Business and Economics Research Journal
Volume 5 Number 3 2014
pp. 15-41
ISSN: 1309-2448
www.berjournal.com

Bankaların Sermaye Yeterliliği Oranı Açısından Riske Maruz Değer Hesaplama Yöntemlerinin Karşılaştırılması*

Ahmet Bostancı[a] **Turhan Korkmaz**[b]

Özet: *Gelişmiş bir RMD modeli kullanan bir bankanın daha basit RMD modeli kullanma durumuna göre göreceli olarak risklerini daha iyi ölçtüğü için daha düşük bir piyasa riskine esas tutar (PRET) tutması gerektiği beklenmektedir. Bu çalışmanın amacı, riskleri daha iyi ölçebilen gelişmiş RMD modelleri daha düşük bir PRET'i sağlayacağı hipotezinin test edilmesidir. Çalışmada RMD hesaplama yöntemlerinden tarihi volatilite, tarihi simülasyon, EWMA, GARCH (1,1), GARCH (1,1)-Bootstrap ve GARCH (1,1)-GED modelleri kullanılmıştır. Elde edilen RMD sonuçları geriye dönük test işlemine tabi tutulmuştur. Bu işlem sonucu çarpım faktörü (h) (veya model güvenlik çarpanı) belirlenip PRET simüle edilmiştir. Gerçek veriler için sonuçlar yorumlandıktan sonra aynı süreç altı tane farklı özelliğe sahip rassal olarak üretilmiş veri seti için tekrarlanıp sonuçların tutarlılığı sınanmıştır. Elde edilen bulgulara göre, GARCH (1,1)-Bootstrap ve GARCH (1,1)-GED modelleri gibi gelişmiş RMD modellerinin daha düşük PRET'i sağlayacağı hipotezi doğrulanmamıştır.*

Anahtar Sözcükler: Basel II, geriye dönük test, riske maruz meğer, sermaye yeterlilik oranı, piyasa riskine esas tutar.

JEL Sınıflandırması: G17, G21, G32, G38

Comparison of Value at Risk Calculation Models in Terms of Banks' Capital Adequacy Ratio

Abstract: *Banks using advanced VaR models are expected to hold in a lower amount subject to market risk (ASMR) than banks using simple VaR models because of measuring their risk relatively more accurately. The purpose of this study is to test the hypothesis that advanced VaR models which measures risks better are resulting a lower ASMR. In this study historical volatility, historical simulation, EWMA, GARCH (1,1), GARCH (1,1)-Bootstrap and GARCH (1,1)-GED models were used for VaR calculations. By backtesting the VaR measures the model security factor h has been identified and so the ASMR has been simulated. After the results have been discussed for the real data sets the same process was repeated with randomly generated six different data sets to test the consistence of the results. According to the findings, the hypothesis that advanced VaR models like GARCH (1,1)-Bootstrap and GARCH (1,1)-GED provides a lower ASMR was rejected.*

Keywords: Basel II, backtesting, value-at-risk, capital adequacy ratio, amaount subject to market risk.

JEL Classification: G17, G21, G32, G38

**Bu çalışma, Dr. Ahmet Bostancı'nın Bülent Ecevit Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme ABD'nda 2011 yılında sunduğu "Bankalarda Piyasa Riskinin Öngörülmesi: Sermaye Yeterliliği Oranı Açısından Riske Maruz Değer Hesaplama Yöntemlerinin Karşılaştırılması" başlıklı doktora tezinden üretilmiştir.*

[a] Assist. Prof., Bulent Ecevit University, Zonguldak Vocational School, Accounting and Taxation, Zonguldak, Turkiye, bostanciahmet@gmail.com

[b] Prof. Dr., Mersin University, Faculty of Economics and Administrative Sciences, Department of Business Administration, Mersin, Turkiye, korktur@gmail.com

1. Giriş

Finansal piyasalarda 1990 ve 2000'li yıllarda gerçekleşen büyük finansal iflaslar, riskin ölçülmesi ve sayısal olarak ifade edilmesini kaçınılmaz hale getirmiştir. 90'lı yılların başında başlayan bu arayışlar sonucu Riske Maruz Değer (Value at Risk), risk ölçümünün önemli yapı taşlarından birisi olmuştur. İstatistiksel bir temele dayanan Riske Maruz Değer (RMD) yöntemi, katlanılan ve aynı zamanda tek bir sayı ile ifade edilen riski, belirlenmiş bir zaman aralığı ve belirlenmiş bir olasılıkla gerçekleşebilecek kaybın, RMD yöntemiyle hesaplanan değeri aşmayacağını ifade etmektedir.

RMD ilk olarak 1994'te J. P. Morgan tarafından tanıtılmıştır. RiskMetrics olarak piyasaya sürülen RMD modeli hızlı bir şekilde piyasa standardı haline gelmesine rağmen zamanla farklı RMD modelleri geliştirilmiştir. Geliştirilen modellerden birinin diğerine karşı üstün olduğu söylenememektedir ve her RMD modelinin farklı giriş parametrelere ihtiyaç duyması, farklı varsayımlara dayanması ve farklı hesaplama yoğunluğu gerektirmesi, duruma göre farklı RMD modellerinin tercih edilmesine yol açmaktadır. İstatistiksel bir yöntem olan RMD hesaplamalarında, herhangi bir modelle hesaplanan RMD, başka bir modelle hesaplanan RMD'ye eşit olmamaktadır.

RMD yöntemlerinin uygunluğu yaygın olarak geriye dönük test (backtesting) uygulamasındaki sapma sayısı ile ölçülmektedir. Backtesting uygulamasında gerçekleşen kayıplar, hesaplanan RMD ile karşılaştırılır ve gerçekleşen kayıp RMD'den büyük ise bir sapma kaydedilir. Bu durumda, az sapma sayısına sahip olan RMD modeli iyi bir model olarak düşünülebilir fakat Bankalar risklerini olduğundan daha düşük veya daha yüksek ölçmek yerine doğru ölçmek isteyecektirler. Geriye dönük test işleminde az sapma sayısına sahip olan bir RMD modeli, riski sistematik olarak olduğundan daha yüksek ölçmüş olabilir. Bu durumda, RMD modelinin performansı hakkında bir sonuca varmak için sadece sapma sayısının tek başına yeterli bir kriter olmadığı açıkça görülmektedir.

Özellikle Basel Bankacılık Denetim Komitesi (BCBS) bankaların piyasa riskine esas tutarının (PRET) ve dolaysıyla sermaye yeterlilik oranının (SYO) hesaplanmasında RMD yöntemi ile geriye dönük test işlemini benimsemesiyle bu durum önem kazanmıştır. Piyasa riskinin ölçülmesinde, RMD yönteminin bir standart olarak kabul edilmesiyle, BCBS daha önce öngördüğü standart yöntem yerine RMD bazlı SYO (RMDSY) hesaplanmasına izin vermekle birlikte risklerinin ölçümünde RMD yönteminin kullanılmasını özellikle önermektedir.

BCBS RMD'nin istatistiksel bir yöntem olduğunu göz önünde bulundurarak hesaplanan RMD tutarının bir düzeltme faktörü ile artırılmasını öngörmektedir. Model güvenlik çarpanı veya çarpım faktörü olarak da adlandırılan bu düzeltme faktörü başlangıçta 3 olup, kullanılan RMD modelinin geriye dönük test işlemindeki performansına göre (sapma sayısı arttıkça) kademeli olarak 4'e kadar artırılması gerekmektedir. BCBS bir yılda (250 işgünü) 10 defadan fazla sapma gösteren modellerin ise değiştirilmesini istemektedir.

Yüksek sapma sayısı, model güvenlik çarpanının artması ve dolayısıyla RMDSY'nin artmasına neden olmaktadır. Aynı zamanda sistematik olarak yüksek hesaplanan bir RMD, her ne kadar model güvenlik çarpanını düşük seviyede tutsa da, hesaplanan yüksek RMD sonucu yine atıl fonun tutulması anlamına gelmektedir. Dolayısıyla, yüksek RMD tutarı sonucu düşük bir model güvenlik çarpanının kullanılması ile düşük RMD tutarı sonucu yüksek bir model güvenlik çarpanının kullanılması arasında çelişkili bir durum söz konusu olmaktadır.

BCBS PRET'in hesaplanmasında özellikle standart yönteminin yerine RMD yönteminin kullanımını önermektedir. Bunun nedeni ise denetim otoritelerince, RMD yönteminin piyasa risk ölçümünde standart yönteme göre daha başarılı bir yaklaşım olarak kabul edilmesinden kaynaklanmaktadır. Risklerini gelişmiş bir RMD modeli ile daha doğru ölçen bir bankanın, risklerini daha basit bir RMD modeli ile ölçen bankadan daha güvenli olduğu düşünülmektedir. Bunun sonucu olarak, gelişmiş bir RMD modeli kullanan bir bankanın daha basit RMD modeli kullanma durumuna göre göreceli olarak risklerini daha iyi ölçtüğü için daha düşük bir PRET tutması gerektiği beklenmektedir.

Yukarıda özetlenenler şu sorunun sorulmasına neden olmaktadır: Riskleri daha iyi ölçebilen gelişmiş RMD modelleri daha düşük bir PRET'e neden olmakta mıdır? Özellikle GARCH modelleri, finansal zaman serilerinin belirgin özelliklerinden olan volatilite kümelemesi (volatility clustering) ve aşırı basıklık (leptokurtic) olgularını dikkate alan yapılarından dolayı başarılı RMD sonuçları verdikleri bilindiğinden yukarıdaki sorununun cevabında bu modellerin PRET açısından başarıları merak konusu olmaktadır. Bunun sonucu olarak, gelişmiş bir RMD modeli kullanan bir bankanın daha basit RMD modeli kullanma durumuna göre göreceli olarak risklerini daha iyi ölçtüğü için daha düşük bir PRET tutması gerektiği beklenmektedir.

Danielsson vd. (1998) model güvenlik çarpanı başlangıçta 3 olmasını yüksek olduğu gerekçesiyle eleştirmişlerdir. Bu yüksek olarak değerlendirdikleri katsayı gelişmiş RMD modellerinin kullanımını ve geliştirilmesini engellediğini ifade edip çözüm önerisi olarak model güvenlik çarpanı daha düşük bir değer ile başlatılarak sapma sayısı yüksek olan RMD modellerine ilave edilecek olan artı çarpım faktörünün daha hızlı arttırılmasını öne sürmektedirler. Brooks ve Persand (2002) çalışmalarında model güvenlik çarpanını göz ardı edip sadece çeyrek dönemler dikkate alarak farklı RMD modellerin sapma sayılarını tespit etmişlerdir. Farklı bir çalışmalarında Brooks ve Persand (2003) bir çok volatilite tahminleme modelleriyle RMD öngörülerinde bulunup geriye dönük test işlemi sonucu istatistiki testlerle modellerin öngörü başarısını sınamışlardır. Fricke (2006) ilk olarak çeşitli RMD modellerini, geriye dönük test uygulamasındaki sapma sayılarından ziyade tutulması gereken PRET açısından değerlendirmiştir. Astafiev (2006) aynı metodolojiyi farklı GARCH (1,1) süreci izleyen rassal şekilde üretilen veri setleri ile uygulamıştır. Hermsen (2007) yine aynı metodolojiyi hem gerçek hem de normal, stabil ve GED dağılımlı rassal veri setleri ile uygulamıştır. Fricke ve Pauly (2009) yaklaşık 200 farklı finansal zaman serisi için karşılaştırma yapıp h katsayısı için alternatif bir öneride bulunmuşlardır. Hermsen (2010) yaptığı çalışmada basit RMD modelleri, gelişmiş RMD modellerine göre daha düşük bir PRET gerektirdiğini tespit edip bu sonucun da bankaları basit RMD modelleri kullanmaya sevk ettiğini belirtmiştir.

2. BASEL II ve Piyasa Riskine Esas Tutar (PRET)

Piyasa riskine ilişkin tutulması gereken zorunlu yasal sermaye, standart yöntemin yanı sıra RMD risk ölçütü ile saptanmaktadır. Hangi RMD modelinin kullanılacağı bankaların tercihine bırakılsa bile belirli nitel ve nicel standartlar konulmuştur. İçsel modellerin nitel standartlarında PRET'in nasıl hesaplanacağı belirtilmiştir. Günlük olarak $\alpha = 0{,}01$ anlamlılık düzeyi için yani $1 - \alpha = 0{,}99$ güven seviyesi için 10 günlük $(\tau = 10)$ RMD $\left(RMD_{0.01}(10|t)\right)$ hesaplanacaktır. Kolaylık olsun diye 1 günlük $(\tau = 1)$ RMD $\left(RMD_{0.01}(1|t)\right)$ hesaplanıp zamanın karekökü kuralından faydalanılarak 10 iş gününe ölçeklendirilmesine izin verilmiştir. Hesaplamalar için en az 1 yıllık (250 iş günü) tarihi veri seti kullanılması gerekmektedir (BCBS, 2006, ss. 191-203):

$$RMD_{0.01}(10|t) = \sqrt{10}RMD_{0.01}(1|t) \quad (1)$$

RMD yöntemiyle t+1 günü için hesaplanan PRET, önceki 60 işgünün 10 günlük RMD ortalaması ile “çarpım faktörü” ve varsa “artı çarpım faktörü” ilave ederek oluşacak h katsayısı ile çarpılması sonucu elde edilen tutar ile t günündeki hesaplanan 10 günlük RMD tutarından yüksek olanını kullanılmasını öngörmektedir (BDDK, 2010, s. 20).

$$RMDSY_{1|t} = max\left(\frac{h}{60}\sum_{i=1}^{60} RMD_{0.01}(10|t-i), RMD_{0.01}(10|t)\right) \quad (2)$$

Burada;

$RMDSY_{1|t}$: Riske Maruz Değere Dayalı Sermaye Yükümlülüğü Oranı,

$RMD_{0.01}(10|t)$: 10 günlük RMD değerini,

h: Çarpım Faktörünü veya Model Güvenlik Çarpanı

ifade etmektedir.

Çarpım faktörü başlangıçta 3 olup, RMD modelinin geriye dönük test işlemindeki performansına göre artı çarpım faktörü ilave edilerek çarpım faktörün kademeli olarak 4’e kadar yükseltilmesi öngörülmektedir. Çarpım faktörünün yükselmesi PRET’in artması bu da atıl fon tutulması anlamına gelmektedir ve dolaysıyla bankalar tarafından arzulanmamaktadır.

Denklem 2’den anlaşıldığı gibi hem RMD’nin yüksek olarak hesaplanması hem de RMD modelinin kötü performansı (model sapma sayısına göre artan artı çarpım faktörü ve dolaysıyla artan h) PRET’i artırmaktadır.

Yüksek hesaplanan RMD az sapmaya ve dolayısıyla düşük bir artı çarpım faktörüne, fakat yüksek RMD değerinden dolayı yüksek bir PRET’e yol açmaktadır. Diğer taraftan, düşük hesaplanan RMD ise çok sapmaya ve dolaysıyla yüksek bir artı çarpım faktörüne ve yine yüksek bir PRET’e yol açmaktadır. Başka bir ifadeyle, fazla sapmaya neden olmayacak bir RMD değeri ile artı çarpım faktörünün artışı engellenmeye çalışılırken aynı zamanda yüksek olarak hesaplanan RMD değerinden dolayı atıl tutulması gereken sermayenin engellenmesi amaçlanacaktır.

RMDSY açısından RMD değerinin teorik optimal düzeyi, gerçekleşen kayıplar tam olarak hesaplayan RMD tutarıdır. Böylece çarpım faktörünün ve RMD’nin en küçük olacağı varsayılıp bu durumda da PRET’in minimum düzeyde olacağı düşünülmektedir.

Gelişmiş bir RMD modelinin daha düşük bir PRET’e neden olup olmayacağının tespiti için, çalışmanın ampirik kısmında PRET, minimize edilmesi gereken amaç fonksiyonu olarak ele alınacaktır. Bu amaca ulaşılırken aynı zamanda RMD modelinin piyasa riskinin ölçümünde de başarılı olması (Basel Kriterlerini sağlaması) istenmektedir. Başarılı bir RMD modeli ile düşük bir PRET sonucu banka daha az atıl fon tutarak daha fazla karlı işlem yapmaya imkan bulacaktır. Bundan dolayı, çalışmada RMD modellerinin performansı için temel kriter olarak geriye dönük test işlemi sonucu model sapma sayılarından ziyade simüle edilecek olan PRET dikkate alınacaktır.

3. Çalışmanın Metodolojisi ve Kullanılan RMD Hesaplama Yöntemleri

3.1. Çalışmanın Metodolojisi

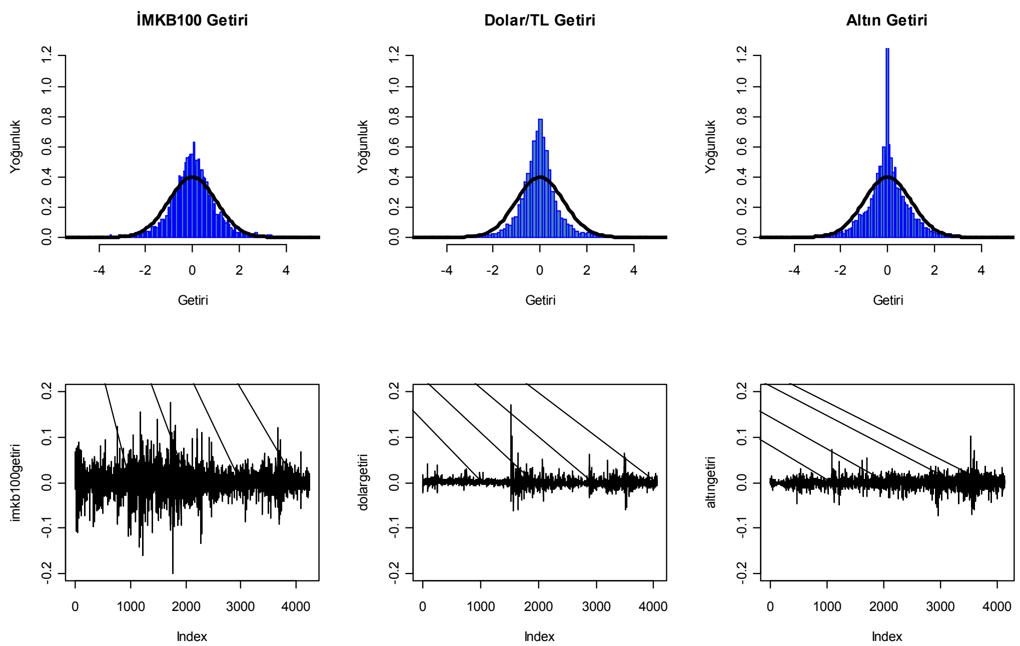
Ampirik çalışma ikiye ayrılmıştır. İlk kısımda İMKB100 Endeksi, Dolar/TL Kuru ve Altın Spot Fiyatı için varlık bazında farklı RMD yöntemleri kullanılarak Basel II çerçevesinde RMDSY hesaplanmasına ilişkin PRET simüle edilmiştir. Elde edilen simülasyon sonuçları yorumlandıktan sonra ikinci kısımda altı rassal veri seti üretilerek PRET simülasyonu tekrarlanıp gerçek verilerle elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Çalışmada kullanılan gerçek veri setleri günlük olarak MATRİKS Data tarafından temin edilmiştir. Elde edilen gerçek verilerin açıklayıcı istatistikleri Tablo 1'de verilmektedir. Tablo 1'de görüldüğü gibi 3 veri setinin aşırı basıklık (sivrilik) sergilediği basıklık katsayısından anlaşılmaktadır. Özellikle Dolar/TL kuru finansal zaman serileri için bile çok yüksek bir basıklık sergilemektedir.

Tablo 1. Gerçek Verilerin Açıklayıcı İstatistikleri

	İMKB100 Endeksi	Dolar/TL Kuru	Altın Spot Fiyatı
Veri Tarihi	03.01.1994 – 31.12.2010	02.01.1995 – 31.12.2010	02.01.1996 – 31.12.2010
Gözlem Sayısı	4239	4057	4127
Getiri Sayısı	4238	4256	4126
Ortalama	0,135%	0,090%	0,031%
Standart Sapma	2,77%	0,90%	1,04%
Çarpıklık	-0,069	2,564	0,016
Basıklık	7,260	45,435	10,292
Minimum	-19,98%	-6,10%	-7,32%
Maximum	17,77%	17,13%	10,25%

Şekil 1. Gerçek Verilerin Histogram ve Getiri Grafikleri



Şekil 1'de görüldüğü gibi üç gerçek veri seti için finansal zaman serilerinin belirgin özelliklerinden olan kalın kuyruklar histogramlarda, volatilite kümelemeleri ise getiri grafiklerinde gözle görülür şekilde gözlemlenmektedir.

RMD hesaplama yöntemlerinden yaygın olarak kullanılan tarihi volatilite, tarihi simülasyon, EWMA, GARCH (1,1), GARCH (1,1)-Bootstrap, GARCH (1,1)-GED modelleri tercih edilmiştir. Kullanılacak modeller Fricke (2006) tarafından programlanmış 14 adet tek değişkenli ve 8 adet çok değişkenli RMD modelleri arasından seçilmiştir. Kullanılan RMD modellerinden, tarihi volatilite ve tarihi simülasyon için 250 ve 1000 günlük gözlem dönemleri, EWMA için 250 günlük gözlem dönemi ve farklı GARCH (1,1) modelleri için 1000 ve 2000 günlük gözlem dönemleri ile RMD hesaplamaları gerçekleştirilmiştir. RMD modellerinde kullanılacak olan parametreler "kayan gözlem penceresi" yöntemiyle her bir işlem için yeniden tahmin edilmiştir.

PRET'ının hesaplanabilmesi için RMD modelinin yıllık sapma sayısı elde edilip, çarpım faktörüne ilave edilecek olan artı çarpım faktörünün tespiti gerekmektedir. Bunun için, farklı RMD modelleri kullanılarak 1 ve 10 günlük RMD sayıları hesaplanmıştır. 1 günlük RMD değerleri ile modellerinin sapma sayıları hesaplanıp, 10 günlük RMD değerleri ile de PRET simüle edilmiştir. Bunun için hesaplanan 1 günlük RMD değerleri geriye dönük test işlemine tabi tutularak çarpım faktörüne ilave edilecek olan artı çarpım faktörünün tespiti yapılmıştır. Simüle edilecek olan PRET'in hesaplanması için 10 günlük RMD'lerin son 60 günün ortalaması model güvenlik çarpanı h ile çarpılıp son güne ilişkin hesaplanan 10 günlük RMD ile karşılaştırılmıştır ve büyük olan değer simüle edilen PRET olarak kullanılmıştır.

RMD hesaplamaların geriye dönük test işlemi sonucu sapma sayılarının tespiti, veri setlerinin son 2000 günlük verileri ile yapılmıştır. 1 ve 10 günlük RMD değerleri hesaplandığından son 10 gün düşülerek toplam 1990 günün RMD hesaplamaları ile geriye dönük test işlemi uygulanıp PRET simüle edilmiştir. Basel II'ye göre PRET hesaplanırken son 1 yıllık sapma sayılarına bakılarak, başlangıçta 3 olan çarpım faktörüne eklenecek olan artı çarpım faktörü tespit edilmektedir. Bu durumda en az dört çeyrek sapma sayılarına bakılarak artı çarpım faktörü tespit edilip ilk PRET simüle edilecektir. Dönemler ilerledikçe artı çarpım faktörü de son 4 çeyreğe bakılarak güncellenmiştir.

Çalışmanın ampirik kısmı, yukarıda anlatılan metodoloji çerçevesinde R programıyla gerçekleştirilmiştir. Yukarıda belirtildiği gibi kayan gözlem penceresi kullanıldığından her gün için büyük veri setleri ile kapsamlı hesaplamalar yapılacağından dinamik ve döngüsel programlamaya uygun bir yazılıma ihtiyaç duyulmaktadır. Ampirik çalışma için R programının tercih edilmesinin sebeplerinden ücretsiz olarak internetten temin edilebilinmesi yanı sıra özellikle zaman serileri analizi için çok güçlü matris tabanlı bir programlama dili olmasından kaynaklanmaktadır.

3.1.1. Varlığın Getirisinin Hesaplanması

Bu çalışmada RMD hesaplaması varlık bazında yapılacaktır. Varlığın t zamanındaki değeri $V(t)$ ile ifade edilecektir. Varlığın $t+\tau$ zamanındaki değeri ise $V(t+\tau)$ ile ifade edilecektir. Çalışmada günlük veriler kullanılacağından $V(t)$ ile $V(t+\tau)$ arasında geçen τ zaman birimi gün olarak düşünülmesi gerekmektedir. RMD hesaplamasında amaç τ günlük RMD hesaplaması olduğundan sonuç $RMD_\alpha(\tau|t)$ olarak belirtilecektir ve p olasılık olarak düşünüldüğünde aşağıdaki denklem sağlanacaktır (Fricke, 2006, s. 13):

$$p\left(V(t) - V(t+\tau) > RMD_{\alpha}(\tau|t)\right) = \alpha \qquad (3)$$

RMD, $1-\alpha$ güven seviyesi için $i+\tau$ zamanında aşılması beklenmeyen kayıp olarak tanımlanmıştır.

Bir varlığın getirisini hesaplamak için iki farklı hesaplama benimsenmektedir; kesikli getiri ve sürekli getiri. Kesikli getiri ve sürekli getiriyi hesaplamak için aşağıdaki denklem (4) ve (5) kullanılmaktadır (Benninga, 1997, ss. 68-80).

Kesikli Getiri: $Y_t^k = \frac{V(t)-V(t-1)}{V(t-1)}$ (4)

Sürekli Getiri: $Y_t^s = ln\left(\frac{V(t)}{V(t-1)}\right) = ln\big(V(t)\big) - ln\big(V(t-1)\big)$ (5)

Eğer fiyat serisi normal dağıldığı varsayılırsa o zaman kesikli olarak hesaplanan getiriler de normal dağılımlı olacaktır. Eğer hisse senetlerinin fiyat değişimi logaritmik dağıldığı varsayılırsa o zaman sürekli olarak hesaplanan getiriler de normal dağılımlı olacaktır. Genelde hisse senetlerinin fiyat serileri lognormal, getirilerinin ise normal dağılımlı olduğu için getiriler sürekli getiri olarak hesaplanacaktır (Albrecht & Maurer, 2008, s. 890).

3.1.2. Getiri Dağılımından τ- Günlük RMD'nin Hesaplanması

Yukarda açıklananlara dayanarak, sürekli getiri formülü ile hesaplanan günlük getiriler kullanılacaktır. Logaritmik farkı alınarak hesaplanan sürekli getirilerinden peş peşe gerçekleşen günlük getirilerden 10 tanesi toplanarak 10 günlük getirilerin elde edilmesi çalışmada büyük kolaylık sağlayacaktır. Dolaysıyla, çalışmada $Y_{\tau|t}^s \equiv Y_{\tau|t}$ olarak kullanılacaktır. Bu durumda (Fricke, 2006, s. 14);

$$Y_{\tau|t} = ln\left(\frac{V(t+\tau)}{V(t)}\right) = Y_{t+1} + Y_{t+2} + \cdots + Y_{t+\tau} \qquad (6)$$

olur. Bu özellik $Y_{\tau|t}$ getirilerinin dağılım fonksiyonu $f_{Y_{\tau|t}}$ile 10 günlük RMD'lerin hesaplanması açısından büyük kolaylık sağlamaktadır. Örneğin i.i.d. standart normal dağılımlı getirilerin toplamı yine normal dağılımlı olmaktadır. Buradan;

$$V(t+\tau) = V(t)exp\left(Y_{\tau|t}\right) \qquad (7)$$

olup, $Y_{\tau|t}$ için $Q_{\alpha}(\tau|t)$kantilinden;

$$P\left(Y_{\tau|t} \leq Q_{\alpha}(\tau|t)\right) = \alpha \leftrightarrow \qquad (8)$$

$$P\left(ln\left(\frac{V(t+\tau)}{V(t)}\right) \leq Q_{\alpha}(\tau|t)\right) = \alpha \leftrightarrow \qquad (9)$$

$$p\left(V(t+\tau) \leq V(t)\,exp\big(Q_{\alpha}(\tau|t)\big)\right) = \alpha \qquad (10)$$

olarak hesaplanmaktadır.

Denklem (9)'da $V(t) - RMD_{\alpha}(\tau|t) = V(t)\,exp\big(Q_{\alpha}(\tau|t)\big)$ elde edilmesiyle τ günlük RMD:

$$RMD_{\alpha}(\tau|t) = V(t)\left(1 - exp\big(Q_{\alpha}(\tau|t)\big)\right) \tag{11}$$

olmaktadır. RMD'nin doğru hesaplanmasındaki asıl sorun getiri dağılımının istenen kantilinin doğru hesaplanmasından kaynaklanmaktadır.

3.2. Kullanılan RMD Hesaplama Yöntemleri

3.2.1. Tarihi Volatilite

Tarihi Volatilite ile RMD hesaplanırken finansal varlığın getirileri normal dağılımlı ve varyansın zaman içinde sabit olduğu varsayılmaktadır. Başka bir ifadeyle $Y_i \overset{i.i.d.}{\sim} = \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ olmaktadır. Ampirik bulgularla bu iki varsayım örtüşmemektedir. Getiri dağılımın parametreleri olan μ ve σ^2, tarihi veri setinden aşağıdaki (12) ve (13) numaralı denklemler ile tahmin edilmektedir:

$$\hat{\mu} = \bar{y} = \frac{1}{t}\sum_{i=1}^{t} y_i \tag{12}$$

ve

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{t-1}\sum_{i=1}^{t}(y_i - \bar{y}) \tag{13}$$

Buradan τ günlük RMD'ler toplanabilir olma özelliklerinden dolayı $RMD_{\alpha}(\tau|t)$ için $Y_{\tau|t} = ln\left(\frac{V(t+\tau)}{V(t)}\right) = Y_{t+1} + Y_{t+2} + \cdots + Y_{t+\tau} \sim \mathcal{N}(\tau\mu, \tau\sigma^2)$ olur ve istenen α-kantili için $Q_{\alpha}(\tau|t) = \tau\mu + z_{\alpha}\sqrt{\tau}\sigma$ olur. Bu aşamadan sonra denklem (11) ile τ günlük RMD'ler kolayca hesaplanmaktadır.

3.2.2. Tarihi Simülasyon

Tarihi simülasyon yönteminde yukarıdaki temel varsayımlar yapılmamaktadır. Bu yöntemde getirilerin parametrelerinin tahmin edilmesi yerine ampirik dağılımın kendisi (tarihi gözlem verilerinin tümü) kullanılmaktadır. Bu yöntemde sadece getirilerin i.i.d. olduğu varsayılmaktadır ve bunun dışında normal dağılım gibi bir dağılıma ihtiyaç duyulmamaktadır.

McNeil vd. (2005) tarihi simülasyon yöntemi ile RMD hesaplamasını kar/zarar dağılımı ile tarif ederken, Fricke (2006) ise hesaplamalar için getiri dağılımını kullanmaktadır. Huschens (2000) ise tarihi simülasyonu genel olarak tarif etmektedir. Sonuç itibariyle veri setinin kar/zarar (l_t) veya getiri (Y_t) serisi şeklinde kullanılması fark teşkil etmemektedir (Hermsen, 2007, s. 50).

Veri seti getiri olarak kullanılacaksa $Q_{\alpha}(1|t)$'nin tahmini için getiriler $y_{(n)}, y_{(n-1)}, \dots, y_{(n(1-\alpha))}, \dots, y_{(1)}$ şeklinde sıraya konulup $n(1-\alpha)$ sınırını aşmayan en küçük $y_{(n(1-\alpha))}$ seçilip, $RMD_{\alpha}(1|t)$'yı hesaplamak için ise Denklem (11)'den faydalanılmaktadır. Bu durumda τ günlük RMD'nin hesaplanması için bootstrap yönteminden faydalanılmaktadır. Tarihi veri setinden elde edilen getirilerden toplam olarak $\tau \cdot 1000$ günlük getiri rassal olarak çekilip $\tilde{y}_{j,t+\tau}$ ($y = 1, \ldots, 1000$ ve $\tau = 1, \ldots, 10$) olarak ifade edilmektedir.

Elde edilen rassal getiriler $\mathcal{X}_m = \{\tilde{y}_{1,t+1}, \tilde{y}_{1,t+2}, \ldots, \tilde{y}_{1,t+10}, \tilde{y}_{2,t+1}, \ldots, \tilde{y}_{1000,t+10}\}$;

$$\tilde{y}_{j,t+10} = \sum_{\tau=1}^{10} \tilde{y}_{j,t+\tau}, \quad j = 1, \ldots, 1000 \tag{14}$$

şeklinde toplanıp rassal 10 günlük getiri serisi elde edilmektedir. Oluşturulan 1000 adet 10 günlük rassal getiri serisinden denklem (11) ile $RMD_\alpha(10|t)$ kolayca hesaplanmaktadır.

Bu modelle hesaplanan RMD için getiriler hakkında sadece i.i.d olduklar varsayımı kabul edilmektedir. Bu kabul ampirik gözlemlerle bağdaşmamaktadır. Örneğin, volatilite kümelemeleri bu yöntemle modellenememektedir. Bununla birlikte, gözlem döneminin uzunluğu bu modelle hesaplanan RMD'yi fazlasıyla etkilemektedir. Getiriler tarihi volatilite modelinde olduğu gibi eşit ağırlıklı olarak modele dahil edilmektedir. Tarihi volatilitede sapan değerler ortalama olarak hesaba dahil edilirken, tarihi simülasyon yönteminde ise doğrudan kantili belirlemektedir. Gözlem döneminin uzatılıp veya kısaltılması RMD'nin sistematik olarak yüksek veya düşük hesaplanmasına neden olabilmektedir.

3.2.3. EWMA (RiskMetrics)

EWMA modeli daha önce tanıtılan modellerin zayıf yönlerini kısmen aşmaktadır. Çok eskilerde kalan gözlemleri daha az ağırlandırarak değişen varyansı da modellemeye çalışan EWMA modelinde, getirilerin beklenen değerini $\mu = 0$ ve $\hat{u}_i \sim \mathcal{N}(0, \hat{h}_t)$ varsayılmaktadır. Modelde $\hat{h}_t$ ise bir önceki dönemin varyansı olup, bir sonraki dönemin varyansı aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır;

$$\hat{h}_{1|t} = (1 - \lambda)u_t^2 + \lambda \hat{h}_t \tag{15}$$

olarak hesaplanmaktadır. Buradan

$$Q_\alpha(1|t) = z_\alpha \sqrt{\hat{h}_{1|t}} \tag{16}$$

denklemi ile getiri dağılımının α- kantili hesaplanmaktadır.

Gelecek dönemlerinin tahmini için $\hat{h}_{\tau|t} = (1 - \lambda)\hat{h}_{1|t} + \lambda \hat{h}_{1|t}$ olup;

$\hat{y}_{\tau|t} \sim \mathcal{N}(0, \hat{h}_{1|t})$ yani $\frac{\hat{y}_{\tau|t}}{\sqrt{\tau \hat{h}_{1|t}}} \sim \mathcal{N}(0,1)$ ve $Q_\alpha(\tau|t) = z_\alpha \sqrt{\hat{h}_{1|t}}$

şeklinde gerçekleşmektedir.

Buradan RMD hesaplaması tarihi volatilitedeki gibi denklem (11) ile kolayca hesaplanmaktadır. Çalışmada λ - faktörü RiskMetrics (1996) tarafından önerildiği gibi 0,94 olarak kullanılacaktır.

3.2.4. GARCH (1,1)

EWMA yöntemiyle sadece koşullu değişen varyans modellenmektedir. Koşulsuz varyans ise tamamen göz ardı edilmektedir. Engle (1982) tarafından geliştirilen ARCH yöntemi ise koşulsuz varyansı da modellemektedir. Bollerslev (1986) tarafından genelleştirilen ARCH yöntemi (GARCH) ise özellikle finansal zaman serilerinde geniş uygulama alanı bulmaktadır. Başka bir ifadeyle hem koşullu hem de koşulsuz varyansı modele dahil eden ARCH yöntemlerinden olan GARCH modeli uzun dönem ortalama varyansı da hesaba katmaktadır. GARCH(p,q) modeli aşağıdaki formüldeki gibi hesaplanmaktadır (Bollerslev, 1986, s. 309):

$y_i = \mu + u_i$

$u_i = \sqrt{h_i}\,v_i$ ve $v_i \overset{i.i.d.}{\sim} \mathcal{N}(0,1)$

$$h_i = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i h_{t-i} \quad (17)$$

ve

$p, q, \alpha_0 > 0;\ \ \alpha_i \leq 0,\ \ i = 1, \ldots, q;\ \ \beta_i \leq 0,\ \ i = 1, \ldots, p$

Finansal zaman serileri için genelde GARCH(p,q) için p=1 ve q=1 tercih edilip aşağıdaki denklem elde edilmektedir:

$$h_i = \alpha_0 + \alpha_1 u_{i-1}^2 + \beta_1 h_{i-1} \quad (18)$$

Burada eğer $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ yani durağan bir süreç söz konusu ise uzun dönemli varyans,

$$\sigma^2 = \frac{\alpha_0}{1-\alpha_1-\beta_1} \quad (19)$$

şeklinde hesaplanmaktadır. Ortalamaya dönüş etkisi (meanreversingeffect) olarak adlandırılan bu süreçte varyans sürecinin volatilitesi uzun dönemli varyansa yakınsamaktadır.

$v_i \overset{i.i.d.}{\sim} \mathcal{N}(0,1)$ varsayımı altında 1 günlük RMD,

$$RMD_\alpha(1|t) = V(t)\left(1 - exp\left(\mu + z_\alpha\sqrt{\hat{h}_{1|t}}\right)\right) \quad (20)$$

olarak hesaplanmaktadır.

$v_i \overset{i.i.d.}{\sim} \mathcal{N}(0,1)$ olduğu varsayımı altında 1 günlük koşullu tahmin yapılmaktadır. 10 günlük veya τ günlük getiri dağılımının koşullu varyansı normal dağılımından daha sivri olduğu bilinmesine rağmen ampirik araştırmalarda yine de τ günlük getiri dağılımlarının normal dağılımlı olduğu varsayılarak hesaplamalar yapılmaktadır (Fricke, 2006, s. 80).

Böylece $RMD_\alpha(\tau|t)$ hesaplaması için,

$$RMD_\alpha(\tau|t) = V(t)\left(1 - exp\left(\tau\mu + z_\alpha\sqrt{\hat{h}_{\tau|t}}\right)\right) \quad (21)$$

olarak hesaplanmaktadır.

Bu modellemede $RMD_\alpha(\tau|t)$'nin hesaplanması ile standartlaştırılmış hatalar için yapılan $v_i \overset{i.i.d.}{\sim} \mathcal{N}(0,1)$ varsayımı standartlaştırılmış hataların dağılımında gözlemlenen kalın kuyruklar ile bağdaşmamaktadır. Bu eleştirilere cevap olarak standartlaştırılmış hatalarının normal dağılımı olduğu varsayımı yerine kalın kuyrukları daha iyi modelleyebilen dağılımların kullanılması veya standartlaştırılmış hatalarının dağılımı hakkında bir varsayımda bulunmak yerine ampirik dağılım fonksiyonunun kullanılması önerilmektedir.

3.2.5. GARCH (1,1)-Bootstrap

GARCH(1,1) modelinde belirtildiği gibi standartlaştırılmış hatalarının modellemesi eleştiri konusu olmaktadır. Bu eleştirilere cevap olarak Barone-Adesi vd. (1999) tarafından GARCH(1,1) modelinde standartlaştırılmış hataların bootstrap yöntemiyle tahmin edilmesi önerilmiştir. Tarihi veri setindeki getirilerin GARCH(1,1)-Bootstrap modelindeki parametreleri aşağıdaki şekilde tahmin edilmektedir.

$$y_i = \mu + u_i$$

$$u_i = \sqrt{h_i}\, v_i$$

$$h_i = \alpha_0 + \alpha_1 u_{i-1}^2 + \beta_1 h_{i-1}$$

Elde edilen modelin standartlaştırılmış hatalarının dağılımları hakkında varsayımda bulunmadan denklem **Hata! Başvuru kaynağı bulunamadı.** ile kolayca tahmin edilmektedir.

$$\hat{v}_i = \frac{y_i - \hat{\mu}}{\sqrt{\hat{h}_i}}, i = 1, \dots, n \qquad (22)$$

Standartlaştırılmış hataların dağılımından %1-kantilinin hesaplanması tarihi simülasyondaki gibi gerçekleştirilmektedir.

3.2.6. GARCH (1,1)-GED

GARCH(1,1) modelinde standartlaştırılmış hatalarının ampirik fonksiyonun oluşturulması yerine standartlaştırılmış hataları için gözlemlenen kalın kuyrukları normal dağılımından daha iyi modelleyebilen uygun bir dağılım varsayılabilir. GED dağılımı ile dağıldığı varsayılan standartlaştırılmış hatalar için GARCH(1,1)-GED modelindeki parametreler aşağıdaki şekilde tahmin edilmektedir.

$$y_i = \mu + u_i$$

$$u_i = \sqrt{h_i}\, v_i \text{ ve } v_i \overset{i.i.d.}{\sim} GED(0,1,\hat{\gamma})$$

$$h_i = \alpha_0 + \alpha_1 u_{i-1}^2 + \beta_1 h_{i-1}$$

İlk olarak GARCH(1,1) parametreleri başlık 3.2.4.'de yapıldığı gibi yani, standartlaştırılmış hataların dağılımı için normal dağılımlı varsayılarak tahmin edilmektedir. İkinci aşamada elde edilen modelin standartlaştırılmış hatalarının dağılımları hakkında varsayımda bulunmadan denklem (22) ile standartlaştırılmış hatalar elde edilmektedir. Elde edilen bu standartlaştırılmış hataların GED dağılımlı oldukları varsayılıp, $GED(0,1,\hat{\gamma})$ dağılımın $\hat{\gamma}$ parametresini ML-tahmincisi kullanılıp tahmin edilmektedir.

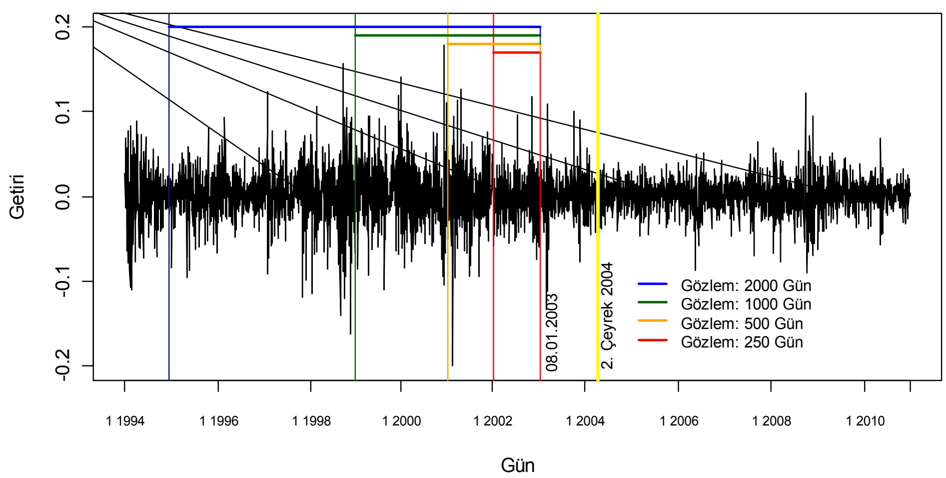
4. Ampirik Uygulama Sonuçları

4.1. Gerçek Veriler ile Yapılan Ampirik Uygulamanın Sonuçları

4.1.1. İMKB100 Endeksi

İMKB100 Endeks ve getiri grafiği ile ampirik uygulamanın gözlem ile geriye dönük test dönemleri Şekil 2'de gösterilmektedir. Artı çarpım faktörünün tespiti için 4 tam çeyrek dönem için geriye dönük test işlemi gerçekleştirilmesi gerektiğinden İMK100 Endeksi için ilk PRET 2004 yılının ikinci çeyreğinden itibaren simüle edilmiştir.

Şekil 2. İMKB100 Getirileri İçin Gözlem ve Geriye Dönük Test Dönemleri



Tablo 2'de İMKB100 Endeksi için ampirik uygulama sonuçları özetlenmiştir. İlk iki sütun kullanılan RMD modeli ile kullanılan gözlem penceresinin uzunluğunu (gün olarak) vermektedir. Sonraki üç sütun ise modelin toplam sapma sayısını ve gözlem dönemi boyunca modelin kaç dönem sarı ve kırmızı bölgede yer aldığını göstermektedir. Son üç sütun ise sırasıyla ortalama h çarpanını, ortalama simüle edilen PRET (%) ve %99 güven seviyesi için ortalama 1 günlük RMD'yi vermektedir.

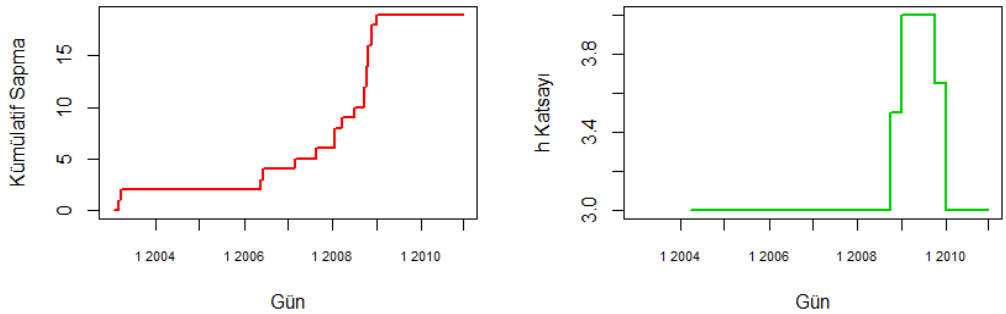
Tablo 2. İMKB100 Endeksi İçin Uygulama Sonuçları

Model	Gözlem	Sapma	Sarı Bölge	Kırmızı Bölge	Ø h Çarpanı	Ø PRET(%)	Ø $RMD_{0,01}(1\|t)$
Tarihi Volatilite	250	35	14	**1**	3,344	14,267	1627,321
	1000	29	5	**4**	3,288	15,690	1842,282
Tarihi Simülasyon	250	34	14	0	3,267	14,300	1692,808
	1000	19	2	**3**	3,154	17,158	2097,224
EWMA	250	29	6	0	3,096	**12,682**	1560,992
GARCH(1,1)	1000	25	5	0	3,085	**13,019**	1611,745
	2000	23	1	0	3,015	13,221	1678,562
GARCH(1,1) Bootstrap	1000	20	0	0	3,000	14,077	1799,223
	2000	**15**	0	0	3,000	15,087	1923,670
GARCH(1,1) GED	1000	20	1	0	3,015	13,618	1727,311
	2000	**16**	0	0	3,000	14,257	1820,794

İMKB100 Endeksi için elde edilen sonuçlara göre toplam sapma sayısına göre en az sapma sayısına sahip RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1)-Bootstrap (2000), GARCH(1,1)-GED (2000) ve Tarihi Simülasyon (1000) olmaktadır. Burada Tarihi Simülasyon (1000) modeli 3 dönem kırmızı bölgede yer almış olacağından denetim otoritesi, bankanın bu modeli değiştirmesini isteyecektir. Ortalama PRET'e bakıldığında ise en düşük PRET'i gerektiren RMD modelleri sırasıyla EWMA (250), GARCH(1,1) (1000) ve GARCH(1,1) (2000) olmaktadır. Görüldüğü gibi sapma sayısı açısından en başarılı olan üç model, başarının düşük bir PRET açısından değerlendirildiğinde sıralamaya bile girememiştir.

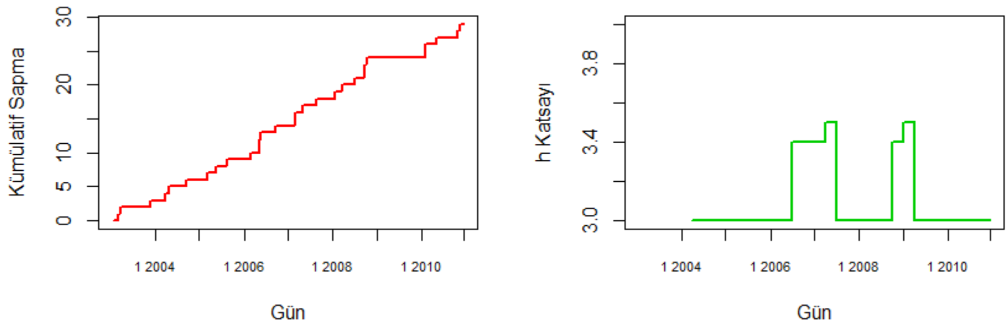
Şekil 3'de kümülatif sapma sayısı h'nin seyrinden görüldüğü gibi Tarihi Simülasyon (1000) modeli 2008 yılı sonu ile 2009 yılı başı arasında peş peşe sapmalar kayıt ettiğinden kırmızı bölgeye düşmüştür. Bu durumda sapmaların yoğunlaşmış bir şekilde gerçekleşmesi, RMD modellerinden istenmeyen önemli bir özellik olarak öne çıkmaktadır.

Şekil 3. İMKB100 için Tarihi Simülasyon 1000 Sapma ve h Katsayı Seyri



Özellikle 15 ile 35 sapma arası seyreden modellerde EWMA (250) modeli 29 sapma ile en düşük PRET'e neden olması ilginç olmaktadır. Şekil 4'teki kümülatif sapma sayısı h'a bakıldığında gerçekleşen 29 sapmanın zamana yayılmış bir şekilde gerçekleştiği görülmektedir ve bunun sonucu olarak model güvenlik çarpan h, 3,5'i hiç aşmamıştır. Bu durumda PRET'i etkileyen önemli unsur model sapma sayısının büyüklüğünden ziyade sapmaların zamana nasıl yayıldığı olmaktadır.

Şekil 4. İMKB100 EWMA (250) Sapma ve h Katsayısının Seyri



Sapma sayısı açısından çok başarılı olan GARCH(1,1)-GED (2000) ve GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) modelleri PRET açısından beklenenin aksine iyi bir sonuç elde edememişlerdir. Gerçekleşen 29 sapma ile yüksek sapma sayısına sahip olan EWMA (250) modeli ve 15 sapma ile en düşük sapma sayısına sahip olan GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) modeli ortalama PRET (12,682'ye karşı 15,087) açısından karşılaştırıldığında GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) modeli yaklaşık %19 kadar daha yüksek bir PRET gerektirmektedir.

4.1.2. Dolar/TL Kuru

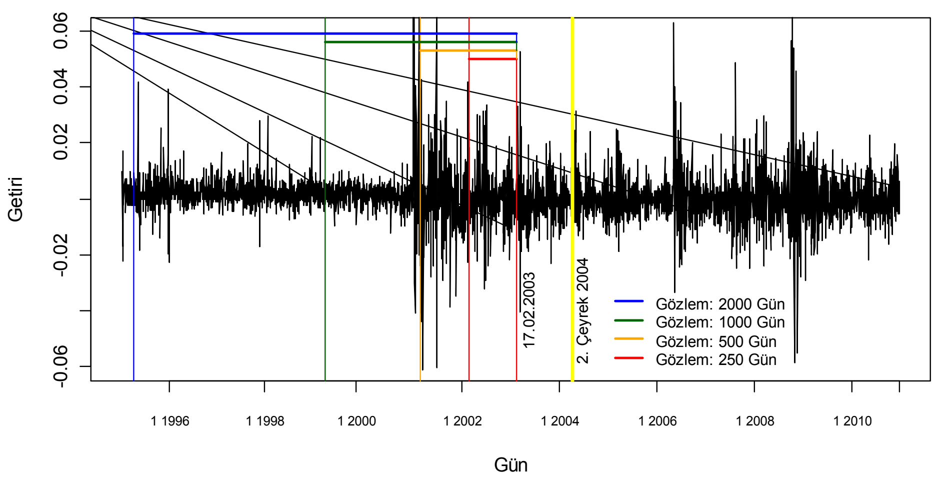
Dolar/TL kuru ve getiri grafiği ile ampirik uygulamanın gözlem ile geriye dönük test dönemleri Şekil 5'de gösterilmektedir. Artı çarpım faktörünün tespiti için 4 tam çeyrek dönem için geriye dönük test işleminin gerçekleştirilmesi gerektiğinden Dolar/TL kuru için ilk PRET 2004 yılının ikinci çeyreğinden itibaren simüle edilmiştir.

Tablo3. Dolar/TL Kuru İçin Uygulama Sonuçları

Model	Gözlem	Sapma	Sarı Bölge	Kırmızı Bölge	Ø h Çarpanı	Ø PRET(%)	Ø $RMD_{0,01}(1\|t)$
Tarihi Volatilite	250	23	8	0	3,153	6,242	0,028
	1000	20	10	0	3,200	6,899	0,031
Tarihi Simülasyon	250	32	14	0	3,279	6,088	0,026
	1000	21	10	0	3,216	7,015	0,031
EWMA	250	18	1	0	3,012	**5,407**	0,026
GARCH(1,1)	1000	15	2	0	3,030	5,998	0,028
	2000	11	0	0	3,000	5,789	0,028
GARCH(1,1) Bootstrap	1000	22	8	0	3,137	5,709	0,026
	2000	25	2	0	3,034	***5,231***	0,025
GARCH(1,1) GED	1000	9	0	0	3,000	6,709	0,032
	2000	***3***	0	0	3,000	6,848	0,032

Tablo 3'de Dolar/TL kuru için ampirik uygulama sonuçları özetlenmiştir. Dolar/TL kuru için elde edilen sonuçlara göre toplam sapma sayısına göre en az sapma sayısına sahip RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1)-GED (2000), GARCH(1,1)-GED (1000) ve GARCH(1,1) (2000) olmaktadır. Ortalama PRET'e bakıldığında ise en düşük PRET'i gerektiren RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1)-Bootstrap (2000), EWMA (250) ve GARCH(1,1)-Bootstrap (1000)'dir. Görüldüğü gibi burada da İMKB100 Endeksi uygulamasında olduğu gibi sapma sayısı açısından en başarılı olan üç model, başarının düşük bir PRET açısından değerlendirildiğinde, sıralamaya bile girememişlerdir.

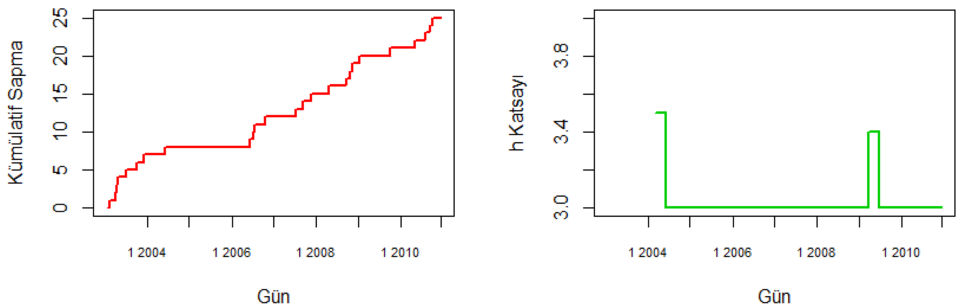
Şekil 5. Dolar/TL Getirileri İçin Gözlem ve Geriye Dönük Test Dönemleri



Burada da 3 ile 32 sapma arası seyreden modellerde 25 sapma ile oldukça yüksek bir sapmaya sahip olan GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) modeli dikkat çekici bir şekilde en düşük PRET'i gerektirmiştir. Şekil 6'ya bakıldığında burada da GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) modelinde yoğunlaşmış sapmaların bulunmaması ve 3,5'i aşmayan bir h katsayısı dikkat çekmektedir.

Gerçekleşen 25 sapma ile yüksek sapma sayısına sahip olan GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) modeli ve 3 sapma ile en düşük sapma sayısına sahip olan GARCH(1,1)-GED (2000) modeli ortalama PRET (6,848'e karşı 5,231) açısından karşılaştırıldığında GARCH (1,1)-GED (2000) modeli yaklaşık %31 kadar daha yüksek bir PRET gerektirmektedir.

Şekil 6. Dolar/TL için Garch(1,1) Bootstrap (1000) Sapma ve h Katsayısının Seyri



4.1.3. Altın Spot Fiyatı

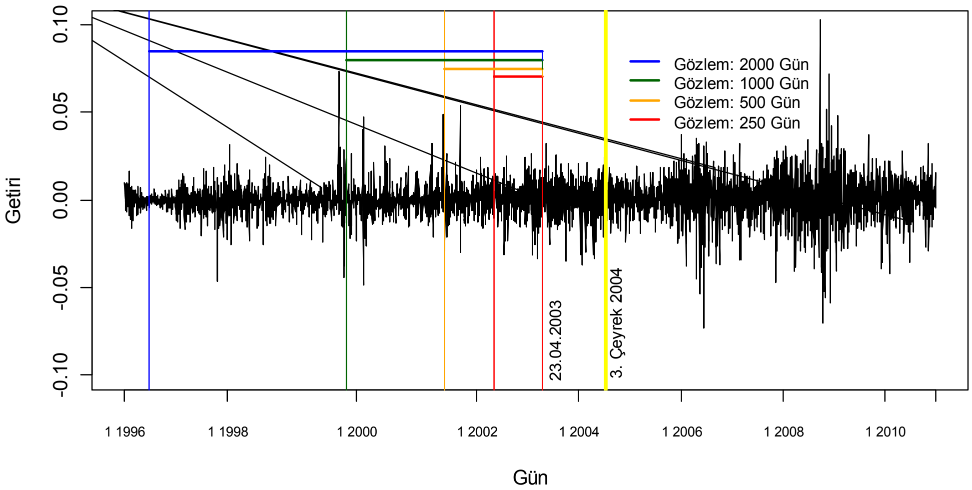
Altın Spot Fiyatı ve getiri grafiği ile ampirik uygulamanın gözlem ile geriye dönük test dönemleri Şekil 7'de gösterilmektedir. Artı çarpım faktörünün tespiti için 4 tam çeyrek dönem için geriye dönük test işlemi gerçekleştirilmesi gerektiğinden Altın Spot Fiyatı için ilk PRET 2004 yılının üçüncü çeyreğinden itibaren simüle edilmiştir.

Tablo 4'de Altın Spot Fiyatı için ampirik uygulama sonuçları özetlenmiştir. Altın Spot Fiyat için elde edilen sonuçlara göre toplam sapma sayısına göre en az sapma sayısına sahip RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1)-Bootstrap (1000), GARCH(1,1)-GED (1000) ve GARCH(1,1) -Bootstrap (2000) olmaktadır. Ortalama PRET'e bakıldığında ise en düşük PRET'i gerektiren RMD modelleri sırasıyla EWMA (250), Tarihi Volatilite (1000) ve GARCH(1,1) (2000)'dir.

Görüldüğü gibi burada da sapma sayısı açısından en başarılı olan üç model, diğer iki uygulamada olduğu gibi, başarının düşük bir PRET açısından değerlendirildiğinde, sıralamaya bile girememişlerdir. Ancak, farklı olarak PRET açısından başarılı olan üç model de dönem dönem kırmızı bölgeye düşmüştür. Bu durumda denetim otoritesi bankalardan model değişikliğine gidilmesini isteyecektir. Ancak, Altın Spot Fiyatı uygulaması için 11 RMD modelinin 7'sinin zaman zaman kırmızı bölgede yer alması düşündürücüdür.

Bu durumun sebebi kuşkusuz Altın Spot Fiyatının gözlem döneminin, İMKB 100 Endeks ve Dolar/TL uygulamalarındakinden farklı olarak, çok fazla volatil olmamasından kaynaklanmaktadır. İMKB100 Endeksi'nin her zaman volatil olması, Dolar/TL kurunun ise "Şubat Krizi"'nin sonucu olarak TCMB'nin dalgalı kur rejimine geçmesiyle kurun belirgin bir şekilde volatil bir yapıya bürünmesiyle, iki veri setinin gözlem dönemlerinde sert fiyat hareketlerinin ve dolaysıyla RMD modelleri için yüksek kayıpları da barındıran gözlem dönemlerinin bulunması, modellerin performansına olumlu etki etmiştir.

Şekil 7. Altın Spot Fiyatı İçin Gözlem ve Geriye Dönük Test Dönemleri



Tablo 4. Altın Spot Fiyatı İçin Uygulama Sonuçları

Model	Gözlem	Sapma	Sarı Bölge	Kırmızı Bölge	Ø h Çarpanı	Ø PRET(%)	Ø $RMD_{0,01}(1\|t)$
Tarihi Volatilite	250	47	10	**6**	3,459	9,666	22,124
	1000	53	7	**8**	3,501	**9,001**	21,383
Tarihi Simülasyon	250	31	10	**3**	3,315	10,706	25,617
	1000	30	11	**1**	3,305	10,886	27,059
EWMA	250	40	12	**3**	3,361	***8,977***	21,620
GARCH(1,1)	1000	41	16	0	3,395	9,328	21,847
	2000	46	17	**2**	3,490	9,100	21,042
GARCH(1,1) Bootstrap	1000	***24***	7	0	3,120	9,987	25,701
	2000	**28**	8	0	3,172	9,291	24,004
GARCH(1,1) GED	1000	**28**	7	0	3,157	9,524	24,341
	2000	41	5	**6**	3,318	9,214	23,479

Altın Spot Fiyatının 2006 yılına kadar pek volatil olmaması, gözlem döneminin sert fiyat hareketlerinden ve dolayısıyla yüksek kayıplardan yoksun kalmasına yol açmıştır. Ancak, Amerika'da yaşanan "Mortgage Krizi"'nin etkisiyle volatil bir yapıya dönüşen Altın Spot Fiyatı, RMD modelleri için, volatil olmayan gözlem döneminden dolayı, olumsuz bir etkiye sebep olmuştur.

Denetim otoritesi böyle bir durumu mutlaka dikkate alacaktır ve gerektiği taktirde EWMA (250) ve GARCH(1,1) (2000) gibi 2 veya 3 kez kırmızı bölgeye düşen modellerin doğrudan değiştirilmesini talep etmek yerine bu modelleri belli bir dönem için gözlem altına alacaktır. Modeldeki sapmalar piyasanın (örnekte Altın Spot Fiyatının) yapısal değişikliğinden kaynaklanıyorsa denetim otoritesi bunu dikkate alıp toleranslı davranarak bu modellerin kullanımına izin verecektir. Ancak, RMD modeli bu yapısal değişikliğe hızlı bir şekilde ayak uyduramazsa modelin değiştirilmesi kaçınılmaz olacaktır. Kümülatif sapma sayılarında hiçbir model için aşırı yoğunlaşmış sapmalar gözlemlenmemiştir. Bu durum piyasada yapısal bir değişikliğinin olduğuna dair bir işaret olmaktadır ve dolayısıyla modellerinin kötü performansını açıklamaktadır.

4.2. Rassal Veri Setleri ile Yapılan Ampirik Uygulama Sonuçları

Gerçek veri setleri ile elde edilen simülasyon sonuçlarının tutarlılığını sınamak için altı rassal veri seti üretilmiş ve ampirik uygulama bu rassal veri setleri için tekrarlanmıştır.

Rassal veri setleri oluşturulurken volatilite kümelemesi, aşırı basıklık ve kalın kuyrukların da dikkate alınması amacıyla veri setleri aşağıdaki yaklaşıma göre üretilmiştir

$$y_i = \mu + u_i \tag{23}$$

$$u_i = \sqrt{h_i}\, v_i \text{ ve } v_i \overset{i.i.d.}{\sim} GED(0,1,\hat{\gamma}) \text{ veya } v_i \overset{i.i.d.}{\sim} \mathcal{N}(0,1) \tag{24}$$

$$h_i = \alpha_0 + \alpha_1 u_{i-1}^2 + \beta_1 h_{i-1} \tag{25}$$

Bu daha önce tanıtılan GARCH(1,1) veya GARCH(1,1)-GED modeli olmaktadır. Burada α_0, α_1 ve β_1 için İMKB100 Endeksi'nin 08.01.2003–31.12.2010 tarihleri arasındaki verileri kullanılıp GARCH(1,1) parametreleri R programı ile tahmin edilmiştir. Tahmin sonucu α_0=0,00001228, α_1=0,09357 ve β_1=0,8764 olarak elde edilmiştir.

Ardından 4237 (İMKB100 Endeksi'nin gerçek veri setinde olduğu gibi) rassal getiri v_i den oluşan altı rassal veri seti üretilmiştir. Rassal veri setleri için:

1. $v_i \overset{i.i.d.}{\sim} GED(0{,}1{,}2)$ veya $v_i \overset{i.i.d.}{\sim} \mathcal{N}(0{,}1)$
2. $v_i \overset{i.i.d.}{\sim} GED(0{,}1{,}1.8)$
3. $v_i \overset{i.i.d.}{\sim} GED(0{,}1{,}1.6)$
4. $v_i \overset{i.i.d.}{\sim} GED(0{,}1{,}1.4)$
5. $v_i \overset{i.i.d.}{\sim} GED(0{,}1{,}1.2)$
6. $v_i \overset{i.i.d.}{\sim} GED(0{,}1{,}1)$

kullanılmıştır.

Üretilen bu veri setleri hata terimi u_i'nin elde edilmesi için Denklem (24)'de yerine konulmuştur. Denklem (24)'deki h_i'nin başlangıç değeri için uzun dönem varyansı Denklem (26)'daki gibi kullanılmıştır.

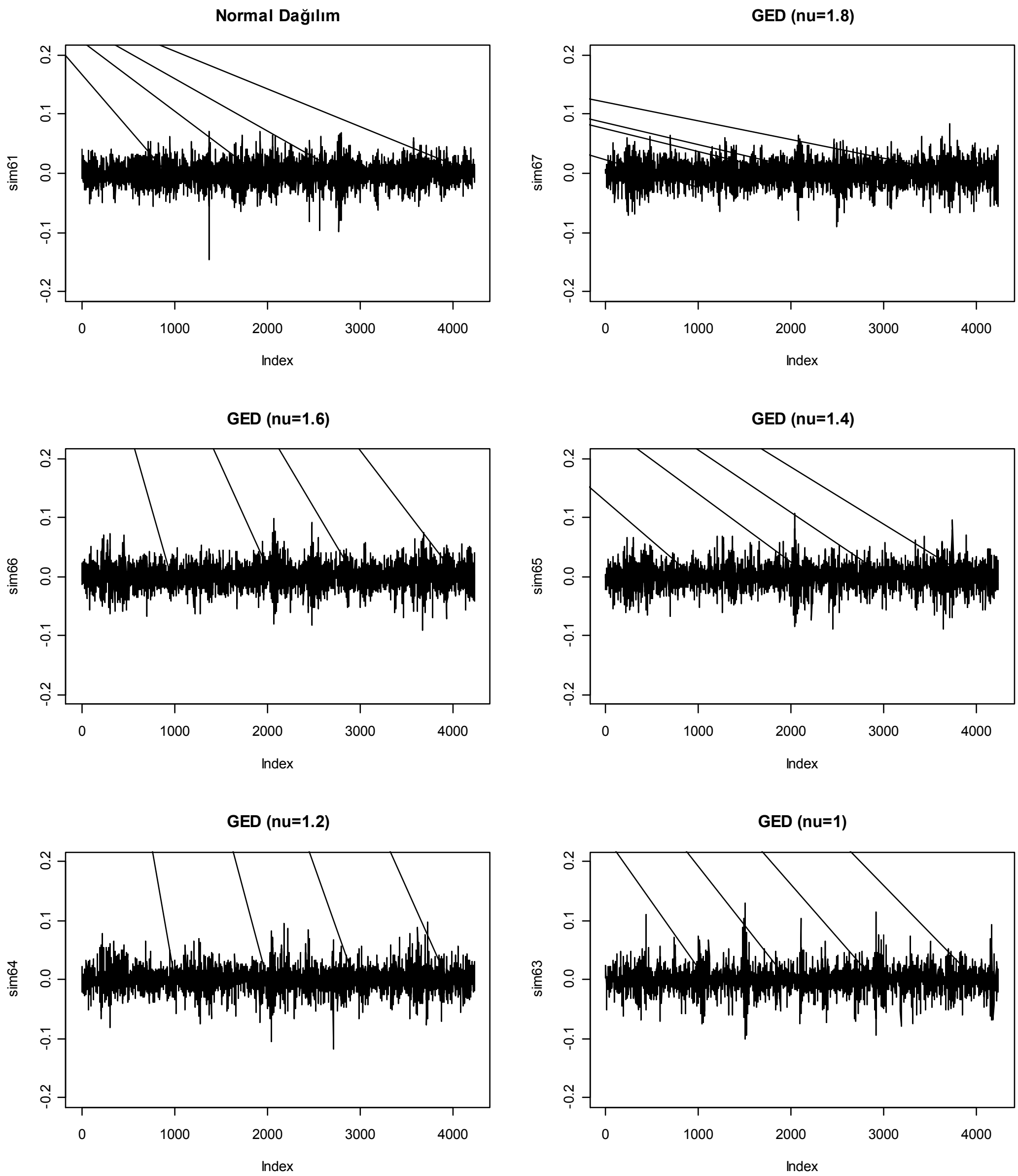
$$\frac{\alpha_0}{1-\alpha_1-\beta_1} = h_0 \tag{26}$$

Elde edilen hata terimi u_i'nin Denklem (25)'e yerleştirilerek varyans h_i elde edilmiştir. Böylece 4237'şer getiriden oluşan altı rassal veri seti volatilite kümelemesi, aşırı basıklık ve kalın kuyrukları sergileyen birer rassal veri setine dönüştürülmüştür. PRET hesaplaması yapılabilmesi için fiyat seviyesine ihtiyaç duyulmaktadır. Bunun için 100 seviyesi başlangıç değeri olarak atanıp getirilerin gerçekleşmesi ile bu fiktif fiyat seviyeleri altı rassal veri seti için ayrıca oluşturulmuştur.

Tablo 5. Rassal Veri Setlerinin Açıklayıcı İstatistikleri

	İMKB100	**Normal Dağılımlı GED(nu=2) Simülasyon 1**	**GED (nu=1,8) Simülasyon 2**	**GED (nu=1,6) Simülasyon 3**	**GED (nu=1,4) Simülasyon 4**	**GED (nu=1,2) Simülasyon 5**	**GED (nu=1) Simülasyon 6**
Ortalama	0,00135	-0,00039	0,00002	0,00022	-0,00015	0,00021	0,00005
Std ,Sapma	2,77%	1,89%	1,89%	1,92%	1,88%	1,88%	1,80%
Çarpıklık	-0,0694	-0,2022	-0,1525	0,0449	-0,0603	0,0425	0,1636
Basıklık	7,2630	4,6303	3,8191	4,2542	4,7805	5,8166	7,6729
Maximum	17,77%	7,09%	8,28%	9,87%	10,72%	9,83%	12,88%
Minimum	-19,98%	-14,58%	-9,02%	-9,16%	-8,95%	-11,76%	-10,04%

Şekil 8. Rassal Verilerin Getiri Grafikleri



Yukarıda anlatılan bu yaklaşıma göre oluşturulan[1] altı rassal veri setinin ve karşılaştırma amaçlı İMKB100 Endeksi'nin açıklayıcı istatistikleri Tablo 5'de verilmektedir. Tablo 5'de görüldüğü gibi altı rassal veri setinin aşırı sivrilik sergilediği basıklık katsayısından anlaşılmaktadır. Şekil 8'de görüldüğü gibi finansal zaman serilerinde sıkça gözlemlenen volatilite kümelemesi tüm rassal veri setleri için gözlemlenmektedir.

4.2.1. Simülasyon 1 (nu=2)

Tablo 6'da rassal veri seti 1 (Simülasyon 1) için ampirik uygulama sonuçları özetlenmiştir. Simülasyon 1 için elde edilen sonuçlara göre toplam sapma sayısına göre en az sapma sayısına sahip RMD modelleri 16 sapma ile Tarihi Simülasyon (1000) ve 17 sapma ile GARCH(1,1) (1000), GARCH(1,1)-Bootstrap (2000), GARCH(1,1)-GED (1000), ve GARCH(1,1)-GED (2000) olmaktadır. Ortalama PRET'e bakıldığında ise en düşük PRET'i gerektiren RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1) (2000), GARCH(1,1) (1000) ve GARCH(1,1)-GED (2000)'dir.

Tablo 6. Simülasyon 1 İçin Uygulama Sonuçları

Model	Gözlem	Sapma	Sarı Bölge	Kırmızı Bölge	Ø h Çarpanı	Ø PRET(%)	Ø $RMD_{0,01}(1\|t)$
Tarihi Volatilite	250	33	13	**1**	3,344	15,412	2,004
	1000	20	10	0	3,201	15,244	1,341
Tarihi Simülasyon	250	36	11	**3**	3,331	15,616	2,005
	1000	**16**	4	0	3,097	15,894	1,435
EWMA	250	28	11	0	3,211	13,734	1,846
GARCH(1,1)	1000	**17**	3	0	3,049	**13,506**	1,275
	2000	18	3	0	3,045	**13,447**	0,996
GARCH(1,1) Bootstrap	1000	21	5	0	3,105	13,924	1,286
	2000	**17**	3	0	3,045	13,679	1,017
GARCH(1,1) GED	1000	**17**	3	0	3,049	13,577	1,284
	2000	**17**	3	0	3,045	13,551	1,005

Görüldüğü gibi burada sapma sayısı açısından en başarılı olan üç modelin ikisi, başarının düşük bir PRET açısından değerlendirildiğinde, gerçek veriler setleri ile yapılan uygulamalardan farklı olarak, ilk kez sıralamaya girmiştir. Düşük bir PRET açısından en başarılı GARCH(1,1) (1000) modeli ise sapma sayısı açısından 16 sapma ile en başarılı Tarihi Simülasyon (1000) modelinden sadece 2 sapma fazla kaydetmiştir.

Bu sonuç BCBS'nin amacına uyduğu kadar geriye dönük test ve çarpım faktörünün teorisi ile de örtüşmektedir. Daha önce de belirtildiği gibi geriye dönük test ve çarpım faktörünün teorisi normal dağılımlı getiriler varsayımı üzerine kurulmuştur. Bu durumda, normal dağılımlı olarak oluşturulan Simülasyon 1 için elde edilen bu sonuçlar, gerçek veri setlerinden farklı olarak, gelişmiş RMD modellerinden olan farklı GARCH modellerinin bankalar tarafından tercih edilmesini hem sapma sayısı açısından hem de düşük bir PRET açısından teşvik etmektedir.

Gerçekleşen 18 sapma sayısına sahip olan GARCH(1,1) (2000) modeli ve 16 sapma ile en düşük sapma sayısına sahip olan Tarihi Simülasyon (1000) modeli ortalama PRET (15,894'e

[1] *Anlatılan yaklaşım R programının TSA paketindeki 'garch.sim' fonksiyonu ile uygulanmıştır.*

karşı 13,447) açısından karşılaştırıldığında Tarihi Simülasyon (1000) modeli yaklaşık %17 kadar daha yüksek bir PRET gerektirmektedir. Farklı GARCH(1,1) modelleri kendi içerisinde karşılaştırıldığında 17 ile 21 sapma sayısına sahip olan modeller ortalama PRET açısından 18 sapma ile en düşük PRET'i gerektiren GARCH(1,1) (2000) modeli ile 21 sapma ile en yüksek PRET'i (13,447'e karşı 13,924) gerektiren GARCH(1,1)-Bootstrap (1000) modeli arasında yaklaşık %3,5 kadar daha yüksek bir PRET ortaya çıkmaktadır. Bu sonuca göre de bankaların gelişmiş GARCH(1,1) modellerinin kullanımı teşvik edilmektedir.

Normal dağılımlı rassal veri seti Simülasyon 1 için EWMA (250) modelinin başarısı dikkat çekmektedir. Gerçekleşen 28 sapma sayısına sahip olan EWMA (250) modeli ile sadece 18 sapma sayısına sahip olan ve en düşük PRET'i gerektiren GARCH(1,1) (2000) modeli ortalama PRET (13,734'e karşı 13,447) açısından karşılaştırıldığında, EWMA (250) modeli sadece %2,1 kadar daha fazla PRET gerektirmektedir.

Volatilitenin arttığı dönemlerde PRET'in seyri özellikle EWMA (250) modeli için farklı GARCH(1,1) modellerine göre daha fazla arttığı tespit edilmiştir. Denetim otoritesi tarafından memnuniyetle karşılaşılacak olan bu durum banka için zaman zaman sorun olabilecektir. Özellikle volatilitenin yani belirsizliğin arttığı zamanlarda fon bulmak zor olmaktadır. Tam bu zamanlarda daha fazla nakitin atıl olarak tutulması bankalar tarafından arzulanmayacaktır.

4.2.2. Simülasyon 2 (nu=1.8)

Tablo 7'de rassal veri seti 2 (Simülasyon 2) için ampirik uygulama sonuçları özetlenmiştir. Simülasyon 2 için elde edilen sonuçlara göre toplam sapma sayısına göre en az sapma sayısına sahip RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1)-GED (1000), Tarihi Simülasyon (1000) ve GARCH(1,1)-Bootstrap (1000) olmaktadır.Ortalama PRET'e bakıldığında ise en düşük PRET'i gerektiren RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1) (2000), GARCH(1,1)-GED (2000) ve GARCH(1,1) (1000)'dir.

Tablo 7. Simülasyon 2 İçin Uygulama Sonuçları

Model	Gözlem	Sapma	Sarı Bölge	Kırmızı Bölge	Ø h Çarpanı	Ø PRET(%)	Ø $RMD_{0,01}(1\|t)$
Tarihi Volatilite	250	45	11	<u>**4**</u>	3,418	15,866	4,656
	1000	41	10	<u>**3**</u>	3,350	15,032	6,841
Tarihi Simülasyon	250	44	12	<u>**4**</u>	3,413	16,831	4,939
	1000	**28**	9	0	3,218	16,271	7,644
EWMA	250	38	15	0	3,244	14,306	4,331
GARCH(1,1)	1000	30	6	0	3,119	<u>13,914</u>	6,686
	2000	31	8	0	3,131	<u>**13,717**</u>	5,351
GARCH(1,1) Bootstrap	1000	<u>29</u>	4	0	3,080	14,132	6,860
	2000	30	6	0	3,101	13,960	5,489
GARCH(1,1) GED	1000	<u>**27**</u>	5	0	3,095	14,106	6,822
	2000	30	6	0	3,101	**13,878**	5,466

Görüldüğü gibi sapma sayısı açısından en başarılı olan üç model, gerçek verilerle yapılan uygulamada olduğu gibi, başarının düşük bir PRET açısından değerlendirildiğinde, sıralamaya bile girememişlerdir. Sapma sayısı açısından en başarılı GARCH(1,1)-GED (1000) modeli ile ile PRET açısından en başarılı olan GARCH(1,1) (2000) modeli ortalama PRET (14,106'ya karşı 13,717) açısından karşılaştırıldığında GARCH(1,1) (2000) modeli yaklaşık %2,8 kadar daha yüksek bir PRET gerektirmektedir.

4.2.3. Simülasyon 3 (nu=1.6)

Tablo 8'de rassal veri seti 3 (Simülasyon 3) için ampirik uygulama sonuçları özetlenmiştir. Simülasyon 3 için elde edilen sonuçlara göre toplam sapma sayısına göre en az sapma sayısına sahip RMD modelleri GARCH(1,1)-Bootstrap (1000), GARCH(1,1)-GED (1000), ve GARCH(1,1)-GED (2000) olmaktadır. Ortalama PRET'e bakıldığında ise en düşük PRET'i gerektiren RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1) (2000), GARCH(1,1) (1000) ve EWMA (250)'dir.

Tablo 8. Simülasyon 3 İçin Uygulama Sonuçları

Model	Gözlem	Sapma	Sarı Bölge	Kırmızı Bölge	Ø h Çarpanı	Ø PRET(%)	Ø $RMD_{0,01}(1\|t)$
Tarihi Volatilite	250	33	14	0	3,314	14,496	5,784
	1000	30	12	0	3,274	14,383	9,677
Tarihi Simülasyon	250	36	13	0	3,306	14,802	5,860
	1000	24	8	0	3,167	15,686	10,889
EWMA	250	30	10	0	3,201	13,513	5,576
GARCH(1,1)	1000	25	9	0	3,169	**13,482**	9,288
	2000	26	10	0	3,188	**13,468**	6,853
GARCH(1,1) Bootstrap	1000	**23**	9	0	3,165	13,849	9,599
	2000	27	7	0	3,162	13,533	6,947
GARCH(1,1) GED	1000	**23**	6	0	3,121	14,011	9,810
	2000	**23**	6	0	3,124	13,932	7,233

Görüldüğü gibi burada da sapma sayısı açısından en başarılı olan üç model, başarının düşük bir PRET açısından değerlendirildiğinde, sıralamaya bile girememişlerdir. Ancak Simülasyon 2 de de olduğu gibi sapma sayısı açısından başarılı modeller ile PRET açısından başarılı modeller PRET açısından karşılaştırıldığında tutulması gereken fazladan PRET çok düşük olmaktadır.

4.2.4. Simülasyon 4 (nu=1.4)

Tablo 9'da rassal veri seti 4 (Simülasyon 4) için ampirik uygulama sonuçları özetlenmiştir. Simülasyon 4 için elde edilen sonuçlara göre toplam sapma sayısına göre en az sapma sayısına sahip RMD modelleri 18 sapma ile GARCH(1,1)-GED (2000) modeli, 19 sapma ile GARCH(1,1)-GED (1000)modeli ve her biri 20 sapma ile GARCH(1,1)-Bootstrap (1000), GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) ve Tarihi Simülasyon (1000) modelleri olmaktadır. Ortalama PRET'e bakıldığında ise en düşük PRET'i gerektiren RMD modelleri sırasıyla GARCH (1,1) (2000), GARCH(1,1) (1000) ve EWMA (250)'dir.

Görüldüğü gibi burada da sapma sayısı açısından en başarılı olan üç model, başarının düşük bir PRET açısından değerlendirildiğinde, sıralamaya bile girememişlerdir. Ancak burada da sapma sayısı açısından başarılı modeller ile PRET açısından başarılı modeller karşılaştırıldığında tutulması gereken fazladan PRET çok düşük olmaktadır.

Tablo 9. Simülasyon 4 İçin Uygulama Sonuçları

Model	Gözlem	Sapma	Sarı Bölge	Kırmızı Bölge	Ø h Çarpanı	Ø PRET(%)	Ø $RMD_{0,01}(1\|t)$
Tarihi Volatilite	250	41	14	2	3,396	14,861	1,720
	1000	36	10	3	3,351	14,720	4,922
Tarihi Simülasyon	250	34	13	0	3,286	15,746	1,876
	1000	20	6	1	3,164	16,420	5,792
EWMA	250	32	11	0	3,210	**13,585**	1,641
GARCH(1,1)	1000	29	9	0	3,185	13,655	4,731
	2000	28	9	0	3,169	**13,518**	4,717
GARCH(1,1) Bootstrap	1000	20	6	0	3,114	14,798	5,233
	2000	20	3	0	3,065	14,089	5,076
GARCH(1,1) GED	1000	**19**	4	0	3,080	14,312	5,126
	2000	**18**	3	0	3,065	14,196	5,126

4.2.5. Simülasyon 5 (nu=1.2)

Tablo 10'da rassal veri seti 5 (Simülasyon 5) için ampirik uygulama sonuçları özetlenmiştir. Simülasyon 5 için elde edilen sonuçlara göre toplam sapma sayısına göre en az sapma sayısına sahip RMD modelleri 17 sapma ile GARCH(1,1)-Bootstrap (1000), GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) ve GARCH(1,1)-GED (1000) modelleri olmaktadır. Ortalama PRET'e bakıldığında ise en düşük PRET'i gerektiren RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1) (2000), GARCH(1,1) (1000) ve Tarihi Volatilite (250)'dir.

Tablo 10. Simülasyon 5 İçin Uygulama Sonuçları

Model	Gözlem	Sapma	Sarı Bölge	Kırmızı Bölge	Ø h Çarpanı	Ø PRET(%)	Ø $RMD_{0,01}(1\|t)$
Tarihi Volatilite	250	27	8	0	3,165	14,070	1,861
	1000	27	7	0	3,153	14,353	2,720
Tarihi Simülasyon	250	26	8	0	3,148	14,241	1,879
	1000	18	1	0	3,015	14,998	2,978
EWMA	250	40	15	3	3,367	14,323	1,763
GARCH(1,1)	1000	31	7	0	3,156	**13,994**	2,637
	2000	33	5	2	3,173	**13,875**	5,317
GARCH(1,1) Bootstrap	1000	**17**	1	0	3,015	14,723	2,914
	2000	**17**	3	0	3,053	15,382	6,112
GARCH(1,1) GED	1000	**17**	2	0	3,031	15,201	2,995
	2000	18	3	0	3,053	15,157	6,048

Görüldüğü gibi burada da sapma sayısı açısından en başarılı olan üç model, başarının düşük bir PRET açısından değerlendirildiğinde, sıralamaya bile girememişlerdir. Ancak burada da sapma sayısı açısından başarılı modeller ile PRET açısından başarılı modeller karşılaştırıldığında tutulması gereken fazladan PRET çok düşük olmaktadır.

4.2.6. Simülasyon 6 (nu=1)

Tablo 11'de rassal veri seti 6 (Simülasyon 6) için ampirik uygulama sonuçları özetlenmiştir. Simülasyon 6 için elde edilen sonuçlara göre toplam sapma sayısına göre en az sapma sayısına sahip RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1)-Bootstrap (2000), GARCH(1,1)-Bootstrap (1000) ve Tarihi Simülasyon (1000) modelleri olmaktadır. Ortalama PRET'e bakıldığında ise en düşük PRET'i gerektiren RMD modelleri sırasıyla GARCH(1,1) (2000), EWMA (250) ve GARCH(1,1) (1000)'dir.

Tablo 11. Simülasyon 6 İçin Uygulama Sonuçları

Model	Gözlem	Sapma	Sarı Bölge	Kırmızı Bölge	Ø h Çarpanı	Ø PRET(%)	Ø $RMD_{0,01}(1\|t)$
Tarihi Volatilite	250	47	15	<u>1</u>	3,371	13,316	6,303
	1000	46	13	<u>3</u>	3,387	13,448	5,471
Tarihi Simülasyon	250	39	14	0	3,265	14,556	7,120
	1000	<u>23</u>	5	0	3,082	15,133	6,777
EWMA	250	44	19	0	3,353	**13,067**	6,132
GARCH(1,1)	1000	43	18	0	3,343	<u>13,122</u>	5,358
	2000	42	17	0	3,313	**<u>13,044</u>**	6,290
GARCH(1,1) Bootstrap	1000	**22**	3	0	3,044	14,824	6,655
	2000	**<u>21</u>**	3	0	3,044	14,998	7,863
GARCH(1,1) GED	1000	35	10	0	3,200	14,239	6,031
	2000	29	7	0	3,117	14,506	7,439

Görüldüğü gibi burada da sapma sayısı açısından en başarılı olan üç model, başarının düşük bir PRET açısından değerlendirildiğinde, sıralamaya bile girememiştir.

4.3. Ampirik Uygulama Sonuçlarının Özetlenmesi

Çalışmada gerçek veriler ve rassal veri setleri için elde edilen sonuçlar Tablo 12'de özetlenmiştir. İlk olarak RMD modeli ile gözlem dönemi belirtilmiştir. Ardından gerçek veri setleri için İMKB100 Endeksi, Dolar/TL kuru ve Altın spot fiyatı için ortalama PRET tutarı açısından RMD modellerinin başarı sıralaması verilmiştir. Aynı özetleme rassal olarak üretilen veri setleri (Simülasyon 1-Simülasyon 6) için de yapılmıştır. Son olarak RMD modellerin kaç kez en başarılı, ikinci başarılı ve üçüncü başarılı model oldukları belirtilmiştir.

Tablo 12'de görüldüğü gibi İMKB100 Endeksi için düşük bir PRET açısından EWMA modeli en başarılı, GARCH(1,1) (1000) ikinci başarılı ve GARCH(1,1) (2000) üçüncü başarılı model olmuştur. Rassal veri setleri için bakıldığında düşük bir PRET açısından GARCH (1,1) (2000) tüm rassal veri setleri için en başarılı model olmuştur. RMD modellerinin başarı sıralamalarına bakıldığında EWMA yöntemi iki kez en başarılı, iki kez ikinci başarılı ve iki kez üçüncü başarılı model olmuştur. GARCH(1,1) (2000) modeli ise altı kez en başarılı bir kez de üçüncü başarılı model olmuştur.

En başarısız model Tarihi Simülasyon yöntemi olmuştur. Bu modeller hiçbir veri seti için sıralamaya girememiştir. Tarihi Volatilite (250) ise sadece bir kez üçüncü başarılı model olabilmiştir. GARCH(1,1)-Bootstrap modeli İMKB100 Endeksi hariç gerçek veri setlerinde başarılı olmasına rağmen rassal veri setleri için hiç sıralamaya girememiştir. GARCH(1,1)-GED modelleri ise başarılı sonuçlar vermemiştir.

Tablo 12. Ampirik Uygulama Sonuçlarının Özeti

		İMKB100	Dolar/TL	Altın Spot	Simülasyon 1	Simülasyon 2	Simülasyon 3	Simülasyon 4	Simülasyon 5	Simülasyon 6	1.'lik	2.'lik	3.'lük
Tarihi Volatilite	250								3				1
	1000												
Tarihi Simülasyon	250												
	1000												
EWMA	250	1	3	**1**			3	2		2	2	2	2
GARCH(1,1)	1000	2			2	3	2	3	2	3		4	3
	2000	3			1	1	1	1	1	1	6		1
GARCH(1,1) Bootstrap	1000		2									1	
	2000		1	2							1	1	
GARCH(1,1) GED	1000												
	2000			3	3	2						1	2

5. Sonuçlar

Ampirik uygulamalardan elde edilen sonuçlar hem BCBS hem de bankalar açısından değerlendirilmiştir. Ampirik uygulamada başarı kriteri olarak hem RMD modellerinin geriye dönük test işlemindeki sapma sayıları, hem de sonuç olan PRET değerlendirilmiştir. Hem gerçek veri setleri hem de rassal veri setleri ile elde edilen bulgulara göre, sapma sayısı ve sonuç olan PRET açısından herhangi bir RMD modelinin diğerlerine üstün olduğu tespit edilememiştir.

Tüm uygulamalardan sadece normal dağılımlı rassal veri seti Simülasyon 1 için hem sapma sayısı hem de sonuç olan PRET açısından tutarlı olarak adlandırılabilecek bir sonuç elde edilmiştir. Bunun açıklaması ise RMD yönteminin ve BCBS'nin geriye dönük test uygulaması için oluşturulan çerçevesinden kaynaklanmaktadır. Hem geriye dönük test işleminden elde edilen sapma sayıları sonucu arttırılan artı çarpım faktörü ve dolaysıyla artan model güvenlik çarpanı h, hem de model güvenlik çarpanın başlangıç değeri olan 3'ün tayininde normal dağılımından faydalanılması, Simülasyon 1 için elverişli bir uygulama zemini oluşturmaktadır. Teorisinde normal dağılımı varsayan bir yöntem, beklendiği gibi normal dağılımlı bir veri seti için tutarlı bir sonuç ortaya çıkarmıştır.

Gerçek veri setleri ile yapılan ampirik uygulamalarda PRET açısından EWMA (250) başarılı sonuçlar verip, İMKB100 Endeksi ve Altın uygulaması için en başarılı, Dolar/TL uygulaması için ise ikinci başarılı model olmuştur. GARCH(1,1) (1000) ve GARCH(1,1) (2000) modelleri ise İMKB100 Endeksi uygulaması için, GARCH(1,1)-Bootstrap (1000) ve GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) Dolar/TL kuru için ve GARCH(1,1)-Bootstrap (2000) ile GARCH(1,1)-GED (2000) ise Altın Spot Fiyatı için başarılı sonuçlar vermiştir.

Oluşturulan Rassal veri setleri için GARCH(1,1) (1000) ve GARCH(1,1) (2000) modelleri tüm altı veri setleri için başarılı sonuçlar üretmiştir. Rassal veri setlerinin tümü için GARCH (1,1) (2000) modeli en düşük PRET'e sahip olup GARCH(1,1) (1000) ise üç veri seti için ikinci diğer üç veri seti içinse üçüncü başarılı model olmuştur. GARCH(1,1)-GED (2000) ise sadece Simülasyon 1 için üçüncü, Simülasyon 2 için ise ikinci en düşük PRET'e neden olmuştur. Özellikle GED dağılımlı rassal veri setlerinde GARCH(1,1)-GED modellerinin PRET açısından başarılı olmamaları düşündürmektedir.

Buraya kadar özetlenenlere bakıldığında sonuç olan PRET açısından gerçek veri setleri için EWMA (250), rassal veri setleri için ise GARCH(1,1) (2000) modelleri öne çıkmaktadır. Burada rassal veri setlerinin üretim süreci göz ardı edilmemesi gerekmektedir. Rassal veri setlerinin tümü GARCH(1,1) süreci izleyen rassal veri setleri olarak üretildiğinden bu sonuç çok da şaşırtmamalıdır. Ancak, rassal veri setlerinin oluşturulmasında GARCH(1,1) sürecindeki hata teriminin GED dağılımlı varsayılması GARCH(1,1)-GED modellerinin performansına kayda değer olumlu bir etki yapmamıştır. Bu durum GARCH(1,1)-GED modellerinin RMDSY ölçümü için uygun modeller olmadıklarına işaret etmektedir. Bu şaşırtıcı sonuç geriye dönük test işlemi ve elde edilen sapma sayısı sonucu model güvenlik çarpanının tayinindeki metodolojinin GARCH(1,1)-GED modellerinin kullanımı için uygun olmamasından kaynaklanabilir.

Rassal veri setleri için GARCH(1,1) (2000) modelinin sonuç olan PRET açısından üstün başarısı, BCBS'nin amacına hizmet etse de gerçek veri setleri için bu durum saptanamamıştır. Burada üç temel sebep öne sürülebilir.

1. Model Güvenlik Çarpanına başlangıçta 3 değeri verilmektedir. 3 olan bu başlangıç değeri, RMD ölçümünde etkili olan gelişmiş RMD modellerinin (farklı GARCH(1,1) modelleri) başarısına olumsuz etki etmektedir. Danielsson vd. (1998) de belirtiği gibi daha düşük bir başlangıç değeri ile daha hızlı artan bir artı çarpım faktörünün bu durumu değiştirebileceği düşünülmektedir.

2. Geriye dönük test işleminde 1 günlük RMD hesaplamaları sınanmaktadır. Ancak RMDSY hesaplamasında 10 günlük RMD değerleri kullanılmaktadır. Burada başarılı 1 günlük RMD'leri veren RMD modellerinin aynı zamanda başarılı 10 günlük RMD'ler üreteceği varsayılmaktadır. Gerçekte bu durum böyle olmamaktadır. Başarılı 1 günlük RMD'leri veren modeller 10 günlük RMD'ler için oldukça başarısız sonuçlar verebilmektedir.

3. Denklem (2) ile hesaplanan RMDSY, son 60 işgününün 10 günlük RMD ortalamasının model güvenlik çarpanı h ile çarpılması sonucu elde edilen tutar ile son hesaplanan 10 günlük RMD tutarından yüksek olanının kullanılması RMD hesaplamalarının gelişmiş modellerle yapılmasını teşvik etmemektedir. Hemen hemen istinasız Denklem (2)'in ilk terimi uygulanılmıştır, yani 60 günün ortalaması ile h çarpımından oluşan RMD kullanılmıştır. Model güvenlik çarpanı h'nin önemi burada da ortaya çıkmaktadır. Bu durumda, 10 günlük RMD'yi çok iyi ölçen bir RMD modeli, yüksek bir model güvenlik çarpanından etkilenmektedir. Sürekli olarak 60 günün ortalaması ile h çarpımından oluşan RMDSY'nin kullanılması gelişmiş RMD modellerinin kullanımını teşvik etmemektedir.

Durum böyle olunca bankalar, gelişmiş RMD modelleri kullanarak risklerini daha iyi ölçmek yerine PRET'i düşük seviyede tutan modelleri tercih edeceklerdir. Bankaların bu yaklaşımı BDDK'nın "Piyasa Riski Ölçümleme Yöntemlerine İlişkin Analiz" adlı çalışmasında aşağıdaki ifadeyle açıkça ortaya konmaktadır (BDDK, 2010, s. 5).

"İçsel modelin daha yüksek sermaye gereksinimi rakamları ortaya çıkarmasından dolayı hiçbir bankanın model onayı için başvurmadığı, tüm bankaların sermaye gereksinimi hesaplamak üzere standart yöntemi kullandığı kanaati oluşmaktadır."

Bu durumda içsel modelinin kullanımı zorunlu hale gelse bile, bankalar risklerini daha doğru bir şekilde ölçecek gelişmiş modelleri kullanmak yerine daha düşük PRET'e neden olacak modelleri tercih edeceklerdir. BCBS açısından arzulanmayan bu durumun önüne geçilmesi için, model güvenlik çarpanı h'nin başlangıç değeri, geriye dönük test işlemi sonucu artı çarpım faktörünün artış şekli ve Denklem (2)'nin yapısının tekrar gözden geçirilmesi gerekmektedir. RMDSY hesaplamasında strese tabi RMD'nin modele eklenmesiyle volatilite değişimlerine hızlı tepki veren gelişmiş RMD modellerinin kullanımı teşvik edilmiş gibi görünmektedir. Ancak, RMDSY hesaplamasında gidilen bu değişikliğin yeterli olup olmadığı henüz test edilmemiştir.

İleride yapılacak olan çalışmalar için RMDSY hesaplamasında strese tabi RMD'nin dâhil edilmesi önemli bir araştırma konusu olacaktır. Yapılan bu değişiklik sonucu "Gelişmiş RMD modelleri daha düşük bir PRET'e sebep olacak mıdır?" sorusunun cevabı, bankaların gelişmiş RMD modellerinin kullanımını ve bu modellerin gelişimini önemli ölçüde etkileyecektir.

Kaynaklar

Albrecht, P., & Maurer, R. (2008). Investment- und Risikomanagement. Stuttgart: Schaeffer-Poeschel Verlag.

Astafiev, D. (2006). Prognosen von Marktrisiken mit dem Value-at-Risk Ansatz in Abhaengigkeit von Verallgemeinerten Fehlverteilungen. (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi), Osnabrück.

Barone-Adesi, G., Giannopoulos, K., & Vosper, L. (1999). VaR without correlations for portfolios of derivative securities. Journal of Futures Markets, 19(5), 583-602.

BCBS. (2006). International convergence of capital measurement and capital standards. Bank For International Settlements.

BDDK. (2010). Piyasa Riski Ölçümleme Yöntemlerine İlişkin Analiz. www.bddk.org. https://www.bddk.org.tr/WebSitesi/turkce/Basel/7812PROY.pdf.pdf

Benninga, S. (1997). Financial Modelling. London: The MIT Press.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics, 31(3), 307-327.

Bostancı, A. (2011). Bankalarda Piyasa Riskinin Öngörülmesi: Sermaye Yeterliliği Oranı Açısından Riske Maruz Değer Hesaplama Yöntemlerinin Karşılaştırılması. (Yayımlanmamış Doktora Tezi), Bülent Ecevit Üniversitesi, Zonguldak.

Brooks, C., & Persand, G. (2002). Model choice and value-at-risk performance. Financial Analysts Journal, 58(5), 87-97.

Brooks, C., & Persand, G. (2003). Volatility forecasting for risk management. Journal of Forecasting, 22(1), 1-22.

Danielsson, J., Hartmann, P., & De Vries, C. (1998). The cost of conservatism. Risk, 11(1), 101-103.

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. Econometrica, 50, 987-1008.

Fricke, J. (2006). Value-at-Risk Ansaetze zur Absicherung von Marktrisiken. Wiesbaden: Der Deutsche Universitaetsverlag.

Fricke, J., & Pauly, R. (2009). Proposals for a needed adjustment of the var-based market risk charge of Basle II: Osnabrück : Univ., Inst. für Empirische Wirtschaftsforschung.

Hermsen, O. (2007). Prognosen von Marktrisiken: Eine Studie zur Schaetzung des Value-at-Risk, der Eigenkapitalanforderung nach Basel II und des Expected Shortfall. (Yayımlanmamış Lisans Tezi), Osnabrück.

Hermsen, O. (2010). The impact of the choice of VaR models on the level of regulatory capital according to Basel II. Quantitative Finance, 10(10), 1215-1224.

Huschens, S. (2000). Verfahren zur Value-at-Risk Berechnung im Marktrisikobereich. In L. Johanning & B. Rudolph (Eds.), Handbuch: Risikomanagement (Vol. 1, pp. 182-218). Bad Soden: Uhlenbruch Verlag.

McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P. (2005). Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools. Princeton: Princeton University Pres.

RiskMetrics. (1996). RiskMetrics Technical Document. New York: Reuters.

This Page Intentionally Left Blank