matlab'de bu işlemleri gerçekleştirmek için

```
Z=rand(10000,27);
```

```
invZ=icdf('norm', Z, 0, 1);
```

komutları kullanılmıştır.

Üçüncü adımda 3.3.5 ifadesi doğrultusunda Cholesky decompose matrisi R, ile rassal sayı matrisi η çarpılarak korelasyonlu değişkenler ψ , türetilir. Bu matris her risk faktörü için 10.000 defa simüle edilmiş getiri değişimlerini vermektedir. Bilindiği gibi portföyün getirisi portföy içindeki varlıkların ağırlıklı ortalaması olduğundan her risk faktöründeki getiri değişimleri ağırlıkları ile çarpılıp birbirleri ile toplanarak portföyün 10000 defa simüle edilmiş getiri değişimleri hesaplanır. Tablo-3 ' te B - AB sütunları her bir risk faktöründeki getir değişimlerini AC sütunu portföyün günlük getiri değişimlerini göstermektedir.

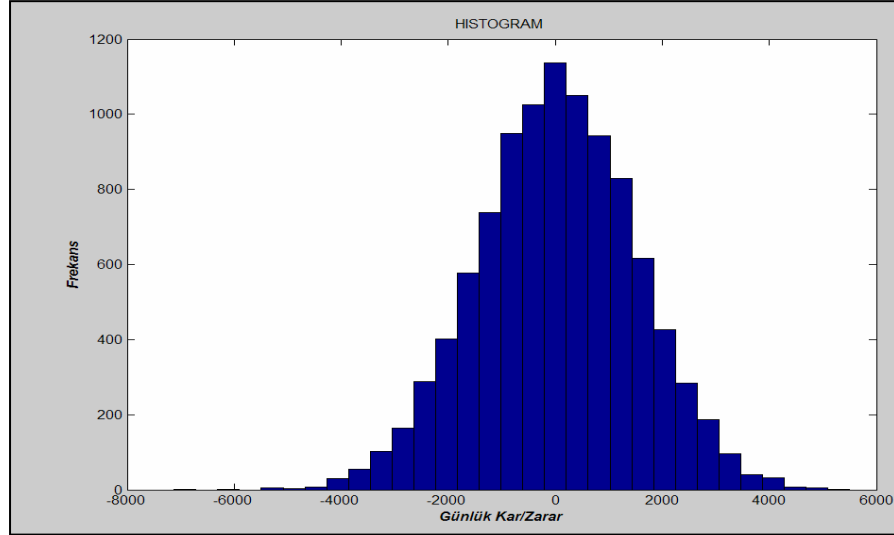
Riske maruz değer belli bir zaman periyodu için belli bir güven düzeyinde karşılaşılabilecek maksimum zararın parasal ifadesi olduğundan dolayı portföyün getir değişimlerinin parasal ifadeleri olan kâr/zarar dağılımlarına dönüştürülmesi amacıyla getiri değişimleri portföyün pazar değeri olan 27.000 YTL ile çarpılarak simüle edilen kâr/zarar verileri (AD sütunu) hesaplanmış olur. Hesaplamalar matris çarpımları şeklinde olduğu için çarpımlar Matlab'de gerçekleştirilmiş ve Excel'e aktarılmıştır.

Oktay Taş-Zeynep İltizer

Tablo-3 Simüle Edilmiş İMKB30 Portföy Getirileri ve Kârları/Zararları

1	A	B	C	RİSK FAKTÖRLERİ						AC	AD
				3.70%	3.70%	3.70%	3.70%	3.70%	3.70%		
2	PORTFÖY AĞIRLIKLARI	AEFES	AKBNK	ARCLK	DOHOL	DYHOL	EREGL	VESTL	YKBNK	AĞIRLIKLANDIRILMIŞ PORTFÖY GETİRİ DEĞİŞİMİ	PORTFÖY GÜNLÜK KAR/ZARAR
3	SİMÜLASYON SAYISI										
4	1	0.4778	0.0062	0.1298	0.0558	0.0586	0.0935	0.0711	0.0775	0.0727	1961.5820
5	2	-0.2134	-0.0388	-0.0437	-0.0061	0.0041	0.0076	0.0141	0.0166	-0.0082	-220.0509
6	3	0.0787	0.0718	-0.0336	-0.0075	-0.0139	0.0236	-0.0499	-0.0165	0.0053	143.8691
7	4	-0.0102	-0.0473	0.0066	-0.0136	0.0214	0.0018	0.0402	-0.0194	-0.0101	-273.0476
8	5	0.3580	0.0828	0.0782	0.0626	-0.0255	0.0624	0.0566	0.0404	0.0682	1841.2946
9	6	0.2070	0.0658	0.0368	0.0256	-0.0300	0.0391	0.0325	0.0037	0.0319	860.7125
10	7	-0.0317	-0.0099	-0.0005	-0.0030	-0.0066	0.0086	-0.0072	-0.0068	-0.0013	-35.4230
11	8	-0.6054	-0.2275	-0.1645	-0.0999	0.0029	-0.1483	-0.0845	-0.0607	-0.1347	-3637.7382
12	9	0.2673	0.0851	0.0871	0.0386	0.0626	0.0692	0.0346	0.0405	0.0573	1545.8932
13	10	-0.0404	0.0617	0.0515	-0.0127	0.1260	0.0103	0.0328	0.0199	0.0185	498.4335
14	11	0.0852	0.0366	0.0731	-0.0070	0.0412	0.0122	0.0616	-0.0186	0.0261	704.4797
15	12	0.2360	0.0340	0.0229	0.0085	0.0105	0.0061	-0.0440	0.0118	0.0149	401.2253
16	13	0.4114	0.1171	0.0050	0.0523	-0.1251	0.0758	0.0382	-0.0270	0.0460	1242.8154
17	14	0.1851	0.0089	0.0036	0.0278	-0.0212	0.0308	0.0480	-0.0094	0.0193	522.4112
18	15	-0.2699	-0.1293	-0.1477	-0.0356	-0.0677	-0.0566	-0.0425	-0.0575	-0.0651	-1756.5056
19	16	-0.0693	-0.0253	-0.0083	-0.0071	0.0012	-0.0309	0.0613	-0.0138	-0.0196	-528.4878
9985	9982	-0.1575	0.0368	-0.1234	-0.0143	-0.0624	-0.0518	-0.1061	-0.0290	-0.0426	-1150.7911
9986	9983	-0.5449	-0.1257	-0.0735	-0.0539	0.0469	-0.0978	-0.0435	0.0027	-0.0765	-2065.4393
9987	9984	-0.3992	-0.1285	-0.0167	-0.0139	0.0182	-0.0660	-0.0437	0.0572	-0.0502	-1355.4546
9988	9985	-0.1076	-0.0920	0.0327	-0.0147	0.0209	-0.0136	0.0666	-0.0305	-0.0112	-301.4363
9989	9986	-0.0385	-0.0474	-0.1340	0.0064	-0.1741	-0.0052	-0.0803	-0.0779	-0.0312	-841.9554
9990	9987	0.3563	0.2043	0.2089	0.0648	0.1549	0.0708	0.0271	0.1410	0.1064	2873.1516
9991	9988	0.2921	0.0875	0.0580	0.0082	0.0215	0.0588	0.0360	-0.0206	0.0464	1252.8677
9992	9989	0.3809	0.0372	0.1019	0.0294	0.0534	0.0742	0.0444	0.0494	0.0491	1325.8624
9993	9990	-0.1505	-0.1239	-0.0977	-0.0360	-0.0638	-0.0647	-0.0740	-0.0445	-0.0649	-1752.3094
9994	9991	-0.2569	0.0310	-0.0738	-0.0405	0.0280	-0.0373	-0.0190	-0.0463	-0.0283	-764.8109
9995	9992	-0.1780	-0.0951	-0.0959	-0.0404	-0.0714	-0.0603	-0.0395	-0.0710	-0.0626	-1690.8840
9996	9993	0.3799	0.0726	0.1652	0.0445	0.1382	0.0817	0.0948	0.0897	0.0740	1996.8612
9997	9994	0.1515	0.0256	0.0810	0.0346	0.0611	0.0189	0.0735	0.0391	0.0283	763.5671
9998	9995	-0.2000	-0.0092	-0.0039	-0.0033	0.0112	-0.0475	-0.0339	0.0246	-0.0205	-563.1551

Şekil – 1 ‘de AD sütunundaki kâr/zarar verilerinin histogramı görülmektedir.



Şekil 1: Normal Dağılım ile Simüle Edilmiş İMKB30 Portföyünün Kâr/Zarar Histogramı

Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi...

Son adımda %95 ve %99 güven aralığında 1 gün içinde, 10 gün süresince maruz kalınabilecek maksimum kayıp Excel’de bulunan “Yüzdebirlik” fonksiyonu kullanılarak Tablo-4’te görülen sonuçlar bulunmuştur.

Tablo 4 İMKB30 Endeksinin Günlük ve On Günlük Riske Maruz Değerleri (Normal Dağılım ile Simüle Edilmiş)

Portföy Toplam Değeri	27.000,00
Güven Aralığı (Confidence Level)	95%
0,95% 'de En Düşük Getiri Değişimi	-9,02%
0,95% 'da En Düşük K/Z	-2.435,28
VaR (1 Gün)	-2.435,28
VaR (10 Gün)	-7.701,05

Portföy Toplam Değeri	27.000,00
Güven Aralığı (Confidence Level)	99%
0,99% 'de En Düşük Getiri Değişimi	-12,82%
0,99% 'da En Düşük K/Z	-3.462,48
VaR (1 Gün)	-3.462,48
VaR (10 Gün)	-10.949,31

Sonuç olarak İMKB30 endeksinin oluşturulan hisse senetleriyle eşit ağırlıklı olarak oluşturulmuş bir portföye 27.000 YTL yatırım yapan bir yatırımcı 1 günde % 95 güven düzeyinde maksimum 2.435,28 YTL para kaybedecek ya da maksimum kaybı yatırımının %9.02 kısmını bir gün içinde kaybedecektir. Aynı şekilde bu yatırımcının 10 gün süresince %95 güven düzeyinde maksimum kaybı 7.701,05 YTL olacaktır.

Aynı periyotlar 1 gün ve 10 gün için %99 güven düzeyinde riske maruz değer hesaplandığında sırasıyla 3.402,48 YTL, 10. 949,31 YTL olarak bulunmuştur. Görüldüğü gibi güven düzeyi arttıkça her periyot için de riske maruz olunan değer artmıştır. Daha önce bahsedildiği gibi riske maruz değer ne amaçla kullanılıyorsa bu doğrultuda güven düzeyi belirlenmelidir.

4.1.2 Student t Dağılımı Kullanılarak Gerçekleştirilen Simülasyon

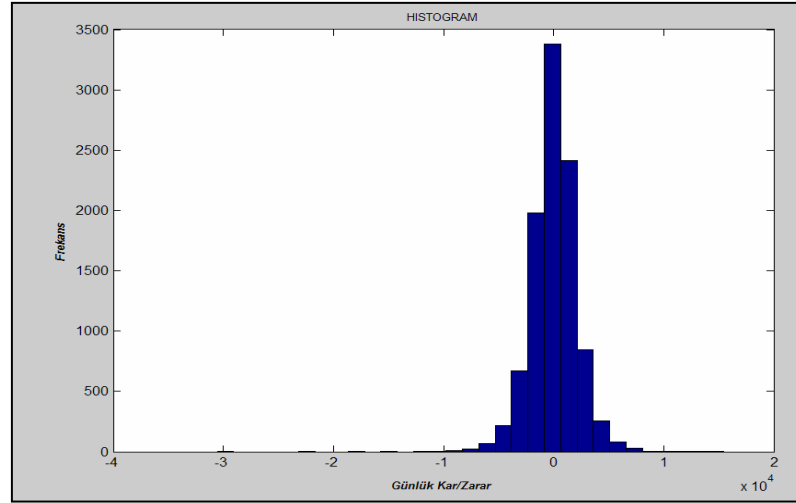
Finansal zaman serileri volatilité kümelenmesi, kaldıraç etkisi , kalın kuyruklu dağılımı sahip olması gibi ortak özelliklere sahiptir. Normal dağılıma göre daha kalın kuyruklu dağılıma sahip olması gerçekleştirilen simülasyonda bulunan riske maruz değerinde gerçekte oluşabilecek kayıptan daha küçük olarak bulunmasına neden olacaktır (Albanese, Campolieti, 2006). Çalışmanın bu bölümünde aynı dönem İMKB30 verileri kullanılarak Monte Carlo Simülasyonu Student-t dağılımı temel alınarak gerçekleştirilmiştir.

Oktay Taş-Zeynep İltüzer

Kovaryans ve Cholesky-Decompose matrisi bir önceki simülasyonda elde edildiği için direk olarak uniform rassal sayı üretimi gerçekleştirilmiş ve kümülatif dağılımın tersi alınarak serbestlik derecesi $v=4$ olan t dağılımına sahip rassal sayı üretimi gerçekleştirilmiş ve cholesky decompose matrisi ile çarpılarak 3.3.5 denklemindeki Ψ_i korelasyonlu rassal sayılar üretilmiş olur. Bu matris ağırlık vektörü ile çarpılarak portföyün günlük getirisi matrisi elde edilmiş ve yatırım miktarı olan 27.000 YTL ile çarpılarak günlük kar/zarar verileri elde edilmiştir. Bu işlemleri gerçekleştirmek için Matlab 6 yazılımında aşağıdaki komut satırları kullanılmıştır:

```
z=rand(10000,27);  
t=icdf('t', z, 4);  
 $\Psi$  =t*cholesky;  
percentPL= $\Psi$  *W;  
monetaryPL=27000*percentPL;
```

Burada Ψ $v=4$ serbestlik derecesine sahip t dağılımına sahip rassal sayılar matrisi, W ağırlık matrisi, percentPL portföyün günlük getirisi matrisi, monetaryPL portföyün günlük kâr/zararını gösteren matrisidir.



Şekil 2: Student-T Dağılım ile Simüle Edilmiş İMKB30 Portföyünün Kâr/Zarar Histogramı

Student-t dağılımında serbestlik derecesi dağılımın belirleyicisidir. Seçilen serbestlik derecesine göre kuyruk kalınlıkları ve kurtosis değerleri değişmektedir (Yamane, 1967). Literatürde yapılan uygulamalı çalışmalarda finansal verilerin serbestlik derecesi 3-7 arasında olduğu görülmüştür

Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi...

(Glasserman, 2004: 511) Bu doğrultuda serbestlik derecesi çalışmada 4 olarak seçilmiştir.

Tablo-5 İMKB30 Endeksinin Günlük ve On Günlük Riske Maruz Değerleri (Student-T Dağılım İle Simüle Edilmiş)

Portföy Toplam Değeri	27.000,00
Güven Aralığı (Confidence Level)	95%
0,95% 'de En Düşük Getiri Değişimi	-11,94%
0,95% 'da En Düşük K/Z	-3.224,64
VaR (1 Gün)	-3.224,64
VaR (10 Gün)	-10.197,20

Portföy Toplam Değeri	27.000,00
Güven Aralığı (Confidence Level)	99%
0,99% 'de En Düşük Getiri Değişimi	-20,59%
0,99% 'da En Düşük K/Z	-5.559,38
VaR (1 Gün)	-5.559,38
VaR (10 Gün)	-17.580,30

Şekil-2’de portföyün günlük kâr/zarar histogramı ve Tablo-5’ te portföyün günlük ve 10 günlük %95 ve %99 güven aralıklarındaki riske maruz değerleri görülmektedir. Sonuç olarak İMKB30 endeksini oluşturan hisse senetleriyle eşit ağırlıklı olarak oluşturulmuş bir portföye 27.000 YTL yatırım yapan bir yatırımcı 1 günde % 95 güven düzeyinde maksimum 3.224,64 YTL para kaybedecek ya da maksimum kaybı yatırımının %11.94 kısmını bir gün içinde kaybedecektir. Görüldüğü gibi aynı güven düzeyinde ve aynı süre için normal dağılıma göre gerçekleştirilen simülasyon sonucunda elde edilen 2.435,28 YTL ve %9,02 değerlerinden büyük olarak bulunmuştur. Bu sonuç student t dağılımının kalın kuyruklu olma özelliğini açıkça göstermekte ve finansal serilerin en temel özelliklerinden biri olması nedeniyle gerçeğe daha yakın bir sonuç elde edilmiş olmaktadır. Aynı durum 1 gün, 10 gün için %99 güven düzeyinde riske maruz değerler için de görülmektedir.

4.2 DİBS Portföyünün Riske Maruz Değerinin Hesaplanması

4.2.1 Normal Dağılım Kullanılarak Gerçekleştirilen Simülasyon

Çalışmanın bu bölümünde 02.01.2001 –13.03.2006 dönemleri arasındaki 3 aylık, 6 aylık, 9 aylık, 12 aylık, 18 aylık İMKB’nin web sitesinden alınan performans endeksleri kullanılarak oluşturulan DİBS portföyünün Monte Carlo Simülasyon yöntemi ile riske maruz değeri hesaplanmıştır. Portföy 50000 YTL değerinde 3 aylık, 6 aylık, 12 aylık, 18 aylık devlet iç borçlanma senetlerinin eşit ağırlıklı olarak oluşturulmuştur. Portföy:

Oktay Taş-Zeynep İltüzer

Risk Faktörleri	Ağırlık	Miktar
3 ay vadeli DİBS	0,2	10.000YTL
6 ay vadeli DİBS	0,2	10.000YTL
9 ay vadeli DİBS	0,2	10.000YTL
12 ay vadeli DİBS	0,2	10.000YTL
18 ay vadeli DİBS	0,2	10.000YTL

Söz konusu endekslerin 02.01.2001 –13.03.2006 verileri kullanılarak getiriler hesaplanmış, getiri verileri kullanılarak kovaryans matrisi elde edilmiş cholesky dekompozisyonu Matlab 6' da aşağıdaki komut satırları kullanılarak elde edilmiştir.

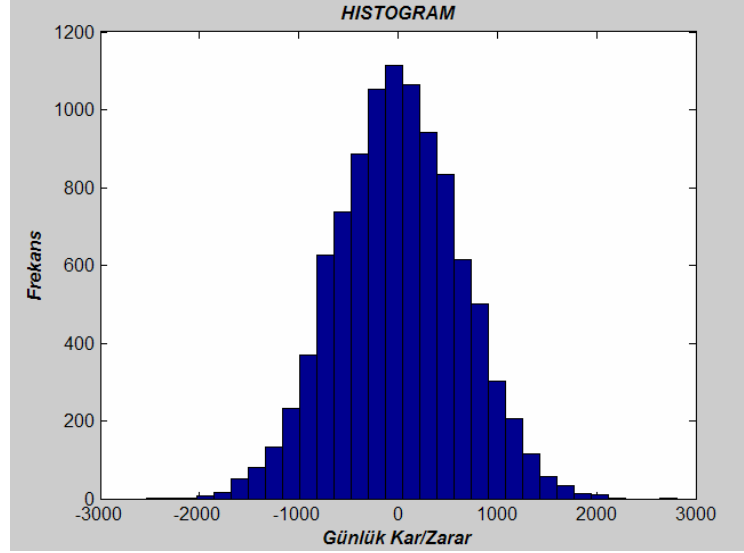
```
Covariance=cov(dibs_return)
Cholesky=chol(covariance)
```

Sonraki adımda her bir risk faktörü için 10000 adet 0 ile 1 arasında uniform rassal sayı üretilmiştir, ortalaması 0 standart sapması 1 olan normal kümülatif dağılıma göre tersi alınarak standart normal dağılıma sahip bağımsız rassal sayı üretimi gerçekleştirilmiştir. Finansal zaman serilerinin özelliği olan yüksek korelasyona sahip olmalarından dolayı rassal sayı matris ile cholesky dekompoze matris çarpılarak bağımlı rassal sayı üretimi gerçekleştirilmiş olur. Bu işlemler için komut satırları:

```
Z=rand(10000,5)
R=icdf('norm',Z,0,1)
TransposeCholesky=Cholesky'
E=R*TransposeCholesky
```

Sonuç olarak elde edilen E matrisi her bir risk faktörü için simüle edilmiş getiri verileri elde edilmiş olur. Risk faktörlerinin ağırlıklı ortalaması alınarak portföyün simüle edilmiş getiri verileri ve getiriler portföy değeri olan 50.000 YTL ile çarpılarak portföyün günlük kar/zarar değerleri hesaplanmıştır. Sonuç olarak Monte Carlo Simülasyon yöntemi ile simüle edilen portföyün günlük kar/zarar değerlerinin histogramı Şekil-3'de görülmektedir.

Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi...



Şekil 3. Normal Dağılım ile Simüle edilmiş DİBS Portföyünün Kâr/Zarar Histogramı

Tablo-6' da portföyün %95 ve %99 güven düzeylerinde günlük ve 10 günlük riske maruz değerleri görülmektedir.

Tablo 6. DİBS Portföyünün Günlük ve On Günlük Riske Maruz Değerleri (Normal Dağılım İle Simüle Edilmiş)

Portföy Toplam Değeri	50.000,00
Güven Aralığı (Confidence Level)	95%
0,95% 'de En Düşük Getiri Değişimi	-2,01%
0,95% 'da En Düşük K/Z	-1003,84
VaR (1 Gün)	-1003,84
VaR (10 Gün)	-3.174,42

Portföy Toplam Değeri	50.000,00
Güven Aralığı (Confidence Level)	99%
0,99% 'de En Düşük Getiri Değişimi	-2,88%
0,99% 'da En Düşük K/Z	-1439,72
VaR (1 Gün)	-1439,72
VaR (10 Gün)	-4.552,79

3 aylık, 6 aylık, 9 aylık, 12 aylık, 18 aylık devlet iç borçlanma senetlerine eşit ağırlıklı olarak 10.000 YTL yatırım yapan bir yatırımcı %95 güven düzeyinde günlük maksimum 1.003,84 YTL, 10 günde maksimum 3.174,42 YTL, kaybedebilir. %99 güven düzeyinde ise bir günde maksimum

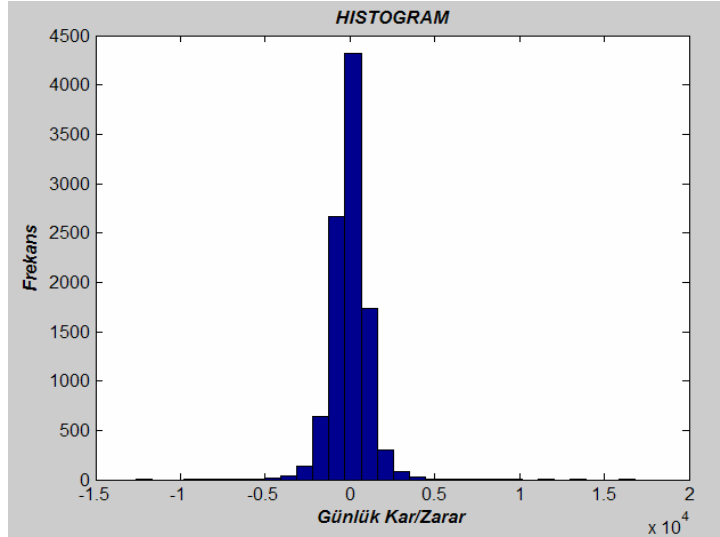
Oktay Taş-Zeynep İltizer

1.439,72 YTL, 10 günde maksimum 4.522,79 YTL kaybedebilir. Görüldüğü gibi güven düzeyi arttıkça oluşabilecek daha uç değerleri de içereceğinden elde edilen riske maruz değer artmaktadır.

4.2.2 Student t Dağılımı Kullanılarak Gerçekleştirilen Simülasyon

Normal dağılıma dayalı simülasyon finansal zaman serilerinin temel karakteristiklerinden biri olan kalın kuyruklu olma özelliğini yansıtmadığından simülasyonun kalın kuyruğa sahip dağılımlar kullanılarak gerçekleştirilmesi daha gerçeğe yakın sonuçlar elde edilmesini sağlayacaktır. Simülasyon adımları yukarıdaki gibi gerçekleştirilmiş sadece üretilen uniform rassal sayıların student -t kümülatif dağılımına göre tersi alınarak student t dağılımına sahip rassal sayı üretimi gerçekleştirilmiş olur. Sonuç olarak portföyün simüle edilmiş günlük kâr/zarar değerlerinin histogramı Şekil-4 ve Tablo-7' de portföyün %95 ve %99 güven düzeylerinde günlük, 10 günlük ve yıllık riske maruz değerleri görülmektedir.

3 aylık, 6 aylık, 9 aylık, 12 aylık, 18 aylık devlet iç borçlanma senetlerine eşit ağırlıklı olarak 10.000YTL yatırım yapan bir yatırımcı %95 güven düzeyinde günlük maksimum 1.570,47 YTL, 10 günde maksimum 4.966,27 YTL, kaybedebilir. %99 güven düzeyinde ise bir günde maksimum 2.711,37YTL, 10 günde maksimum 8.574,11 YTL kaybedebilir. Tablo-6 ve Tablo-7 değerleri karşılaştırıldığında Student t dağılımına dayanan simülasyon ile bulunan riske maruz değerler her iki güven düzeyinde de beklendiği gibi daha yüksek olarak bulunmuştur. Normal dağılıma dayalı olarak gerçekleştirilen simülasyonlar sonucunda elde edilen riske maruz değerler girdi olarak kullanan karar vericinin olası bir kaybın daha büyük olabileceğinin bilincinde olması gerekir.



Şekil-4 Student-T Dağılımı ile Simüle edilmiş DİBS Portföyünün Kâr/Zarar Histogramu

Tablo-7 DİBS Portföyünün Günlük ve On Günlük Riske Maruz Değerleri (Student-T Dağılım ile Simüle Edilmiş)

Portföy Toplam Değeri	50.000,00
Güven Aralığı (Confidence Level)	95%
0,95% 'de En Düşük Getiri Değişimi	-3,14%
0,95% 'da En Düşük K/Z	-1570,47
VaR (1 Gün)	-1570,47
VaR (10 Gün)	-4.966,27

Portföy Toplam Değeri	50.000,00
Güven Aralığı (Confidence Level)	99%
0,99% 'de En Düşük Getiri Değişimi	-5,42%
0,99% 'da En Düşük K/Z	-2711,37
VaR (1 Gün)	-2711,37
VaR (10 Gün)	-8.574,11

5. Sonuç

Finansal piyasalarda maruz kalınan dört temel risk olan piyasa , kredi, likidite ve operasyonel risklerden İMKB30 endeksi ve DİBS portföylerinin piyasa riski parametrik olmayan RMD hesaplama yöntemlerinden biri olan Monte Carlo Simülasyon yöntemi ile hesaplanmıştır. Simülasyonlar normal dağılıma ve kalın kuyruklu dağılımlardan biri olan student t dağılımına dayalı olarak gerçekleştirilerek finansal zaman serilerinin temel özelliklerinden biri olan kalın kuyruklu olma özelliğinin modele katılıp katılmaması durumunda elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Çalışmanın sonuçları şu şekilde özetlenebilir: 30.12.1005- 03.01.2006 dönemi İMKB30 endeksi hisse senetlerinin günlük getirileri kullanılarak eşit ağırlıklı 27000 YTL değerindeki bir yatırımın normal dağılıma dayalı simülasyon modellemesi ile hesaplanan %95 ve %99 güven düzeylerinde günlük RMD değerleri sırasıyla 2.435,28YTL ve 3.462,48YTL olarak bulunmuştur. Bu portföyün student t dağılımına dayalı simülasyon modellemesi ile hesaplanan %95 ve %99 güven düzeylerinde günlük RMD değerleri sırasıyla 3224YTL ve 5.559,38YTL bulunmuştur. 02.01.2001- 13.03.06 dönemi DİBS günlük getirileri kullanılarak eşit ağırlıklı 50.000YTL değerindeki bir portföyün normal dağılıma dayalı simülasyon modellemesi ile hesaplanan %95 ve %99 güven düzeylerinde günlük RMD değerleri sırasıyla 1.003,84 YTL ve 1.439,72 YTL olarak bulunmuştur. Bu portföyün student t dağılımına dayalı simülasyon modellemesi ile hesaplanan %95 ve %99 güven düzeylerinde günlük RMD değerleri sırasıyla 1.570,47 YTL ve 2.711,37 YTL bulunmuştur.

Oktay Taş-Zeynep İltüzer

Beklendiği gibi güven düzeyi arttıkça RMD artmaktadır. Bu nedenle güven düzeyi, hesaplanan RMD değerinin ne amaçla kullanılacağına göre seçilmelidir. Diğer bir vurgulanması gereken nokta her iki güven düzeyinde de student t dağılımına dayalı modellemenin daha yüksek RMD değerleri vermesidir. Student t dağılımı, finansal zaman serilerinin kalın kuyruklu olma özelliğini modele yansıtmakta bu yüzden daha gerçeğe yakın sonuçlar elde edilmektedir. Bu yüzden normal dağılıma dayalı olarak hesaplanan RMD girdi olarak kullanacak karar vericilerin olası bir kaybın bu değerden daha büyük olacağını bilincinde olmalıdır. Ayrıca yapılan pek çok akademik çalışma sonuçlarına paralel olarak iki portföyün günlük RMD değerlerine bakıldığı zaman İMKB30 endeksinin tahvil ve bonoya kıyasla daha riskli bir yatırım aracı olduğu açıkça görülmektedir.

ABSTRACT

AN APPLICATION OF VALUE AT RISK BY MONTE CARLO SIMULATION METHOD IN PORTFOLIOS OF ISE30 INDEX AND GOVERNMENT SECURITIES

As a result of the rapid development of information technologies and globalization, growing trading volumes and variety of securities have increased the exposure of economic units on risk. Therefore, the topics with respect to risk management have drawn substantial attention from both in academic and practitioners. In recent years , Value at Risk “VaR” approach, one of the methods used for evaluating risk , has gained widespread acceptance. In the first part of this study , the types of risk , the definition and historical development of the Value at Risk Approach , its methods and differences among these methods are explained. At the next section , VaR’s of the portfolios of ISE 30 index and government securities are estimated at the %99 and %95 confidence level and for 1 day and 10-day periods by the Monte Carlo simulation method which is one of the nonparametric estimation approaches of VaR. For each portfolio, simulations are performed based on the normal and Student-t distributions and results are compared. In the last section, the study is evaluated as a whole and empirical results are commented.

Key Words: Value At Risk, ISE30, Government Securities, Monte Carlo Simulation

KAYNAKÇA

ALBANESE C.ve G. CAMPOLIETI (2006); *Advanced Derivatives Pricing and Risk Management*, Elsevie Academic Press.

ARTZNER P., F. DELBAEN, JM. EBER ve D. HEATH (1997); “Thinking Coherently”, *Risk*, 10, 68–71.

ARTZNER P., F. DELBAEN, JM. EBER ve D. HEATH (1999); “Coherent Measures of Risk”, *Mathematical Finance*, 9, 203–228.

BEST, P. (1998); *Implementing Value at Risk*, John Wiley & Sons.

- Monte Carlo Simülasyon Yöntemi ile Riske Maruz Değerin İMKB30 Endeksi...*
- BOLGÜN E. ve B. AKÇAY (2005); *Risk Yönetimi*, Scala Yayıncılık.
- FRENKEL M., U. HOMMEL ve M. RUDOLF (2005); *Risk Management Challenge and Opportunity*, 2nd edition, Springer.
- GIANOPOULOS K. ve R. TUNARU (2005); “Coherent Risk Measures Under Filtered Historical Simulation”, *Journal of Banking & Finance*, 29(4), 979-996.
- GLASSERMAN P. (2004); *Monte Carlo Methods In Financial Engineering*, Springer.
- HENDRICKS D. (1996); “Evaluation of Value at Risk Models Using Historical Data”, *Federal Reserve Bank of New York Economy Policy Review*, 2(4), 39-70.
- JACKSON P., D. J. MAUDE ve W. PERRAUDIN (1998); “Bank Capital and Value at Risk”, *Bank of England Quarterly Bulletin*, Spring, 73-89.
- JORION P. (2001), *Value at Risk*, 2nd Edition, McGraw-Hill.
- JORION P. (2003), *Financial Risk Manager Hand Book*, 2cd edition, John Wiley & Sons.
- ALEXANDER S., T.F. COLENER ve Y.Lİ (2006), “Minimizing CVAR and VAR For A Portfolio Of Derivatives”, *Journal of Banking&Finance*, 30(2), 583-605.
- YAMANE T. (1967); *Statistic an Introductory Analysis*, 2nd Edition, Harper&Row Publisher.
- ZENTI R. ve M. PALLOTTA (2001), “Risk Analysis For Asset Managers: Historical Scenarios Based Methods and The Bootstrap Approach”. Mimeo., RAS Asset Management, Italy.