



T.C.

SELÇUK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DALGACIK REGRESYON KULLANILARAK REEL SEKTÖR RİSK ANALİZİ

Tarık YILMAZ

DOKTORA TEZİ

İstatistik Anabilim Dalı

Aralık-2013
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

ÖZET

DOKTORA TEZİ

DALGACIK REGRESYON KULLANILARAK REEL SEKTÖR RİSK ANALİZİ

Tarık YILMAZ

Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
İstatistik Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Aşır GENÇ

2013,78 Sayfa

Jüri
Danışman Prof. Dr. Aşır GENÇ
Prof. Dr. Selahattin KAÇIRANLAR
Prof. Dr. Galip OTURANÇ
Prof. Dr. Sadullah SAKALLIOĞLU
Yrd. Doç. Dr. İsmail KINACI

Son yıllarda ekonomik krizlerden doğan zararları önceden tespit edip en aza indirmek için birçok çalışma yapılmaktadır. Bu çalışmalar finansal risk analizi konusunda yoğunluk kazanmıştır. Yapılan çalışmalarda en yüksek getiri ile en düşük riskin, en iyi ilişki ile sağlanması beklenmektedir. Çünkü yatırımcılar riskten kaçma eğilimi gösterirler. Bu durumda riskin doğru hesaplanması, yatırımcıların yanıltılmaması açısından çok önemlidir.

İstatistiksel bir tabanı olan Riske Maruz Değer (RMD) yöntemi son yıllarda piyasa riski belirlenmesinde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. RMD, hedeflenen zamanda ve verilen güven düzeyinde beklenen maksimum (en kötü) kaybı özetlemektedir. RMD nin bütün avantajlarına karşın bazı zayıflıkları da vardır. Bunlar; Hesaplamalarda kullanılan RMD yöntemine göre elde edilen sonuçların değişken oluşunun yatırımcı için yanıltıcı olabilmesi, gelecekte oluşabilecek olağanüstü olaylara bağlı risklerin hesabının zorluğu, modelin kullanılabilmesi için bilgi ve deneyim gerekmesi gibi özetlenebilir.

Bu tez çalışmasında, risk algısı bankalardan farklı olan reel sektör için piyasa riskini en doğru şekilde ölçmeye odaklanılmıştır. RMD hesaplanması için yeni Dalgacık regresyon tabanlı hibrit Monte Carlo Simülasyon yöntemi geliştirilmiştir. Yeni yöntemin etkinliği örnek uygulamalarla gösterilmiştir. Ayrıca bu tez çalışması finans sektörü dışında kalan ve doğrudan mal üreten reel sektöre yönelik gelecekteki yeni çalışmalara ışık tutacaktır.

Anahtar Kelimeler: Dalgacık Regresyon, Finansal Risk Analizi, Riske Maruz Değer

ABSTRACT

Ph.D THESIS

REAL SECTOR RISK ANALYSIS BY USING WAVELET REGRESSION

Tarık YILMAZ

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF SELÇUK UNIVERSITY
THE DEGREE OF DOCTOR OF PHILOSOPHY
IN STATISTICS

Advisor: Prof. Dr. Aşır GENÇ

2013,78 Pages

Jury
Advisor Prof. Dr. Aşır GENÇ
Prof. Dr. Selehattin KAÇIRANLAR
Prof. Dr. Galip OTURANÇ
Prof. Dr. Sadullah SAKALLIOĞLU
Asst. Prof. Dr. İsmail KINACI

In recent years, many studies have been done for previously identify and minimize to losses resulting from the economic crisis. These studies have been intensified in financial risk analysis. In studies, the highest return and the lowest risk, is expected to be provided with the best relationship. Because investors tend to shun risk. In this case, the correct calculation of the risk, it is very important for investors not misled.

Value at Risk (VaR), which is a statistical base method for determining market risk in recent years, are widely used. VaR summarizes loss of the expected maximum (worst) from the given confidence level and the targeted time. Despite all the advantages of VaR, there are some weaknesses. They can be summarized as; the results of the variables used in the calculation of VaR formed according to the method can be misleading to investors, due to extraordinary events account the difficulty of the risks that may occur in the future and knowledge and experience required for the model to be used.

In this thesis, we focused on the most accurate measure of market risk perception of risk for the real sector are different from banks. New Wavelet regression-based hybrid Monte Carlo simulation method has been developed for calculating VaR. The effectiveness of the new method, is shown by sample applications. In addition, this thesis is to shed light on the future of the new study for the real sector that directly produce goods and outside the financial sector.

Keywords: Wavelet Regression, Finansial Risk Analysis, Value at Risk

ÖNSÖZ

Genel olarak yapılan finansal risk analizi ve riske maruz değer hesaplama çalışmalarında araştırmacıların bankaların ekonomik hareketlerine yani yatırım anlayışlarına odaklandığı görülmektedir. Bunun sebebi en büyük ekonomik aktör olarak devletlerin, kişilerin ve kurumların bankaları görmeleridir. Bu yaklaşım doğru olmakla beraber reel sektörde faaliyet gösteren aktörlerin ekonomideki payları da önemsenir şekilde büyüktür ve bu aktörlerin finansal hareketlerinin banka finansal hareketleri ve ülke dinamiklerini direk etkilediği basit yaklaşıma dayanarak reel sektörde faaliyet gösteren aktörlere yönelik bir risk analiz çalışması yapılmasının uygun olacağı düşünülmüştür.

Reel sektör ile bankaların kullandıkları finansal enstrümanlar farklılık göstermektedir. Dolayısı ile finansal riskin hesaplanması da farlılık göstermektedir. Buna bağlı olarak ortaya çıkan riski kabullenme ya da kabullenmedeki karar süreçleri de farklılıklar göstermektedir. Bu çalışma ile reel sektör aktörleri için kolay kullanılabilir, uzman gerektirmeyen ve kabul edilebilir risk seviyesini ortaya koyan yeni Dalgacık Regresyon Tabanlı Hibrit Monte Carlo simülasyon yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntemi esas alan ve Reel sektör aktörlerinin kolayca kullanabilecekleri bir paket program geliştirme çalışmalarımız sürmektedir.

Çalışmamın her aşamasında bilgisi, hoşgörüsü ile daima yanımda olarak çalışmalarımın yönlendirilmesi ve sonuçlandırılmasında büyük emeği geçen tez danışmanım sayın Prof. Dr. Aşır Genç hocama, bilgi ve şahsiyetlerini örnek aldığım sayın Prof. Dr. Selahattin Kaçıranlar ve Prof. Dr. Galip Oturanç hocalarıma, çalışmalarım sırasında beni maddi açıdan destekleyen Selçuk Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü ve değerli çalışanlarına, beni motive eden annelerim ve babalarıma, hayatımın anlamı eşim Reyhan, oğlum Tarık Said'e ve kızım Bilge Nur'a teşekkürü bir borç bilirim.

Tarık YILMAZ
KONYA-2013

İÇİNDEKİLER

ÖZET ..... **iii**

ABSTRACT ..... **iv**

ÖNSÖZ ..... **v**

İÇİNDEKİLER ..... **vi**

KISALTMALAR ..... **viii**

1. GİRİŞ **1**

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI **4**

3. TEMEL KAVRAMLAR **7**

3.1. Risk Kavramı ve Yönetimi 7
3.2. Dalgacık Teoremi 9
3.2.1. Sürekli dalgacık dönüşümü 10
3.2.2. Ayrık dalgacık dönüşümü 11
3.2.3. Hızlı dalgacık dönüşümü ve hızlı ters dalgacık dönüşümü 13
3.3. Dalgacık Regresyon 16
3.4 Dalgacık Eşiklendirme 18
3.4.1 Yumuşak ve sert eşiklendirme 18
3.4.2 Evrensel eşiklendirme 19
3.4.3 Minimax eşiklendirme 20
3.4.4. SureShrink eşiklendirme 21
3.4.5. Çapraz Geçerlilik 24

4. REEL SEKTÖR RİSK YÖNETİMİ **27**

4.1. Finansal Risklerin Belirlenmesi 27
4.2. Finansal Risklerin ölçülmesi 31
4.3. Geleneksel Risk Ölçüm Metotları 32
4.3.1. Riske maruz değer'in ölçülmesinde kullanılan parametreler 33
4.3.2. Elde tutma süresi 34
4.3.3. Güven düzeyinin seçimi 34
4.4. Finansal Getirilerin Dağılımı 35
4.5. Portföy Çeşitlendirme Etkisi 36
4.6. Riske Maruz Değer (RMD) ve Ölçüm Metodları 38
4.6.1. Varyans-Kovaryans metodu 39
4.6.2. Delta normal yaklaşım metodu 39
4.6.3. Delta gamma yaklaşım metodu 41
4.6.4. Geçmiş verilere dayanan simülasyon metodu 42
4.6.5. Monte Carlo simülasyonu metodu 43
4.7. Volatilite Modelleri 44
4.7.1. Standart sapma 44
4.7.2. Hareketli ortalama kullanılarak standart sapma 45

4.7.3. Üstel ağırlıklandırılmış hareketli ortalama 45
4.8. Riske Maruz Değeri Tamamlayan Yöntemler 46
4.8.1. Geriye dönük test 47
4.8.2. Stres testi 49
4.8.3. Senaryo analizi 50
4.9. Yeni Yaklaşım Dalgacık Regresyon Tabanlı Hibrit Monte Carlo Simülasyon Metodu (WMC-VaR) 52

5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA 54

5.1. Uygulama 1 54
5.2. Uygulama 2 65

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 70

7. KAYNAKLAR 71

EK-1 74

ÖZGEÇMİŞ 75

KISALTMALAR

Kısaltmalar

BDDK: Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurulu

FED: Federal Reserve

FIWT: Hızlı ters dalgacık dönüşümü

FSA: Financial Services Authority

FWT: Hızlı dalgacık dönüşümü

GABKDV: Genelleştirilmiş Ardışık Bağlanımlı Koşullu Değişen Varyans

GAP: Aralık Analizi

GBM: Geometrik Brownian Motion

GSMH: Gayri Safi Milli Hasıla

IMF: International Monetary Fund

İMKB: İstanbul Menkul Kıymetler Borsası

MAD: Mutlak Sapma

MCS: Monte Carlo Simülasyonu

RAROC: Risk Adjusted Return on Capital

RMD: Riske Maruz Değer

RMS: Riske Maruz Sermaye

ST: Sermaye Tabanı

SYR: Sermaye Yeterlilik Rasyosu

TS: Tarihi Simulasyon

ÜAHO: Üstel Ağırlıklandırılmış Hareketli Ortalama

VAR: Value at Risk

WMC-VAR: Dalgacık Regresyon Tabanlı Hibrit Monte Carlo Simülasyonu

1. GİRİŞ

Günümüz dünyasında giderek artan hızda değişim ve gelişmelerin yaşandığı buna bağlı olarak da risklerin ve belirsizliklerin arttığı görülmektedir. Risk, temel olarak yatırılan paranın kaybedilme tehlikesidir. Risk bir işleme ilişkin parasal kaybın ortaya çıkması veya bir giderin ya da zararın vuku bulması nedeniyle ekonomik faydanın azalması şeklinde tanımlanabilir (BDDK, 2012). Teknik anlamda Risk, getirilere ilişkin olasılık değerlerinin ortalama değer etrafındaki dağılımı olarak ifade edilebilir (Bolgün & Akçay, 2005).

Finansal mühendislik alanında yaşanan gelişmeler ve 1990'lı yıllardan başlayarak günümüze kadar meydana gelen finansal skandallar ve finansal krizler neticesinde risk yönetimine olan ilgi artmıştır (Brooks & Persand, 2000). Ekonomik krizlerden doğan zararları önceden tespit edip en aza indirmek için birçok çalışma yapılmaktadır. Risk analizi konusunda da özellikle istatistiksel açıdan karmaşık modeller ortaya konulmuş ve kullanımı oldukça yaygınlaşmıştır.

Yaşanan rekabet ve globalizasyon süreci kar marjlarını önemli ölçüde etkilemektedir (Ceylan, 1995). Finansal yönetim ile ilgili anlayışın tüm dünyada değişmesi ve firmaların yeni gelişmelere ve modern finansal yönetim tekniklerini öğrenmesi ve bunları uygulaması günümüz dünyasında hayati derecede önemlidir.

Türkiye'de reel sektör aktörlerini oluşturan, ana istihdam ve üretim kaynağı olan kobiler ve orta ölçekli firmalar ülke ekonomisi için oldukça önemlidir. Bu firmaların çeşitli finansal krizlerde önemli ölçüde zarar gördüğü, sermayelerinin erozyona uğradığı görülmüştür. Şu anda yaşanan kur/parite, mal/hammadde fiyatları ve Faiz deki belirsizlikler firmaları hızla üretimden uzaklaştırmakta, maliyetlerini belirleyemez hale getirmekte, hatta firmaların önemli ölçüde sağlıklı büyüme ve gelişmesini etkilemekte ve engellemektedir (Bolgün & Akçay, 2005). Bu sebeple tez çalışmasında reel sektörde faaliyet gösteren aktörlere dönük risk analizine odaklanılmıştır.

Fourier dönüşümü, fonksiyonları bunların orijinal zaman tanım kümesinden frekans tanım kümesine dönüştürür. Fakat Fourier dönüşümü sadece frekans analizi yapabilir çünkü bir fonksiyonun Fourier dönüşümünde zaman bilgileri gizlidir. Bazı uygulamalarda, belirli bir zaman dilimi boyunca fonksiyonun frekans davranışı bilinmek istenir. Fourier analizi çerçevesinde zaman bilgisini ortaya çıkarmak için pencerelenmiş Fourier dönüşümü geliştirilmiştir. Belirli bir zaman-penceresinde $f(t)$ kesilir, sonra Fourier dönüşümü uygulanır. Pencerelenmiş Fourier dönüşümü aynı anda

zaman ve frekanstaki bir fonksiyonun yerinin tespit etmesine rağmen, dezavantajı zaman aralığının büyüklüğünün tüm frekanslar için sabit olmasıdır. Bu nedenle, yüksek frekanslı alanlarda kötü çözünürlük sağlar. Birçok fonksiyon daha esnek bir yaklaşım gerektirir, yani, zamanda ve frekansta saptanan miktar otomatik olarak uyarlanır ki bu "boyutsal uyarlama" olarak adlandırılır.

Dalgacık (wavelet) "küçük dalgalar" ile dalgalı bir fonksiyon anlamına gelir. Dalgacık zaman-frekans analizi için güçlü bir araçtır ve Fourier dönüşümündeki açığı kapatmaktadır. Dalgacık analizi düşük frekanslı alanlarda geniş zaman aralığı ve yüksek frekanslı alanlarda dar zaman aralığı sağlar. Bu yakınlaştırma özelliği dalgacık analizinin en önemli avantajlarından biridir. İlk dalgacık(wavelet) teorisini Alfred Harr tarafından 1910 yılında tezinde ortaya konulmuştur. Ama dalgacık teorisi esas olarak Meyer tarafından geliştirilmiş ve yaygınlaştırılmıştır (Meyer, 1972). Hızlı dalgacık dönüşümü algoritmalarını (Mallat, 1989) ile geliştirilmiştir. (Daubechies, 1992), (Chui, 1992) ve (Graps, 1995) dalgacıklar analizi konularında önemli referanslardır.

Dalgacık regresyon kavramı Donoho ve Johnstone'nun 1994-1995 'de yaptıkları çalışmalar gündeme gelmiştir. Çalışmalarında parametrik olmayan regresyon için doğrusal olmayan dalgacık tabanlı bir yaklaşım sunmuştur. Bu yaklaşım, büyük ölçüde ilgi toplamıştır. Dalgacık regresyon arkasındaki temel fikir, regresyon fonksiyonu f için dalgacık katsayılarının nispeten diğerlerine göre küçük sayılarını seçmektir. "Eşik" olarak adlandırılan bir λ değeri dalgacık katsayılarını saklamak veya etkisini yok etmek için kullanılır. Bu nedenden dolayı Dalgacık regresyonunda en önemli konu eşiğin seçimi ve eşiklendirmenin performansıdır. Klasik parametrik olmayan regresyonlar tahmin edilmekte olan fonksiyonun düzgünlüğü hakkında bazı varsayımlara dayanır. Dalgacık ile, böyle varsayımlar oldukça rahat yapılabilmektedir (Donoho & Johnstone, 1995). Dalgacıklar süreksiz ve iki eğrinin birbirlerine teğet oldukları kesişme noktaları olan homojen olmayan fonksiyonların verimli tahminini sağlayan sabit bir boyutsal uyarlamaya sahiptir. Böylece, dalgacık metotları fonksiyonların çok daha geniş bir sınıfı için parametrik olmayan regresyonda kullanışlıdır. Çalışmamızın çıkış noktası da bu kısımdır. (Marron, et al., 1998) Çalışmasından esinlenilerek RMD hesaplanmasının dalgacık regresyon kullanılarak yapılabileceği düşünülmüş ve en etkili RMD hesaplama yöntemi olan ve dördüncü bölümde detayları ile anlatılacak olan Monte Carlo simülasyon yöntemi Dalgacık regresyon ile hibritlenerek yeni dalgacık tabanlı hibrit monte carlo simülasyon yöntemi (WMC-VAR) önerilmiştir.

Çalışmanın özgün yanı reel sektörde faaliyet gösteren firmalara özgü finansal risk analizi çalışması oluşu, geleneksel risk analizi tekniklerinin bu sahada uygulanması, dalgacık regresyon tabanlı hibrit monte carlo simülasyonu ismini verdiğimiz yeni bir riske maruz değer hesaplanma yönteminin ortaya konması ve reel sektörde faaliyet gösteren firmalar için risk analizi yapmayı kolaylaştıracak bilgisayar yazılımının geliştirilmesidir.

Çalışmanın ikinci bölümünde literatür özetleri, üçüncü bölümünde risk kavramı, risk yönetimi ve dalgacık regresyona ilişkin temel kavramlar verilmektedir.

Dördüncü bölümde reel sektörde risk analizi üzerinde detaylı olarak durulmuştur. Riskin hesaplanması için kullanılan riske maruz değer (RMD) metotları bu bölümde açıklanmaktadır. Yeni geliştirilen dalgacık regresyon tabanlı hibrit monte carlo simülasyonu (WMC-VAR) algoritması ve çalışma şekli hakkında bilgi verilmektedir.

Beşinci bölümde reel sektörde faaliyet gösteren bir şirketin sıklıkla karşılaşabileceği iki durum olan hisse senedi portföy riski ve kur riski üzerinde durularak her iki durum için ayrı ayrı uygulamalar verilmiştir. Geleneksel yöntemler kullanılarak sonuçlar elde edilmiş yeni yöntemle elde edilen sonuçlarla kıyaslamaları yapılmıştır. Yeni geliştirilen yöntemin etkinliği gösterilmeye çalışılmıştır.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Alfred Haar tarafından 1910 yılında ortaya konmuş olan dalgacık teoremine Meyer (1972), yazmış olduğu kitap ile ışık tutmuştur. Böylece bu konuda çalışmalar hızlanmıştır.

Mallat, (1989), yaptığı çalışmada çok çözünürlüklü sinyal ayrıştırma teorisini dalgacık ile göstermiştir. Bu gösterimi sıkıştırılmış görüntü kodlama, doku ayrımı, ve, fraktal analiz ile vermiştir.

Dalgacık analizi üzerine önemli çalışmalardan bir tanesi Daubechies (1992),'in yaptığı çalışmadır. Çalışmada genel dalgacık analizi ile bilgiler ve kendi adıyla anılan ve ayrık dalgacık analizinde en çok kullanılan daubechies dönüşümü verilmektedir.

Chui (1992) ve Graps, (1995) çalışmalarında dalgacık analizinin temelleri, matematiksel altyapısı hakkında geniş bilgi vermişlerdir.

Dowla ve Anant (1997), Dalgacık analizini faz tanımlaması yapabilmek için sismograf verisi üzerinde kullanmışlardır.

Aussem ve Murtagh (1997), dalgacık tabanlı zaman-frekans ayrışmasını yapay sinir ağı ile birleştirerek öngörü uygulamalarında kullanmıştır.

Dragotti ve Vetteli (2000) yaptıkları çalışmada bir fonksiyonun belirli bir sınıfı üzerindeki sıkıştırma ve gürültüsüzleştirme problemini ele almışlar ve alternatif bir sıkıştırma algoritması önermişlerdir.

Misiti ve ark. (2002) Matlab'da dalgacık analizinin nasıl yapılacağı hakkında kullanıcı el kitabı yazmışlardır.

Dalgacık Regresyon üzerine ilk çalışmalar Donoho ve Johnstone tarafından yapılmıştır. Donoho ve Johnstone (1994), mekansal uyumluluk tahminine seçilmiş dalgacık yapılandırması ile yeni bir bakış açısı getirmiştir. Dalgacık yaklaşımın tahminleme ve matematiksel model uydurmada kullanılmasının ilk örneklerinden olması açısından önemli bir çalışmadır. Yeni bir mekansal uygunluk metodu pratik olarak geliştirilmiş ve risk küçültmek için uygulanmış ve başarılı sonuçlara ulaşılmıştır. Donoho ve Johnstone (1995) çalışmalarında SureShrink adı verilen ve fonksiyonlar için gürültüyü azaltıp pürüzsüzlük sağlayan dalgacık eşikleme yöntemi geliştirmişlerdir. Dalgacık dönüşümü kullanılan ilk yayınlardan olması nedeniyle önemli bir makaledir.

Huang (2003), tezinde dalgacık analizi, dalgacık yapı ile istatistik arasındaki ilişkiler, dalgacık regresyon, parametrik olmayan regresyon metotları üzerinde durmuş dalgacık regresyon ile tekillik algılama üzerine bir uygulama yapmıştır.

Modern portföy teorisi Markowitz (1952) ile başlamıştır. Yapılan çalışmada Riske Maruz Değer (RMD) kavramını ortaya atmışlar ve geliştirdikleri portföy optimizasyon tekniğinde dolaylı olarak kullanmıştır. Portföy Teorisinin dayanak noktası, yatırımcının portföylerin arasından bir yandan portföylerin beklenen getirisini diğer yandan da standart sapmasını temel alarak seçim yapmasıdır. Standart sapma portföyün riski olarak ele alınmaktadır.

Jorion (1996), yazdığı kitabında istatistiki temeli olan bir yöntem olan RMD'nin, hedeflenen zamanda ve verilen güven düzeyinde beklenen maksimum (en kötü) kaybı özetlediğinden ve RMD avantaj ve dezavantajlarından ve tüm detaylardan geniş bir şekilde bahsetmektedir.

Atan (2002) ve Şanlıoğlu (2005) tezlerinde bankalarda oluşabilecek finansal risk türleri ve açıklamalarına geniş bir şekilde değinmişler ve Türkiye bankacılık sistemi içerisindeki bankaların mali performanslarının değerlendirilmesi, mali başarısızlıkların önceden tahmin edilebilmesi, alternatif bir mali başarısızlık erken uyarı modeli oluşturulabilmesi amacıyla çalışmışlardır. Çalışmalarda riskin tanımı, risk analizi ve riske maruz değer çözümünde kullanılan yöntemler geniş bir şekilde verilmektedir.

Bolgül ve Akçay (2005), Ceylan (1995), İnal ve Günay (1993) ve Genç (2009) yazdıkları kitaplarda Risk yönetimi, risk bileşenleri, risk yönetiminin sayısal analiz boyutu, riske maruz değer ölçüm modelleri, risk yönetim modelinin stratejik karar aracı, RMD, güncel risk yönetim uygulamaları, operasyonel riskler, finans matematiği ve finans mühendisliği konularında geniş detaylı bilgi vermektedirler.

Chorafas (1997),likidite ve volatilite konusu üzerinde detaylı bilgi veren bir kitaptır. Volatilite riskini anlamak, index ve bariyer tipi riskler, faiz ve piyasa volatilitesi, forex volatilitesi ve intraday hareketleri, nedensellik ve gerçek zamanlılık, risk ve getirileri, banka operasyonları, fon ve nakit akışı değerleme hareketleri, düzenlemeler ve sermaye hareketleri konusunda yeterli ve geniş bilgi vermektedir.

Brooks ve Persand (2002), yaptıkları çalışmada RMD yi özetlemişler ve piyasa krizlerinde RMD davranışını vermişlerdir

Hull (2006), yazmış olduğu kitapta opsiyon, future ve diğer türev ürünler hakkında detaylı bilgi vermiştir.

BDDK tarafından 2001 hazırlanan yönetmelikte bankaların iç denetimlerinin ve risk yönetimlerinin nasıl yapılacağına dair ayrıntılı bilgi bulunmaktadır.

Ramsey ve Lambert (1998), dalgacık analizini zaman-frekans ayrıştırmak için kullanmışlar ve gider-gelir, para ve GSMH arasındaki ilişkileri araştırmışlardır.

Çalışmada Zaman-frekans ayrışmasının sonucu olarak çeşitli ölçekleri temsil eden çok sayıda dalgacık katsayısından oluşan yapının dönüşümüyle yeni bir sinyal elde edilmiştir. Her bir ölçekte, iki değişken arasında regresyon uygulanmıştır. Bu çalışma üç sonuç vermiştir: birincisi, ekonomik değişkenler arasındaki ilişki farklı ölçeklerde de arasında değişir. İkincisi, literatürdeki anomaliler ayrışma ile çözümlenir. Üçüncüsü, gelir ve gider eğim dereceleri ölçekle birlikte azalmaktadır. Bu bağlamda gerçek faizin rolü gelir–gider ilişkisinde çok önemlidir sonucuna varılmıştır.

Ramsey (1999) yaptığı çalışmada dalgacık katsayılarının ekonomik ve finansal verilerin analizinde kullanılmasına ilişkin genel bir bakış vermektedir.

Norsworty (2000), dalgacığı yatırımların getirileri ile portföy getirisi arasındaki ilişkinin analizinde uygulamıştır

Dalgacık analizinin fonksiyonu bilinmeyen çok karmaşık yapıları temsil yeteneği olduğu Walker (2000) tarafından kanıtlanmıştır.

Hamburger, (2003), yapılan tezde dalgacık tabanlı riske maruz değer tahminleme üzerinde durmuş, Dow-Jones üzerine bir çalışma yapılmıştır.

Stevenson (2000), dalgacık analizini Avutralya elektrik piyasında spot elektrik fiyatlarını filtrelemek için kullanmıştır.

Gencay ve ark. (2002), Yazmış oldukları kitaplarında dalgacık ve diğer filtreleme metotlarının finans ve ekonomide nasıl kullanılacağını detaylı bir şekilde anlatmışlardır.

Struzik (2001), finans verileri üzerinde zaman serisi işlemenin dalgacık metotlarla nasıl yapılacağı verilmiştir.

Marron ve ark. (1998), yaptıkları çalışmada dalgacık tahmincilerinin küçük örnek davranışlarını anlamak ve direkt olarak asimptotikler tarafından önerilen sonuçları kontrol etmek için dalgacık regresyon ile gerçek risk hesaplama aracını önermişlerdir ve Donoho ve Johnstone'un (1994,1995) çalışmaları ile karşılaştırmışlardır. Önerilen aracın Donoho ve Johnstone'un çalışmasına uyumlu olduğu görülmüştür.

3. TEMEL KAVRAMLAR

3.1. Risk Kavramı ve Yönetimi

Risk, temel olarak yatırılan paranın kaybedilme tehlikesidir. Risk bir işleme ilişkin parasal kaybın ortaya çıkması veya bir giderin ya da zararın vuku bulması nedeniyle ekonomik faydanın azalması şeklinde tanımlanabilir, (Bolgün & Akçay, 2005), (BDDK, 2012). Teknik anlamda Risk, getirilere ilişkin olasılık değerlerinin ortalama değer etrafındaki dağılımı olarak ifade edilebilir, (Wiener, 1999). Risk kavramının istatistiksel olarak ifadesi (İnal & Günay, 1993),de

$X_1,\ldots,X_n$' nin $f(x,\theta),\theta\in\Omega$

şeklinde olasılık yoğunluk fonksiyonuna sahip kitleden rasgele örneklem olduğu varsayılmaktadır. Burada Ω parametre uzayı gerçek eksen olarak düşünülmektedir. δ Karar fonksiyonu, R^n den R' ye tanımlanmış bir fonksiyondur. δ' nın $\delta(x_1,\ldots,x_n)$ değerine karar denir (İnal & Günay, 1993). $X_1,\ldots,X_n$ rasgele örneklemi verildiğinde, θ parametresinin tahmini için gerekli kayıp fonksiyonu, θ ve δ' nın negatif olmayan bir fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır. Bu kayıp fonksiyonu,

$$L[\theta;\delta(X_1,\ldots,X_n)]=|\theta-\delta(X_1,\ldots,X_n)|$$

ya da daha genel olarak;

$$L[\theta;\delta(X_1,\ldots,X_n)]=A(\theta)|\theta-\delta(X_1,\ldots,X_n)|^k,k>0$$

biçiminde yazılmaktadır. En çok kullanılan biçimi ise karesel kayıp fonksiyonudur, karesel kayıp fonksiyonu

$$L[\theta;\delta(X_1,\ldots,X_n)]=A(\theta)\,[\theta-\delta(X_1,\ldots,X_n)]^2$$

şekildedir.

$L(\theta,\delta)$ kayıp fonksiyonuna karşılık gelen $R(\theta,\delta)$ risk fonksiyonu, kayıp fonksiyonunun beklenen değeridir. Bu durum

$$R(\theta,\delta) = E[L[\theta;\delta(X_1,\ldots,X_n)]]$$
$$= \int_{\infty}^{+\infty}\ldots\int_{\infty}^{+\infty} L[\theta;\delta(x_1,\ldots,x_n)]f(x_1;\theta)\ldots f(x_n;\theta)dx_1\ldots dx_n$$

şeklinde yazılabilir.

Bu tanımlara göre**,** $\delta = \delta(x_1,\ldots,x_n)$ kararı θ' nın tahmini olarak düşünülebilmektedir. Eğer δ_1,δ_2 gibi iki karar fonksiyonu için $R(\theta,\delta_1) < R(\theta,\delta_2)$ise δ_1 θ'nın tahmini olarak tercih edilmelidir. θ parametresinin tahmin edicisini bulmak için minimaks veya bayes yöntemi kullanılabilir.

Minimaks yönteminde, θ parametresi için önerilen $\delta_1(x_1,\ldots,x_n),\delta_2(x_1,\ldots,x_n)\ldots,\delta_m(x_1,\ldots,x_n)$ gibi tahmin edicilerden θ'ya göre en büyük risk için en küçük tahmin edici seçilir. A_δ,θ için tahmin edicilerin bir kümesi ve $\delta \in A_\delta$ olmak üzere eğer $\forall\delta^* \in A_\delta$ olan herhangi bir δ^* tahmin edicisi için,

$$\sup[R(\theta;\delta);\theta\in\Omega] \le \sup[R(\theta;\delta^*);\theta\in\Omega]$$

ise, δ tahmin edicisine minimaks tahmin edicisi denilmektedir.

$\Omega \subset R$ olsun ve θ parametresinin $\lambda(\theta)$ önsel olasılık yoğunluk fonksiyonuna sahip bir rastlantı değişkeni olduğu varsayıldığında,

$$R(\delta) = E[R(\theta;\delta)] = \int_{\theta\in\Omega} R(\theta;\delta)\lambda(\theta)d\theta$$

yazılabilir. Görüldüğü gibi, burada $R(\delta)$, tüm Ω parametre uzayında ortalama risktir (Chorafas, 1997), (İnal & Günay, 1993).

$\delta \in A_\delta$ olmak üzere eğer $\forall\delta^* \in A_\delta$ için $R(\delta) \le R(\delta^*)$ ise, δ tahmin edicisine Bayes tahmin edicisi denir. Bayes tahmin edicisini, klasik tahmin edicilerden ayıran en

önemli özelliği tahmin edilmek istenen θ parametresine, $\lambda(\theta)$ gibi bir önsel olasılık yoğunluk fonksiyona sahip bir rasgele değişken gözü ile bakılmasıdır. Burada θ için $\lambda(\theta)$ önsel olasılık yoğunluk fonksiyonunun seçimi önemlidir (İnal & Günay, 1993).

Bir yatırım riski ne kadar yüksekse, o yatırım için vaat edilen getiride o kadar yüksek olacaktır. Buna göre, yatırım yapılırken herkesin ne kadar riske katlanabileceğini çok iyi tartması gerekir. Vaat edilen getiri yükseldikçe beraberinde riskin de arttığı unutulmamalıdır. Bu mali piyasaların temel kuralıdır (Wiener, 1999).

3.2. Dalgacık Teoremi

Dalgacık dönüşümü durağan olmayan sinyallerin analizinde kullanılan oldukça faydalı bir araçtır. Bu, dalgacık dönüşümünün farklı ölçeklerde yeniden çözüm özelliğinden kaynaklanır. Sinyaller çoğu durum için frekans tanım alanında analiz edilirler. Bu kısmı ile Fourier dönüşümüne benzemektedir.

Fourier dönüşümü bir sinyalin ihtiva ettiği frekansları gösterir. Basitçe sürekli ve ayrık olarak ikiye ayrılabilir. İki dönüşümde bir nesneyi ortogonal iki uzay arasında eşler. Sürekli nesneler için dönüşüm :

$$F(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-ikx} dx \qquad (3.1)$$

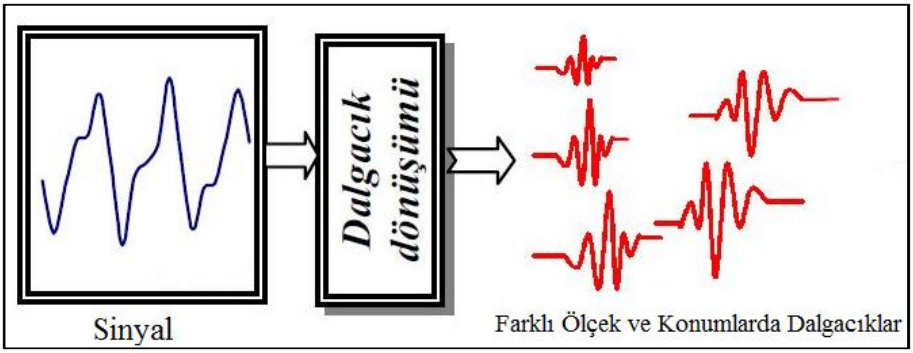
$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(k) e^{ikx} dk \qquad (3.2)$$

şeklinde verilir. Eşitlik (3.1) ve (3.2) de görüleceği üzere x uzayındaki bir nesne k uzayında tanımlanmıştır. Bu dönüşüm diferansiyel denklemlerin çözümünde çok büyük rahatlık sağlar zira bu dönüşüm sayesinde x uzayındaki diferansiyel denklemler k uzayında lineer denklemler olarak ifade edilirler. k uzayında bu denklemin çözümü bulunduktan sonra ters dönüşümle x uzayındaki karşılığı elde edilir, ki bu diferansiyel denklemin çözümüdür. Anlaşılacağı üzere $f(x) \gg F(k)$ eşlemesine Fourier Dönüşümü, $F(k) \gg f(x)$ eşlemesine de Ters Fourier Dönüşümü denir.

Fourier dönüşümü hangi zaman değerlerinde hangi frekansların mevcut olduğunu bildirmez. Yani Fourier dönüşümü bütün zaman birimine ait bilgileri verir. Fourier dönüşümü, frekansı, zamana göre değişmeyen sinyallerin analizinde oldukça iyi bir yaklaşımdır. Fakat geçici durum analizlerinde istenilen neticeleri vermemektedir. Bu nedenle kısa zaman Fourier dönüşümü kullanılmaktadır. Kısa zamanlı Fourier

dönüşümü, zamana bağlı değişen bir sinüzoidal sinyalin yerel bölümlerinin frekansını ve fazını bulmakta kullanılan bir tür Fourier dönüşümüdür.Yani Fourier dönüşümü belirli bir zaman penceresi içerisinde uygulanmaktadır. Bu ise frekans değerleri için bir sorun teşkil etmektedir. Bu metotla da belirli bir frekansın hangi zaman noktasında mevcut olduğu tespit edilemez. Sadece mevcut olduğu zaman aralığındaki frekans bileşenleri hesaplanır (Daubechies, 1992).

Dalgacık analizi düşük frekans bilgisin daha fazla önemli olduğu durumlar için büyük zaman aralıklarının, yüksek frekans bilgisinin daha fazla önemli olduğu durumlar içinde daha küçük zaman aralıklarının kullanımına izin veren değişik boyutlarda bölgelere sahip bir pencereleme tekniğidir (Graps, 1995).



Şekil 3.1. Dalgacık dönüşümünün grafiksel gösterimi

Dalgacık dönüşümü sürekli, ayrık ve hızlı dalgacık dönüşümü olmak üzere temel olarak 3 kısımda tanımlanır.

3.2.1. Sürekli dalgacık dönüşümü

Bir $f(t)$ fonksiyonunun sürekli dalgacık dönüşümü

$$W_{\psi} f(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_{b,a}(t)dt. \qquad (3.3)$$

şeklinde tanımlanır. Burada

$$\psi_{b,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \text{ dir.}$$

Eşitlik (3.3) bir fonksiyonunun sürekli dalgacık dönüşümünü ifade eder. Burada $\psi(t)$ dalgacık çözümü olarak bilinen bir pencere fonksiyonu, a, ölçekleme faktörü olarak bilinen genişleme parametresi ve b dönüşüm parametresidir. $1/a$ frekansın ölçümüdür. b parametresi x ekseni boyunca dalgacık penceresinin yerini göstermektedir. Yani (b,a)'nın değişimiyle $W_\psi f$ tüm zaman-frekans düzleminde hesaplanır. Dalgacıklar ölçekleme faktörü kullanılarak sıkıştırılır ya da genişletilirler. Düşük ölçeklerde yüksek frekans davranışları, yüksek ölçeklerde düşük frekans davranışları daha iyi çözümlenir. Eğer sinyal, farklı frekans özelliklerine ait karakteristikler içeriyorsa, bu, mükemmel bir fayda sağlar (Dowla & Anant, 1997). Sonsuz uzunluktaki sinüs ve kosinüslerin birleşiminden oluşan Fourier dönüşümünden farklı olarak temel dalgacık fonksiyonları farklı şekillerde ve sonlu uzunluktadırlar. Dalgacık dönüşümünün bir diğer avantajı da çözümleyici dalgacığın, uygulamalara bağlı olarak seçilebilmesidir (Walker, 1999). Dalgacıklar, genellikle onları bulan ve geliştirenlerin isimlerini almışlardır. Oldukça fazla bilinen Daubechies, Meyer, Haar, Coiflet, Mexican Hat ve Symlet dalgacık tipleri bunlardan birkaçıdır (Chui, 1992). Eşitlik (3.3) de tanımlanan $\psi(t)$ fonksiyonu için en önemli özellik:

$$\hat{\psi}(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t)dt = 0$$

olmasıdır. Yani dalgacığın ortalama değeri sıfırdır. Sürekli dalgacık dönüşümünde mümkün olan tüm ölçekte dalgacık katsayılarının hesabı gereksiz birçok veri üretilmesine neden olur. Bunun için elde edilen sayısal veriler göz önünde bulundurularak ayrık dalgacık dönüşümü kullanılır.

3.2.2. Ayrık dalgacık dönüşümü

Eğer ikinci ölçekler ve pozisyonlar olarak adlandırılan ikinin kuvveti şeklinde ölçekler ve pozisyonlar seçersek analizler daha etkili ve doğru gerçekleştirilecektir (Dragotti & Vetterli, 2000). Ayrık dalgacık dönüşümünde orijinal sinyale iki tip filtre

uygulanır. Birinci filtre sinyalin trendini, ikinci filtre ise bu trendin sapmalarını yakalar. ψ, ayrık dalgacık dönüşümü için dalgacık fonksiyonunu belirtir. İlk filtre S ölçek parametresini D ise dönüşüm parametresini (dalgacık) ifade eder (Mallat, 1989).
Ölçek katsayıları şu şekilde tanımlanır:

$$s_{j,k} = \int \Phi_{j,k}(t) f(t) dt \quad \{j = 1,2...J, k = 1,2...K \left| J \leq^2 \log N, K = \frac{N}{2^j} \right.\}$$

Burada;

$$\Phi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \Phi\left(\frac{t - 2^j (k-1)}{2^j} \right) \quad \{j = 1,2...J, k = 1,2...K \left| J \leq^2 \log N, K = \frac{N}{2^j} \right.\}$$

dalgacık katsayıları ise şu şekilde tanımlanır:

$$d_{j,k} = \int \Psi_{j,k}(t) f(t) dt \quad \{j = 1,2...J, k = 1,2...K \left| J \leq^2 \log N, K = \frac{N}{2^j} \right.\}$$

Burada;

$$\Psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \Psi\left(\frac{t - 2^j (k-1)}{2^j} \right)$$

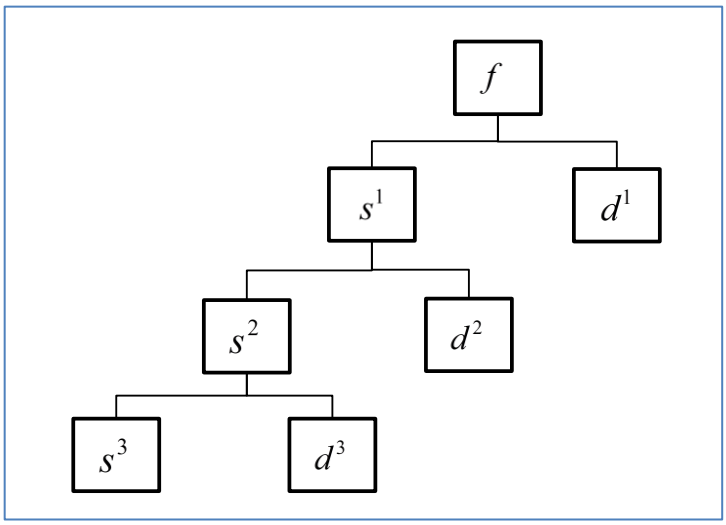
Her seviyesinde $K = N / 2^j$ formülü ile ölçek ve dalgacık katsayılarının sayısı belirlenir. $j = 1$ düzeyine ait ölçek katsayı vektörü veya ölçek katsayılarının ilk serisi s^1 olarak adlandırılır. s^1, Uygulamada ilgili seviyedeki (burada seviye 1) ölçek sinyali ile orijinal sinyalin skaler çarpımından elde edilen her bir öğenin oluşturduğu vektördür. Benzer şekilde ölçek katsayılarının ikinci seviyesine s^2 denir. Daha genel şekilde ölçek katsayılarının j. seviyesine s^j denilecektir. Orijinal fonksiyon ve ilgili ölçek sinyalleri satır vektörü olarak varsayılırsa, ölçek katsayıları vektörü

$$\forall t : s^j = (f(t)\Phi^T_{j,1}(t), f(t)\Phi^T_{j,2}(t) ... f(t)\Phi^T_{j,\frac{N}{2^j}}(t))$$

aynı şekilde dalgacık katsayıları vektörü

$$\forall t : d^j = (f(t)\Psi^T_{j,1}(t), f(t)\Psi^T_{j,2}(t)...f(t)\Psi^T_{j,\frac{N}{2^j}}(t))$$

şeklinde ifade edilir. Dalgacık katsayılarına ait bu vektör j. seviyede detayları yakalar. Açıklamalar ışığında dalgacık ayrışma ağacı şekildeki gibi olacaktır.



Şekil 3.2. Dalgacık ayrışma ağacı

Orijinal sinyal $f(t) = S^j + D^1 + D^2 + ... + D^j$ şeklindedir. Sonuç olarak ayrık dalgacık yaklaşımı

$$f(t) \approx \underbrace{\sum_{k=1}^{K} s_{J,k}\Phi_{J,k}(t)}_{A^J} + \underbrace{\sum_{k=1}^{K} d_{J,k}\Psi_{J,k}(t)}_{D^J} + \underbrace{\sum_{k=1}^{K} d_{J-1,k}\Psi_{J-1,k}(t)}_{D^{J-1}} + ... + \underbrace{\sum_{k=1}^{K} d_{1,k}\Psi_{1,k}(t)}_{D^1}$$

$$\{J \leq^2 \log N, K = \frac{N}{2^j}\}$$

gibi ifade edilebilir.

3.2.3. Hızlı dalgacık dönüşümü ve hızlı ters dalgacık dönüşümü

Hızlı dalgacık dönüşümü (FWT) ayrık dalgacık dönüşümünün algoritmik olarak hızlandırılmış şeklidir. Buna göre ϕ bir ortonormal MRA (multiresolutions analysis)

üreteci ve ψ, ϕ'ya karşılık gelen ortonormal dalgacık olsun. $(\phi_{J,k})_{k\in Z}$, V_J nin bir ortonormal dalgacık tabanını oluşturduğu için V_J de f in ortogonal gösterimi:

$$f_J(t) = \sum_{k\in Z} a_{J,k}\phi_{J,k}(t)$$

olarak ifade edilen f_J ile gösterilir. Burada $a_{J,k} =< f, \phi_{J,k} >$ dır. $\{V_J\}_{j\in Z} \in L^2$ ye yaklaşık olduğu için,

$$f = f_J + (f - f_J)$$

olur. Burada

$$\lim_{J\to\infty} \| f - f_J \| = 0$$

Böylece f, $(f - f_J)$ hatalı, f_J tarafından yaklaşık olarak değerlendirilebilir.
Öte yandan, $V_j \oplus W_j = V_{j+1}$ olduğu için

$$V_{j'} \overset{\oplus}{}_{j<j'} W_j$$

şeklindedir. Böylece,

$$f_J(t) = \sum_{k\in Z} a_{j',k}\phi_{j',k}(t) + \sum_{j=j'}^{J-1}\sum_{k\in Z} w_{j,k}\psi_{j,k}(t)$$

için f_J ayrıştırılabilir. $j' = 0$ olursa,

$$f_J(t) = \sum_{k\in Z} a_{0,k}\phi_{0,k}(t) + \sum_{j=j'}^{J-1}\sum_{k\in Z} w_{j,k}\psi_{j,k}(t)$$

haline gelir.

Katsayı vektörü $(a_0, w_0, \dots, w_{J-1})$, $(a_{J,k})_{k\in Z}$ 'ın ayrık dalgacık dönüşümü olarak adlandırılır, burada j çözünürlük seviyesinde, a_j yaklaşık katsayı ve dalgacık katsayısı olarak adlandırılır.

Verilen $a_{j,k}$, hesaplama algoritması $(a_{j-1,k})_{k\in Z}$ ve $(w_{j-1,k})_{k\in Z}$ hızlı dalgacık dönüşümü (FWT) olarak adlandırılmakta olup bunların tersi hızlı ters dalgacık dönüşümü (FIWT) olarak adlandırılır. $(a_{J,k})_{k\in Z}$ den hesaplanan katsayı vektörü $(a_0, w_0, \dots, w_{J-1})$ algoritması piramidal algoritma olarak adlandırılır ve bunun tersi geri kazanılan piramidal algoritma olarak adlandırılır. Piramidal algoritmalar aynı zamanda Mallat'ın algoritmaları olarak da adlandırılır, çünkü bunlar ilk olarak S.Mallat tarafından geliştirilmiştir (Mallat, 1989).

Teorem 3.1., FWT ve FIWT algoritmaları olarak belirtilir.

Teorem 3.1: (Huang, 2003) ϕ iki-ölçekli denklemde sağlanan bir ortonormal MRA üreteci olsun, ve ψ iki-ölçekli tanımlanan dalgacığa karşılık gelsin. $f_j \in V_j$ ve

$$f_j(x) = \sum_k a_{j,k}\phi_{j,k}(x)$$
$$= f_{j-1}(x) + g_{j-1}(x)$$
$$= \sum_k a_{j-1,k}\phi_{j-1,k}(x) + \sum_k w_{j-1,k}\psi_{j-1,k}(x)$$

olsun. Böylece

$$a_{j-1,k} = \sqrt{2}\sum_l h(l-2k)a_{j,l}$$

$$w_{j-1,k} = \sqrt{2}\sum_l (-1)^l h(2k+1-l)a_{j,l}$$

Diğer taraftan, $a_{j,l}$ katsayısı

$$a_{j,l} = \sqrt{2}\left(\sum_k h(l-2k)a_{j-1,k} + \sum_k (-1)^l h(2k+1-l)w_{j-1,k}\right)$$

tarafından $(a_{j-1,k})_{k\in Z}$ ve$(w_{j-1,k})_{k\in Z}$ ‘dan ortaya çıkarılabilir.

Bu nedenle $a_{j-1,k}$ ve $w_{j-1,k}$ ilişkileri birlikte bu teorem FWT ve FIWT algoritmalarını ortaya koymaktadır.

3.3. Dalgacık Regresyon

Dalgacık regresyon modeli $y_i = f(t_i) + \varepsilon_i, i = 1,2,\dots,n$ örneklem verisi şeklinde göz önüne alınsın, deneysel dalgacık katsayı vektörü w, $n = 2^J$ elemanlarına sahip olduğu durumda, ayrık dalgacık dönüşümü bir $n\,x\,n$ ortogonal matris W tarafından

$$w = W_y \tag{3.4}$$

gösterilebilir.

Elemanları, kabaca bir örnek ortalamasına karşılık gelen tahmini katsayılar olan

$$w_{j,k}: j = 0,\dots,J-1, k = 0,\dots,2^j - 1$$

ve

$$\mathrm{w}_{-1,0}$$

tarafından indekslenir. Dalgacık dönüşümü bir lineer operatördür. Sonuç olarak, deneysel dalgacık katsayısı

$$w_{j,k} = \theta_{j,k} + z_{j,k}$$

şeklinde yazılabilir, burada $w_{j,k}$, $\theta_{j,k}$ve $z_{j,k}$ sırasıyla y_i, $f(t_i)$ ve ε_i için Dalgacık katsayıları olarak ifade edilebilir. Bölüm 3.2.2 ve 3.2.3 de verildiği gibi

$$f(t) = \sum_{k=0}^{2^{j_0}-1} \alpha_{j_0k}\phi_{j_0k}(t) + \sum_{j=j_0}^{\infty}\sum_{k=0}^{2^j-1} \beta_{jk}\psi_{jk}(t),\ j_0 \geq 0, t \in [0,1]$$

yazılabilir. Bu durumda regresyon parametreleri

$$\alpha_{j_0k} = \left\langle f, \phi_{j_0k} \right\rangle = \int_0^1 f(t)\phi_{j_0k}(t)dt,\ j_0 \geq 0, k = 0,1,..,2^{j_0} - 1$$

ve

$$\beta_{jk} = \left\langle f, \psi_{jk} \right\rangle = \int_0^1 f(t)\psi_{jk}(t)dt,\ j \geq j_0 \geq 0, k = 0,1,..,2^{j} - 1$$

şeklinde verilir.

Teorem 3.2: (Donoho & Johnstone, 1994).Beyaz gürültünün ortonormal dönüşümü aynı zamanda bir beyaz gürültüdür

İspat: ε dağılımı $N(0, I\sigma^2)$ olan bir rasgele vektör olsun. Çok değişkenli analizlerden, bunların ortonormal dönüşümü $z = W\varepsilon$ de

$$E(z) = E(W\varepsilon) = W.E(\varepsilon) = W.0 = 0$$
$$Cov(z) = Cov(W\varepsilon) = WI\sigma^2\mathrm{W}^{\mathrm{T}} = I\sigma^2$$

ile normal dağılır.

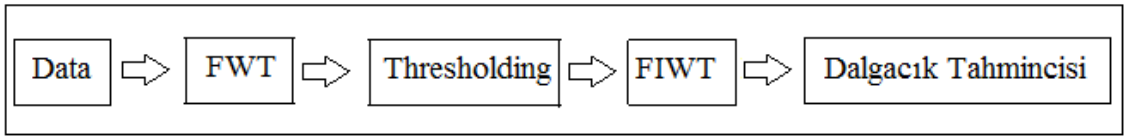
Dolayısıyla gürültü tüm dalgacık katsayılarını eşit olarak kirletmektedir. S.Mallat'ın çalışmasında sadece çok az dalgacık katsayıları orijinal fonksiyona katkıda bulunduğunu söylemektedir (Mallat, 1989). Buna dayanarak w'yi $\hat{\mathrm{w}}$ ile değiştirmek için bir eşikleme değer fonksiyonu uygulanır, yani bu eşikleme değer fonksiyonu, küçük $w_{j,k}$yı yok ederek, gürültü olarak nitelendirilen ve yeniden yapılanmadan sonra $\hat{f}$ almak için kullanılan büyük $w_{j,k}$ yi tutmak için kullanılır. Burada, "büyük" ün anlamı mutlak değerdeki büyüklüktür. Eşik üzerinde kalan değerlerdir. f'in Dalgacık tahmin edicisi $\hat{f}$

$$\hat{f} = \mathrm{W}^{\mathrm{T}}\hat{\mathrm{w}} \qquad (3.5)$$

tarafından verilir.

Mallat (Mallat, 1989) tarafından geliştirilmiş bölüm 3.2.3 de anlatılan FWT/FIWT algoritmaları matris çarpımı yerine dalgacık dönüşümü gerçekleştirmek için kullanılır.

Böylece dalgacık regresyon modeli şu şekilde gösterilebilir.



Şekil 3.3. Dalgacık Regresyon Modeli

Burada iki problem vardır. Eşiği nasıl seçeriz ve eşiklendirmeyi nasıl gerçekleştiririz?

3.4 Dalgacık Eşiklendirme

Dalgacık eşiklendirme çeşitli yöntemlerle yapılabilmektedir. Orijinal sinyalin gürültüsünü azaltarak düzgünlüğü sağlamaktadır. Kullanılan yönteme göre konulan ceza değerinin altındaki dalgacık katsayılarının yok edilmesi şeklinde de tanımlanabilir. Eşik seçimi temel bir konudur. Çok büyük bir eşik, oldukça çok katsayıyı keser, bir aşırı düzgünleştirilme meydana gelmesi ile sonuçlanır. Tersine, çok daha küçük bir eşik değeri birçok katsayının yeniden dahil olmasına, kıvrım vermeye yol açar. Eşiğin doğru seçilmesi bu ilkelerin ölçülü bir dengesini içerir (Huang, 2003).

Eşik seçme yöntemleri başlıca iki katogoriye ayrılır: Genel eşiklendirme ve seviye-bağımlı eşiklendirme. Eski seçimlerde tüm deneysel Dalgacık katsayıları için basit tek bir λ değeri genel olarak uygulanmıştır, ancak sonraki seçimlerde değişik λ_j eşik değeri her bir j dalgacık seviyesine uygulanmıştır (Marron, et al., 1998).

3.4.1 Yumuşak ve sert eşiklendirme

Bir eşik değeri $\lambda > 0$ için Dalgacık katsayısı w olsun, sert eşiklendirme fonksiyonu

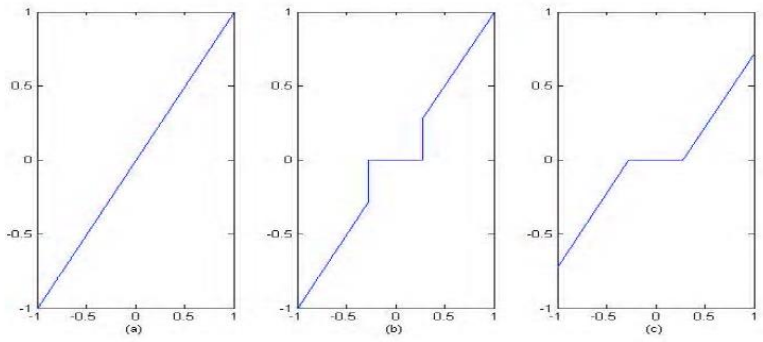
$$\eta_{hard}(w;\lambda) = wI(|w| > \lambda) \qquad (3.6)$$

tarafından belirlenir ve yumuşak eşiklendirme fonksiyonu

$$\eta_{soft}(w;\lambda) = sign(w)(|w| - \lambda)\mathrm{I}(|w| > \lambda) \quad (3.7)$$

tarafından belirlenir.

Şekil 3.4. sert ve yumuşak eşiklendirmenin performansını göstermektedir. Yumuşak yöntem sürekli olduğunda $x = \pm\lambda$ da sert eşiklemenin süreksizlik oluşturduğunu söylenebilir.



Şekil 3.4. $y = x$,$\lambda = 0.28$ sinyalinin sert ve yumuşak eşiklemesi (a) Orijinal sinyal (b) Sert eşiklendirilmiş sinyal (c) Yumuşak eşiklendirilmiş sinyal

3.4.2 Evrensel eşiklendirme

Genel eşiklendirme metodunun bu tipi (Donoho & Johnstone, 1994) tarafından önerilmiştir. Eşik değeri

$$\lambda = \hat{\sigma}\sqrt{2log\ n}$$

tarafından verilir.

Burada n veri noktalarının sayısıdır, ve $\hat{\sigma}$ gürültü seviyesi σ nın bir tahminidir. Donoho ve Johnstone en yüksek çözünürlük seviyesi *(J−1)* de sadece deneysel dalgacık katsayılarına dayanan σ nın bir tahminini önermiştir, çünkü bunlar gürültünün çokluğuyla oluşur. En ince detayları dışında fonksiyon bilgilerinin çoğu daha düşük seviyeli katsayılardadır. Mutlak sapma (MAD) tahmin edicisinin medyanı

$$\hat{\sigma} = \frac{median(|\mathrm{w}_{J-1,k} - median(\mathrm{w}_{J-1,k})|)}{0.6745} \quad (3.8)$$

ile verilir.

Evrensel eşikleme verimli bir şekilde gürültüyü ortadan kaldırır. Düzenlenmiş regresyon eğrisi genellikle çok yumuşak geçişler içerir ve bu nedenle görsel olarak istenilendir. Eğer $z_1, \ldots\ldots, z_n$, $idd\ N(0, \sigma^2)$ li gürültünün dalgacık katsayılarını temsil ederse, sıfıra daraltılmış olan tüm gürültülerin bu olasılığı büyük örnekler için çok yüksek anlamına gelen

$$\lim_{\mathrm{n}\to\infty} \mathrm{P}\left(z_i \leq \hat{\sigma}\sqrt{2log\ n}\right) = 1$$

dır.

Evrensel eşikleme yöntemi bu asimptotik sonuca dayalı olduğundan, küçük örnekleme sahip olunan durumlarda iyi performans vermez.

3.4.3 Minimax eşiklendirme

Başka bir eşikleme metodu olan Minimax (Donoho & Johnstone, 1995) tarafından geliştirilmiştir.

Eşitlik 3.9. e göre $\mathrm{w} = (w_i)_{i=1}^{n}$ gözlemlerinin verildiğini varsayalım.

$$w_i = \theta_i + \varepsilon z_i\ i = 1, \ldots\ldots, n \quad (3.9)$$

Burada $z_i \sim N(0,1), \varepsilon > 0$ dir. l^2 riskini tahmin için

$$R\left(\hat{\theta}, \theta\right) = E\left\|\hat{\theta} - \theta\right\|_{l^2}^2 \quad (3.10)$$

$\eta_s(w, \lambda)$, eşitlik (3.7) de tanımlanan yumuşak eşikleme fonksiyonu olsun. Bir tek gözlem $y \sim N(\mu, 1)$ ye sahip olduğu düşünüldüğünde tanım fonksiyonu

$$\rho_s(\lambda, \mu) = E\{\eta_s(y, \lambda) - \mu\}^2 \quad (3.11)$$

ve minimax miktarı:

$$\Lambda_n^* \equiv \inf_{\lambda} \sup_{\mu} \cdot \frac{\rho_s(\lambda, \mu)}{n^{-1} + \min(\mu^2, 1)}$$

$\lambda_n^* \equiv \Lambda_n^*$ elde etmek için en büyük λ (3.12)

Teorem 3.3: Varsayım modeli eşitlik (3.9) ve eşitlik (3.10) verilmiştir. Minimax eşiği λ_n^* (3.11) ile sağlanan bir tahmin edici ile tanımlanır (Donoho & Johnstone, 1995).

$$\hat{\theta}_i^* = \eta_s(w_i, \lambda_n^* \varepsilon)\ i = 1, \ldots., n$$

tüm $\theta \in R^n$ için

$$\mathrm{E}\left\|\hat{\theta}^* - \theta\right\|_{l^2}^2 \leq \Lambda_n^* \{\varepsilon^2 + \sum_{i=1}^{n} \min(\theta_i^2, \varepsilon^2)\}$$

sağlar, burada

$$\Lambda_n^* \leq 2logn + 1 \ \ ve \ \lim_{n\to\infty} \Lambda_n^* = 2logn$$

$$\lambda_n^* \leq \sqrt{2logn} + 1 \ \ ve \ \lim_{n\to\infty} \lambda_n^* = \sqrt{2logn}$$

Dononho ve Johnstone'ın yayınlarında bazı minimax eşik değerlerinin bir tablosu mevcuttur (Donoho & Johnstone, 1994).

Evrensel eşik ile karşılaştırıldığında, f fonksiyonunun küçük detayları gürültü aralığında bulunduğu zaman minimax eşikleme daha uygundur.

3.4.4. SureShrink eşiklendirme

SureShrink her bir dalgacık düzeyi j için en aza indirgenmiş, Stein tarafsız risk tahmini (Stein, 1981) tarafından bir λ_j eşiğini seçer (Donoho & Johnstone, 1995).

Teorem 3.4: (Huang, 2003) $\mu = (\mu_i : i = 1, \dots, d)$ ve $x = (x_i : i = 1, \dots, d)$ olsun, burada $x_i \sim N(\mu_i, 1)$.
$\hat{\mu} = \hat{\mu}(x)$, μ nün sabitlenmiş bir tahmin edicisi olsun. $\|\hat{\mu} - \mu\|_{l^2}^2$ yi kaybeden l^2

$$\hat{\mu} = \mathrm{x} + g(\mathrm{x}) \tag{3.13}$$

formunda μ nün bir tahmin edicisi için tarafsız olarak tahmin edilebilir. Burada R^dden R^dye $\mathrm{g} = (g_i)_{i=1}^d$ fonksiyonu türevlenebilirdir. Sonra risk

$$E_\mu \|\hat{\mu} - \mu\|^2 = d + E_\mu\{\|\mathrm{g}(\mathrm{x})\|^2 + 2\nabla.\mathrm{g}(\mathrm{x}) \tag{3.14}$$

tarafından verilir. Burada

$$\nabla.\mathrm{g}(\mathrm{x}) \equiv \sum_{i=1}^{d} \frac{\partial}{\partial x_i} g_i(\mathrm{x})$$

şeklindedir. Yumuşak eşiklendirme fonksiyonunu kullanılarak

$$g_i(x) = \delta_t(x_i) - x_i = \begin{cases} -t & x_i \geq t \\ x_i & -t \leq x_i \leq t \\ t & x_i < -t \end{cases}$$

Bundan dolayı

$$\|\mathrm{g}(\mathrm{x})\|^2 = \sum_{i=1}^{d} (\min(|x_i|, t))^2 \; ve \; \nabla.\mathrm{g}(\mathrm{x}) \equiv \sum_{i=1}^{d} 1_{[-t,t]}(x_i) \tag{3.15}$$

Bu durum altında, (3.14) tarafından,

$$SURE(t; x) = d - 2.\neq \{i : |x_i| \leq t\} + \sum_{i=1}^{d} (|x_i| \wedge t)^2 \tag{3.16}$$

elde edilir.

Burada $|x_i| \wedge t = \min(|x_i|, t)$ dir. Eşitlik (3.16), $E_\mu \left\| \hat{\mu}^{(t)}(x) - \mu \right\|^2 = E_\mu SURE(t; x)$ riskinin yansız bir tahmin edicisidir. Riskin tahmin edicisi olarak $\mathrm{E_\mu SURE(t; x)}$ kullanılarak, SURE eşik değeri

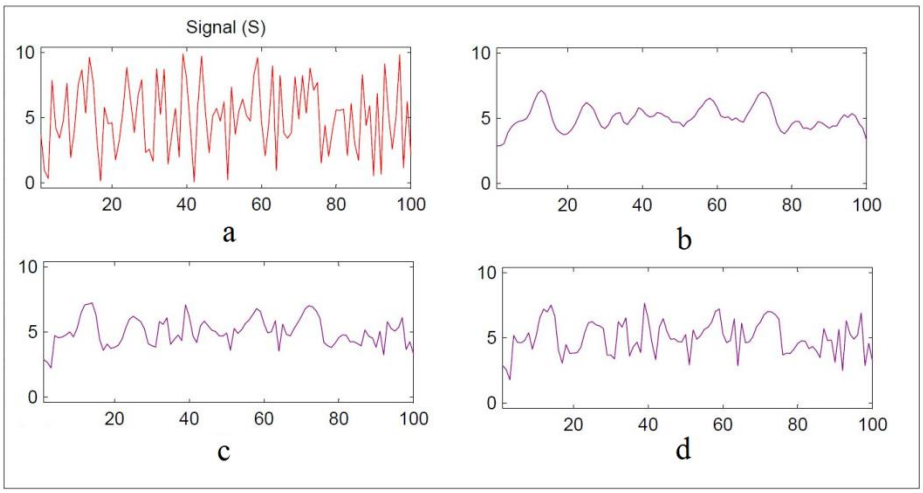
$$\lambda = \underset{t \geq 0}{\arg\min} SURE(t; x) \tag{3.17}$$

eşitlik (3.17) gibi verilir (Huang, 2003).

j düzeyde her dalgacık katsayısında, $x = (w_{j,k})_{k=0}^{2^j-1}$ ve $d = 2^j$ ile eşitlik 3.16 uygulanır ve $w_{j,k} \sim N(\theta_{j,k}, \sigma^2)$ elde edilir, burada $\theta_{j,k}$ tahmin edilecek olan f nin dalgacık katsayısı ve σ gürültü seviyesidir. SureShrink yöntemini uygulamak amacıyla, σ için (3.8) daki MAD tahmini kullanılarak $w_{j,k}$ yi yeniden ölçeklendirmemiz gerekir.

En aza indirgenen SURE kriteri ile ilişkili olan sayısal başarıya ışık tutar. (Donoho & Johnstone, 1995) $d = 2^j$ dalgacık katsayılı j seviyede λ_j hesaplamak için bütün çabanın $O(d\log(d))$ olduğunu göstermektedir.

SureShrink herhangi bir seviyede dalgacık gösteriminin çok seyrek olması durumunda iyi performans vermez, yani zaman katsayılarının büyük çoğunluğunun sıfır olma durumunda. Bu nedenle Donoho ve Johnstone bir evrensel eşik ve SureShrink karışımı önermektedirler. Eğer katsayılar dizisi seyrekse evrensel eşik kullanılır; aksi takdirde, SURE uygulanır. Bu melez yöntemi Heursure olarak adlandırılmaktadır (Huang, 2003).



Şekil 3.5. Değişik Eşik kurallarının uygulanması a) orijinal sinyal b) Evrensel eşikleme uygulandığında c) minimax uygulandığında d)SureShring uygulandığında

Şekil 3.5 de üç eşikleme yönteminin karşılaştırmaları verilmektedir.

3.4.5. Çapraz Geçerlilik

Çift kat (Twofold) çapraz geçerlilik tekniği (Nason & Silverman, 1994) tarafından iyi eşikleri seçmek için kullanılır. Klasik çapraz geçerlilik teknikleri risk tahmini için birini dışarda bırak (leave−one−out) metodu kullanır, fakat bu direk olarak dalgacık regresyona uygulanamaz çünkü piramidal algoritması verinin karesi kadar büyüklüğe ihtiyaç duyar (Huang, 2003).

Nason'un çift katlı çapraz geçerlilik tekniği yarısını dışarda bırak (leave−half−out) yöntemi kullanır ve bağımsız dağılıma sahip verilerde iyi çalışır.

Diyelimki $y_1^O, y_2^O, \ldots\ldots, y_{n/2}^O$ numaralandırılmış tek veri noktaları ve $y_1^E, y_2^E, \ldots\ldots, y_{n/2}^E$ çift veri değerlerini temsil etsin. Dalgacık tahmin edicisi çift veri değerlerinden elde edilen tahmin edici $\hat{f}^E$ olarak gösterilir ve tek-indeksli noktalar ise $\hat{f}^O$ olarak gösterilir.

$$\tilde{y}_i^O = \begin{cases} \frac{1}{2}(y_{2i-1} + y_{2i+1}) & i = 1, \ldots, \frac{n}{2} - 1 \\ \frac{1}{2}(y_{n-1} + y_1) & i = \frac{n}{2} \end{cases} \tag{3.18}$$

$$\tilde{y}_i^E = \begin{cases} \frac{1}{2}(y_{2i-2} + y_{2i}) & i = 2, \ldots, \frac{n}{2} \\ \frac{1}{2}(y_n + y_2) & i = 1 \end{cases} \tag{3.19}$$

olsun. çapraz geçerlilik yaklaşımı l^2 riskinin aşağıdaki tahminini minimize eder.

$$\widehat{CV}(t) = \sum_{i=1}^{n/2} \left\{ \left(\hat{f}_t^E \left(\frac{2i}{n} \right) - \tilde{y}_i^O \right)^2 + \left(\hat{f}_t^O \left(\frac{2i-1}{n} \right) - \tilde{y}_i^E \right)^2 \right\}$$

Bu ifadeyi elde etmek için Parseval'ın formülü (Huang, 2003) uygulanırsa

$$\widehat{CV}(t) \propto \sum \sum \left\{ \left(\hat{w}_{j,k}^E - \tilde{w}_{j,k}^O \right)^2 + \left(\hat{w}_{j,k}^O - \tilde{w}_{j,k}^E \right)^2 \right\} \tag{3.20}$$

burada $\{\widehat{w}_{j,k}^{O}\}$ ve $\{\widehat{w}_{j,k}^{E}\}$ tek ve çift indekslenmiş veriler için sırasıyla eşiklendirilmiş dalgacık katsayılarıdır. $\{\widetilde{w}_{j,k}^{O}\}$ ve $\{\widetilde{w}_{j,k}^{E}\}$ ile dalgacık katsayılarınının t üzerinde minimize edilmiş eşitlik (3.18), (3.19) ve eşitlik (3.20) deki aynı metodların kullanımı ile ilgili interpolasyon dizilerinden çıkarılan sonucunu da temsil eder, yarı-örneklem öngörüsü için en iyi eşiği verir

$$\lambda_{CV}^{n/2} = \underset{t \geq 0}{\arg\min}\, \widehat{CV}(t) \tag{3.21}$$

bu minimum sayısal olarak hesaplanmış olmalıdır. Son eşik

$$\lambda_{CV}^{n} = (1 - \tfrac{1}{\log n})^{-1/2} \lambda_{CV}^{n/2} \tag{3.22}$$

ile verilir.

Bu basit çapraz geçerlilik tekniğinin bir avantajı da kolaylıkla değişik risk tanımlarının adapte edilebilmesidir. Örneğin l_∞ veya l_1 normlarında ölçülen öngörü hataları gibi (Huang, 2003).

Eşik tespit edecek bazı diğer yaklaşımlar vardır. Örneğin, eşik "küçük" katsayıların grubu ve "büyük" katsayıların biri olarak dalgacık katsayılarını bölmek için kullanılır, geniş katsayı grubunu oluşturan anlamlılık testini geçen katsayıları hiptezlerin istatistiksel testlerinde kullanmak mantıklıdır. Bu eşik seçimi yaklaşımı (Abramovich, et al., 1998), (Abramovich & Benjaminiand, 1995) den alınmıştır. Son zamanlarda katsayısı tahmininde Bayesian yöntemleri dikkat çekmektedir. Bu yöntemlerden bazıları dalgacık katsayılarının bir önceki dağılımın dalgacık katsayılarını kullanarak bir sonraki dalgacık katsayılarını tahmin eder (Huang, 2003).

Dalgacık dönüşüm matrisi *W* kullandığımız dalgacık tabanı tipleri tarafından belirlenir.

FWT 2^J formunda veri boyutu gerektirir. Fakat gerçek örneklem verisi her zaman bu büyüklükte olmaz. Bu durumda örneklem büyüklüğünün 2^J ye genişletilmesi gerekir. Periyodik uzatma, simetrik yansıma, sınır değer çoğaltma ve anti simetrik çoğaltma bazı genişletme metotlarıdır. Bazen örneklem büyüklüğü yeterince büyük olursa eşit-aralıklı çiftler halinde alt aralıklara ve 2^J veri setinden oluşmuş her bir aralığı içeren tüm örneklem değerleri ortalaması halinde bölünebilir. Bu yol örneklem

verisinin stokastik noktaları olduğu zaman çok kullanışlıdır. Verilen $n = 2^J$ veri noktaları, J çözünürlük seviyesinden meydana gelmiş dalgacık dönüşümüdür. Wavelet toolbox'ı ile dalgacık dönüşümü ve eşiklendirme algoritmaları hesaplanabilir (Misiti, et al., 2002).

4. REEL SEKTÖR RİSK YÖNETİMİ

Modern dilde risk, beklenmeyen bir durumun ortaya çıkma olasılığı, tehlike ve kayıp anlamına gelmektedir. Finansal piyasalarda ise risk, deterministik olarak modellenemeyen finansal değişkenlerdeki hareketlerin beklenmeyen sonuçlarının dağılımı olarak açıklanmaktadır. Hareketli piyasa koşullarında yatırımdan sağlanacak verimin, beklenen verimin altına düşmesi ya da üstüne çıkması olasılığı yatırımın riskini oluşturmaktadır. Yatırımcı, yatırımından fayda sağlamayı beklerken aynı zamanda risk almayı da göze almaktadır. Risk kavramının belirsizlik ve bu belirsizliğe karşı korunmasız olma gibi iki temel unsuru vardır. Belirsiz piyasa koşullarına bağlı olarak ortaya çıkan risk istatistiksel varsayımlara dayanılarak modellenebilmektedir. Dolayısıyla belirsizlikten korunma, riski tahmin etme ve ölçme ile başlamaktadır. Burada risk yönetimi kavramı önem kazanmaktadır.

Risk yönetiminin başlıca iki önemli amacı vardır. Birincisi, finansal belirsizlikten kaynaklanan göze alınmamış kayıpların engellenmesi, ikincisi ise performansların arttırılmasıdır. Reel sektörde faaliyet gösteren kuruluşların karşı karşıya kalınan ve kontrol edilebilir gibi gözüken bu risklerin önce tipini belirlemeleri ve daha sonra ölçmeleri gerekmektedir. Riskin tanımlanması, ölçülmesi ve buna dayanarak karar alınması risk yönetiminin aşamalarını oluşturmaktadır.

Riskin ölçülmesi için öncelikle portföyün, kazancın, sermayenin ya da belirli bir nakit akımının değerini belirleyen ilgili değişkenler belirlenmektedir. Portföy: Sahip olunan varlıkların aynı veya farklı özelliğe sahip birden fazla kıymete yatırılması sonucu oluşan toplam değerdir.

Reel sektörde faaliyet gösteren kurumların daha etkin yöntemlerle önlem alabilecekleri finansal riskler belli başlı kategorilere ayrılmaktadır.

4.1. Finansal Risklerin Belirlenmesi

Finansal risk, piyasadaki fiyat dalgalanmaları karşısında işletmelerin aktif değerlerinin veya pasif değerlerinin değişmesidir. Şirketlerin faaliyetlerinde alacakları kararlar ya da uyguladıkları stratejiler için yüksek oranda risk üstlenmektedirler.

Finansal risk, literatürde piyasa, kredi, likidite ve faaliyet (operasyonel) risk alt başlıkları halinde incelenmekte, bazı kaynaklarda yasal risk de bu sınıflamaya

girmektedir (Chew, 2001). Ancak yapılacak çalışmada reel sektördeki şirketler için yapılacak olan risk analizi kavramı piyasa riski ile sınırlı tutulmuştur.

4.1.1. Piyasa riski

Piyasa riski şirketlerin sahip oldukları bir yada birden fazla ticari varlığın işleme tabi tutulabileceği süre dahilinde, piyasada meydana gelen beklenmeyen dalgalanmaların sebep olduğu kayıp veya beklenen düşük seviyedeki kar halini ifade eder. Piyasa riski herhangi bir zaman zarfı içerisinde gerçekleşebilir**.** Piyasa riski olarak döviz kuru riski, faiz riski, hisse senedi riski ve ülke riski incelenmektedir (İnal & Günay, 1993).

4.1.2. Döviz kuru riski

Belli etkenlerden dolayı ulusal para biriminin, yabancı ülke para birimleri karşısında değerinde meydana gelebilecek olumlu yada olumsuz değişimler sonucu oluşabilecek zarar olasılığıdır. Kur riski, şirket bilançolarındaki döviz cinsinden aktiflerin, döviz cinsinden pasiflerden az olması durumunda yüksektir. Bu duruma "açık pozisyon" denir. Şirket açık pozisyon durumunda iken döviz değer kazanırsa şirket için zarar, döviz değer kaybı yaşarsa şirket için kar söz konusudur. Tam tersi bir duruma "kapalı pozisyon" denir. Şirket kapalı pozisyonda iken döviz değer kaybederse zarar, döviz değer kazanırsa kar söz konusudur.

Döviz piyasası spekülatif amaçlı hareketlerin yoğun bir şekilde gerçekleşmekte olduğu bir piyasadır. Bu durum göz önünde bulundurularak dövizin gelecekte ne olabileceğine dair, ekonomik göstergelerin ışığı altında çalışmalar yapılmıştır fakat başarılı olunamamıştır. Döviz piyasalarında yaşanan dalgalanmalar büyük zararlara yol açmaktadır. Şirketlerin taşıdıkları kur riskini ölçen üç temel oran vardır (Atan, 2002; İnal & Günay, 1993). Bu oranlar şunladır:

1.Likidite Oranı : Likidite oranının hesaplanmasına ilişkin formül aşağıdaki gibidir:

Likidite Oranı =Kısa Vadeli döviz mevcutları/Kısa Vadeli Döviz Taahhütleri

Hesaplanan likidite oranı %10’ dan az olamaz bu durumda şirket için kur riski söz konusudur (İnal & Günay, 1993).

2. Kur Riski Oranı: Kur riski oranının hesaplanmasına ilişkin formül

Kur riski oranı=(Döviz Mevcutları+Döviz Alacakları)/(Döviz Borçları+D. Taahhütleri)

şeklindedir.

Hesaplanan kur riski oranı %80 ile %110 arasında olmalıdır. Hesaplanan değer bu aralıkta değil ise şirket için kur riski söz konusudur.

3. CAR Oranı: Riske maruz olan sermaye miktarını ölçer. CAR oranının hesaplanmasına ilişkin formül aşağıdaki gibidir:

CAR Oranı = Net Döviz Pozisyonu/Sermaye Tabanı

Bu oranın %20 olması gereklidir. Bu orandaki amaç şirketin açık pozisyonunun sermaye tabanının 1/5’ini geçmesini önlemektir (Atan, 2002).

4.1.3. Faiz riski

Faiz riski, faiz oranlarında meydana gelen değişimler sonucunda karşı karşıya kalınan risktir. Diğer bir tanımda ise faiz riski, faiz oranlarındaki değişimlere bağlı olarak şirket bilançosunun piyasa değerinin ve bu bilançodan beklenen getirinin değişmesi olarak belirtilmiştir (Ceylan, 1995). Daha geniş bir tanımlama ile faiz riski, faiz oranlarında medyana gelen değişimlerin etkisi ile finansal varlıkların fiyatlarında oluşan değişimlerin firmalar arası nakit akışı, bilançolarındaki aktif ve pasif yapıları üzerinde yarattığı olumsuz etkidir (Bolgün & Akçay, 2005).

Ekonomide yaşanan globalleşme sonucunda tüm piyasalar ve bu piyasalarda işlem gören finansal varlıklar birbirleri ile bütünleşmişlerdir. Dolayısıyla faiz oranları ekonomi için önemli bir denge unsuru haline gelmiştir (İnal & Günay, 1993).

4.1.4. Hisse senedi fiyat riski

Hisse senedi fiyat riski, hisse senedi fiyatlarında meydana gelen dalgalanmalar sonucunda oluşan risktir. Hisse senetleri en riskli yatırım araçlarıdır. Hisse senetleri fiyatları borsadaki fiyat hareketlerine bağlı olarak değişim göstermektedir. Bu değişimler şirketlerin bu piyasalara yaptıkları yatırımlar üzerinde de etkili olur ve şirketler de bu durumdan etkilenir. Sahip oldukları yatırım araçlarını nakite dönüştürmek istediklerinde satış zorluğu ve maddi kayıpla karşılaşabilirler, Fakat şirketler oluşturacakları güçlü portföyler sayesinde etkisinde kalabilecekleri risk miktarını azaltırlar. Hisse senedi piyasaları her zaman sabit getirili menkul kıymet piyasaları ya da döviz piyasalarına göre daha fazla dalgalanma gösterir (Brooks & Persand, 2000). Bu nedenle hisse senedi fiyat riski, piyasa riskinin en önemli kaynağıdır.

Hisse senetleri fiyat değişim riskini en aza indirmek için, hisse senedine yatırım yapacak olan şirketin yatırım yapacağı işletmelerin durumunu, sektörel analizini ve ekonomik konjonktürü dikkate alması zorunludur (Genç, 2009).

4.1.5 Kredi riski

Şirketin riskli faaliyetlerinden biriside kredi riskidir. Alınan krediye karşılık verilen teminatın değerinin artması. Kredi kullanımından dolayı yeni kredi kullanımında karşılaşılan güçlükler. Kredi faiz oranlarında değişme, kredinin vadesinde ödenememesi durumundaki cezai durumun nakit akışına olan etkisi kredi riskini doğurmaktadır (Hull, 2006).

4.1.6. Likidite riski

Likidite, vadesi gelen borçların eksiz ve tam zamanında ödenmesi yeteneğidir. Daha geniş bir tanımla likidite ise, kurumların ellerinde bulundurdukları aktifleri daha kolay ve daha kısa zamanda paraya çevirmek, aktiflerinin vadelerini pasiflerinin vadeleri ile uyumlu hale getirmek için uygulanan dengeli finansman politikasıdır.

Likidite riski, likidite sınırı ve normal maliyetle kaynak bulabilme şeklinde ifade edilmektedir. Likidite sınırının aşılması, şirketin kısa vadeli varlıklarının, kısa vadeli yükümlülüklerini yada beklenmeyen nakit çıkışlarını karşılayabilme gücünü kaybetmesi

şeklinde kendini gösterir. Ani mevduat çekilmesi gibi olayların yarattığı nakit gereksinmesini karşılayabilmek üzere şirketin yüksek maliyetle kısa süreli borçlar almasına veya tam likit olmayan varlıklarını zarar ederek paraya çevirmek zorunda kalmasına likidite riski denmektedir (Genç, 2009).

4.1.7 Bilanço riski

Bilançoda yer alan aktif ve pasif yapısında meydana gelen dengesizlikler sonucu ortaya çıkan bir risktir. Bilanço riskinin temel nedeni, kurum içerisinde gerçekleştirilen aktif-pasif yönetiminin yetersiz oluşudur. Maliyetli pasifler ile getirili aktiflerin faiz oranlarında vade yapısının uyumsuzluğu, döviz kurlarındaki değişim, risk farklılaştırmasına önem verilmeksizin yapılan menkul kıymet ve kredi portföyü ile öz kaynaklardan çok daha fazla oranda borçlanmadan kaynaklanan risklerdir (Bolgün & Akçay, 2005).

4.2. Finansal Risklerin ölçülmesi

Sayısal analize dayanan risk büyüklüğünün belirlenmesinde ilk aşama risk tipinin ve ölçüsünün belirlenmesidir. Finansal piyasalarda risk ölçüsü, belirli bir zaman içinde, kurumların faaliyet alanındaki belirsizlik düzeyinin finansal olaylara etkilerinin parasal değer olarak ifade edilmesidir. Finansal değişkenlerdeki ani iniş ve çıkışlar kontrol edilememektedir. Riski oluşturan piyasalardaki belirsizlik geçmiş verileri dikkate alınan finansal değişkenlerin standart sapması ile tahmin edilebilmektedir. Kayıplar, finansal değişkenin aşağı ya da yukarı yönde ortalamadan sapması ve risk kaynaklarına karşı korunmasız olma durumundan ortaya çıkmaktadır. Finansal zaman serilerinde karşılaşılan yayılma ölçüsü olan standart sapma aynı zamanda “volatilite” olarak adlandırılmaktadır. RMD, volatilite temelli etkinin ve finansal riske karşı korunmasızlığın kombinasyonunu ele almaktadır (Jorion, 2006). Risk, ilgili değişkenlerin piyasa hareketliliğine olan duyarlığı ile de ölçülmektedir. Piyasa endeksindeki bir birimlik oynamanın ilgili değişkende yarattığı değişim risk göstergesidir. Lineer değişimler söz konusu olduğunda riskin büyüklüğü, faiz oranlarındaki hareketlere bağlı olarak, sabit getirili menkul kıymet piyasasında süre (İlgili pozisyonun vade yapısı (Duration)) ile, hisse senedi piyasasında ise beta (Piyasa endeksindeki bir birimlik değişimin, hisse senedi fiyatında meydana getirdiği

değişikliktir, aynı zamanda Sistematik Risk denir) katsayısı ile ölçülmektedir. Yatırımın değerindeki hareketlerin değişimine dayanan türev piyasalarda risk delta (Opsiyonun yazıldığı ilgili varlığın fiyatında bir birim değişmenin opsiyon priminde meydana getirdiği değişiklik.) ile ölçülmektedir. İkinci dereceden hassasiyetler söz konusu olduğunda sabit getirili menkul kıymet piyasasında risk, konveksite (Süredeki değişimi faiz oranlarındaki değişime bağlı olarak ölçer) ile türev piyasalarda ise gamma (Opsiyonun deltasının opsiyonun ilgili olduğu varlığın fiyatına göre değişiminin ölçüsüdür.) ile ölçülmektedir (Genç, 2009).

4.3. Geleneksel Risk Ölçüm Metotları

Geleneksel olan risk ölçümlerinden bazıları Gap Analizi, Süre Analizi, İstatistiksel Analiz ve Senaryo Analizidir. Gap Analizi; faiz oranı riskini ölçen bu metot eksiklikleri olmasına rağmen reel sektörde faaliyet gösteren kurumlara uygulamada kolaylık sağlamaktadır. Gap belirli bir dönemde, faize karşı duyarlı aktifler ile pasifler arasındaki farkı yansıtmaktadır. Uygulaması kolay olmakla birlikte sadece bilanço içi faiz riskini dikkate almakta ve inceleme dönemi tercihinden etkilenebilmektedir. Süre Analizi; faiz oranı riskinin ölçülmesinde finansal kurumlar tarafından kullanılan diğer bir geleneksel yöntemdir. Bir tahvilin süresi vadesine kadar geçen dönemdir. Özel olarak Süre Analizi, her bir nakit akımının bugünkü değerlerine bağlı olarak ağırlıklandırılmasıdır. Gap analizine göre defter değerini değil piyasa değerini göz önüne bulundurmaktadır. İstatistiksel Analiz; faiz oranlarına olduğu gibi öz sermaye ve yabancı döviz kurlarına uygulanabilmektedir. Finansal değişkenler arasındaki ilişkinin, kayıp veya kazanç olarak tahmin edilmesidir. Sayısal olarak ihtiyaç duyulan çeşitli parametrelerin tahmini genellikle ekonometri tekniklerle yapılmaktadır. Bu uygulama temiz verinin bulunabilirliği ile sınırlıdır. Senaryo Analizleri; maruz kalınan kayıp ve kazançların durumunun araştırılması ve buna bağlı olarak senaryoların kurulmasıdır. Senaryo analizi pek çok risk çeşidine uygulanabilmektedir. Uygulamada İstatistiksel Analize göre verinin elde edilebilmesi sınırlılığı yoktur. Yatırımcı risk yönetimi sürecinde riski minimuma indirebilmek için ölçmek istemektedir. Geleneksel risk ölçüm metotlarından her biri farklı finansal araçların riskini ölçmede kullanılmaktadır. Bu finansal araçlar bir grup olarak alındığı zaman, piyasa riskinin ölçülmesini gerektiren çok sayıda risk ölçüsüne ihtiyaç duyulmakta, dolayısıyla çeşitli risklerin korelasyonu ile oluşan riski tek bir değerle, hassas bir şekilde ifade edebilmek zorlaşmaktadır. Ayrıca

geleneksel ölçümler gerçekleşebilecek kayıp miktarını bir olasılık değeri olarak ifade edememektedir. Geleneksel ölçüm metotlarının cevaplayamadığı bazı sorular vardır (Şanlıoğlu, 2005).

- Bir gün içerisinde hangi olasılıkla ve ne kadar parasal kayba uğranılabilir?
- Finansal krizler gibi olağandışı durumlarda ne kadar parasal kayba uğranılabilir?
- Farklı yatırımların birleşiminin maruz kalabileceği risk nedir?
- Tüm mümkün sınırlar göz önüne alındığında, bu ticari işlemden beklenebilecek günlük getiri değişkenliği nedir?
- Çeşitlendirmeden yatırımcının elde edeceği fayda nedir?
- Hangi ticari işlemde daha fazla risk alınır?
- Yatırımcının mevcut riski, gücünün yetebileceğinden daha fazla risk almasına izin verir mi?
- Ticari işlem, alınan riske karşılık yeterli getiriyi sağlıyor mu?

RMD bu sorulara cevap sağlayan bir risk ölçüm metodudur (Bolgün & Akçay, 2005).

4.3.1. Riske maruz değer'in ölçülmesinde kullanılan parametreler

Yüzde "X" olarak emin olabiliriz ki önümüzdeki "N" gün içinde dolardan daha fazla kaybetmeyeceğiz" (Hull, 2006) tanımından da anlaşılacağı gibi, güven düzeyi ve elde tutma süresi RMD hesaplamada iki önemli parametredir. Bu parametrelere ek olarak örnekleme periyodu ve getirilerin korelasyonu da RMD hesaplamalarında dikkate alınmalıdır. Bu parametrelere ilişkin BIS(Uluslararası Ödemeler Bankası (Bank of International Settlements) ve uygulayıcıların farklı görüşleri vardır. Hesaplamalar yapılmadan önce parametreler ülkelerin finansal piyasalarının özellikleri, mali yapısı, bankacılık sisteminin yapısal özellikleri gibi faktörler dikkate alınarak belirlenmektedir (Bolgün & Akçay, 2005)

4.3.2. Elde tutma süresi

Elde tutma süresi RMD'nin hesaplandığı zaman periyodudur. Genellikle bir gün olan finansal yatırımı elde bulundurma süresi bir ay da olabilir. Bazı kuruluşlar bu zaman dilimini 1 aydan da uzun bir süreye çıkarmışlardır. Fakat BIS tarafından belirlenen kurallara göre 1997 yılının sonunda elde bulundurma süresi 10 gün olarak belirlenmiştir. Teorik olarak, RMD hesaplamalarında elde tutma süresini bir günden az kullanılabilir olsa da pratikte en kısa elde tutma süresi 1 gün olarak belirlenmiştir (Dowd, 1998). Elde tutma süresi uzadıkça beklenen fiyat değişikliği artmaktadır. Pek çok banka RMD hesaplamalarında bir günlük elde tutma süresi kullanmaktadır. Elde tutulan portföyün likiditesi ve elde tutma süresi ile portföyün tasfiye edilebileceği süre uyumlu olmalıdır. Basel Komitesi de RMD hesabında 10 günlük bir elde tutma süresi kullanılmasını önermektedir. Piyasa düzenleyicileri olumsuz piyasa koşullarında likiditenin düşeceği ve alım satım faaliyetlerinin zorlaşacağını düşünerek daha uzun elde tutma süresini tercih etmektedirler. Elde tutma süresinin karekökü RMD hesaplamasına çarpım olarak katılmaktadır. Bu ilişki "Geometrik Brownian Motion" yaklaşımına dayanmaktadır. Dowd'a göre zaman aralığının seçimini etkileyen faktörler şu şekilde sıralanmaktadır;

Elde tutulan portföyün tasfiye edilebileceği süre ile elde tutma süresi uyumlu olmalıdır. Eğer portföy aynı anda nakde çevrilebiliyorsa hesaplanan RMD'nin zaman aralığı kısa olmalıdır. Dolayısıyla firma işlem yaptığı piyasayı iyi yansıtan zaman aralığını seçmelidir.

RMD modelinin güvenilirliği ancak geniş bir veri seti ile sağlanmaktadır. Bu veri seti de ancak kısa zaman periyodu alınırsa mümkün olmaktadır. Örneğin 1000 gözlem elde etmek için periyot günlük alınırsa 4 yıl, haftalık alınırsa 80 yıllık veriye ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tür verileri elde etmek pratik değildir, veriler elde edilse bile, anlamlı karşılaştırmalar yapmak için bu veriler çok eski kalmaktadır (Dowd, 1998).

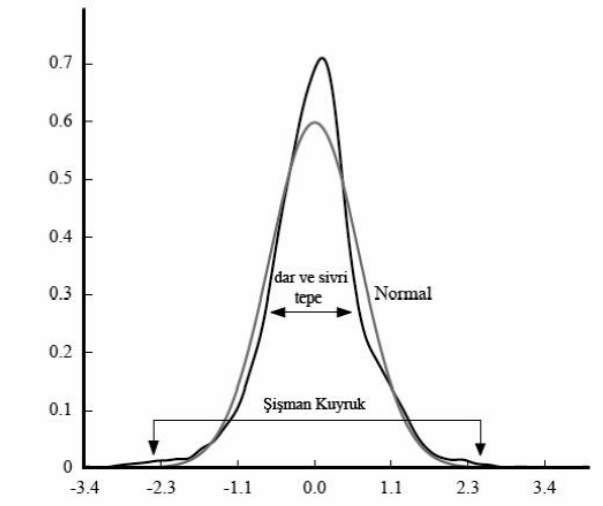
4.3.3. Güven düzeyinin seçimi

RMD hesaplamalarında seçilen güven düzeyi arttırıldıkça z_α değeri artmakta ve RMD'yi arttırmaktadır. Belirli bir miktardaki yatırımın farklı elde tutma sürelerine ve güven düzeylerine bağlı olarak hesaplanan RMD'si de farklı olacaktır. Güven düzeyi ve elde tutma süresi arttıkça RMD de artmaktadır. BIS ve BDDK içsel model kullanan

finansal kurumlara %99 güven düzeyini kullanmalarını zorunlu kılmıştır. Fakat JP Morgan gibi piyasa RMD'si konusunda öncü çalışmalar yapan ve günlük kararlarında kullanan kurumlar, %99 güven düzeyini çok yüksek bulmaktadırlar. JP Morgan'ın RiskMetrics (J.P. Morgan ve Reuters'in müşterilerine finansal piyasalarda karşı karşıya kalınan piyasa riskini, RMD çerçevesinde tahmin etmeye araçlar sunan bir şirkettir.) modelinde %95 güven düzeyi kullanılmaktadır. Güven düzeyinin seçimi kullanılacak uygulamanın amacına göre değişebilmektedir (Dowd, 1998). Seçilecek güven düzeyinin RMD sisteminin geçerliliği, sermaye yeterliliğinin belirlenmesi, risk yönetimi için gerekli veriyi sağlamak, raporlarda kullanmak ve karşılaştırma yapmak gibi çeşitli amaçlara göre değişeceği vurgulanmaktadır. Firmalar sistem geçerliliği için düşük güven düzeyi kullanırken, risk yönetimi ve sermaye yeterliliği için yüksek güven düzeyi, aynı zamanda raporlama ve karşılaştırma için her ikisi arasında bir güven düzeyi seçebilmektedir (Dowd, 1998). Güven düzeyi genellikle %95 ya da %99 olarak seçilmektedir. Yatırım getirilerinin normal dağılıma uyduğu varsayımı altında RMD hesaplanırken, sadece kayıplar ile ilgilenildiği için dağılımın sol kuyruk olasılıkları dikkate alınmaktadır. Örneğin %99 güven düzeyi, yatırımın değerinin ortalamadan standart sapmanın -2,326 katı kadar sapma olacağını göstermektedir. Dolayısıyla negatif olarak hesaplanması gereken RMD, kayıp miktarını ifade eden parasal değer olarak hesaplandığı için pozitif olarak ele alınmaktadır.

4.4. Finansal Getirilerin Dağılımı

Varyans-Kovaryans ve Monte Carlo metotları ile RMD hesaplanırken en önemli varsayım finansal getirilerin normal dağıldığıdır. Ancak finansal getirilerin pratikte elde edilen dağılımları, normal dağılıma göre daha sivri uçlu ve kalın kuyruklu olan leptokurtik (pozitif basık) dağılıma uymaktadır.



Şekil 4.1 Finasal getirilerin günlük dağılımı

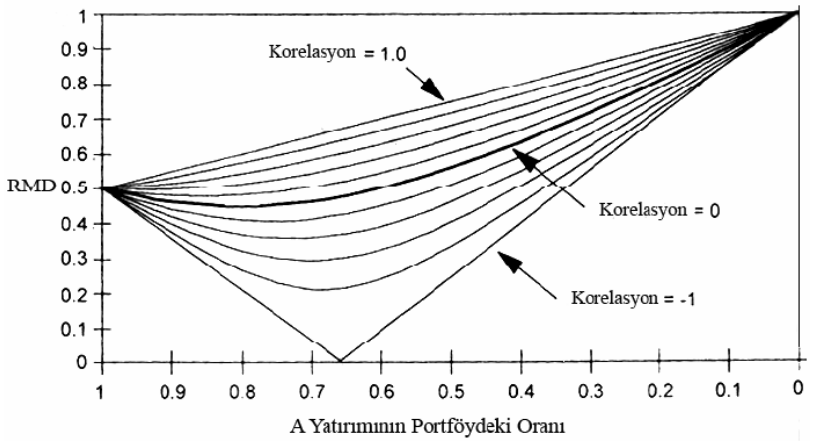
Bir dağılımın kalın kuyruklu olması ekstrem getirilerin frekansının normal dağılıma göre daha fazla olduğu anlamına gelmektedir. Dolayısıyla getirilerin dağılımının kalın kuyruklu olması, RMD hesaplanmasının risk ölçümü için tek başına yeterli olmadığını göstermektedir (Dowd, 1998).

Portföy getirilerinin dağılımları normal dağılıma tam olarak uymayabilmektedir. Normallik varsayımı gerekli güven düzeyinde volatilitenin kolay hesaplanmasını sağlamaktadır. Aynı zamanda bu varsayım getirilerin birbirinden bağımsız ve ortalama etrafında simetrik olarak dağılması anlamını da taşımaktadır. Dolayısıyla finansal yatırımların getirileri arasında sıralı korelasyon yoktur, diğer bir deyişle bir getiri bir önceki günün getirisine bağlı değildir (Genç, 2009).

4.5. Portföy Çeşitlendirme Etkisi

Portföy çeşitlendirme etkisi elde tutulan portföydeki yatırım araçlarının çeşitliliğinin, portföyün risk miktarında yarattığı etkidir. Sistematik olmayan riskin, firma ve endüstri özelliklerine bağlı olması nedeniyle portföyü oluşturan hisse senetleri veya portföyler arasında çeşitlendirmeye gidilerek riski indirgemek mümkündür Markowitz (1952)'in portföy seçim modeli belirli bir risk seviyesinde beklenen getiriyi maksimum yapmayı veya belirli bir getiri seviyesinde riski minimize etmeyi amaçlamaktadır. Markowitz tarafından geliştirilen "Ortalama-Varyans" yaklaşımında, beklenen getirili yatırım alanları veya kısaca rasgele değişkenler, ortalama ve varyanslarına göre sıralanırlar. Bu sıralı rasgele değişkenler arasından eğer herhangi

ikisi aynı varyansa sahip ise ortalaması yüksek olan tercih edilir veya aynı ortalamaya sahip iseler daha küçük varyanslı olan tercih edilir (Ceylan, 1995). Dolayısıyla portföy yöneticisinin amacı RMD rakamının minimum olması ise, belirli bir getiri düzeyinde varyansı minimum olan portföyü seçmesi gerekmektedir. Portföy riskinin hesaplanmasında, portföyü oluşturan yatırımlar arasındaki korelasyondan faydalanılmaktadır. Portföydeki korelasyonlar yatırımlardaki fiyat değişimlerinin birbirlerini üzerindeki etkilerini açıklamaktadır. İki yatırımın fiyatı bir doğru boyunca aynı yönde hareket ediyorlarsa aralarındaki korelasyon 1'dir. Eğer doğru üzerinde ters yönlü bir hareket varsa aralarındaki korelasyon –1'dir.



Şekil 2 portföy şekillendirme etkisi

A ve B yatırımlarından oluşan yukarıdaki şekilde B yatırımının riski A yatırımının riskinin iki katıdır. Bunun yanında A'ya B'den iki kat fazla yatırım yapılmış olan bir portföyde yatırımlar arasındaki korelasyona bağlı değişen portföyün riski yatırımların ağırlıkları dikkate alınarak verilmiştir. Şekilde yatırımlar arasındaki korelasyon her çizgide 0,2 oranında değişim göstermektedir. Görüldüğü gibi A'nın yatırım miktarı B'nin iki katı kadar ve aralarındaki korelasyon –1 olduğunda risk miktarları eşit olacağından portföyün riski sıfıra düşecektir. Aralarındaki korelasyon 1 olduğunda ise risk etkileri yine ağırlıkları da dikkate alınarak portföyün riskini aynı yönde etkileyecektir. Belirli bir risk seviyesinde en iyi getiriyi sağlayan ya da belirli bir getiri seviyesinde en düşük riske sahip portföy etkin bir portföydür. Bu amaçları sağlayan portföyler etkin portföylerdir ve etkin portföylerin kümesi etkin sınır oluşturmaktadır. Etkin sınır üzerindeki portföyler bu sınırın altındaki bütün portföylere göre verimlidir. Portföy analizinin amacı, etkin sınırı oluşturmaktır. Bir sınır bir kez

tespit edildikten sonra yatırımcı etkin sınır üzerindeki arzu ettiği portföyü seçebilir (Hull, 2006), (Markowitz, 1952).

4.6. Riske Maruz Değer (RMD) ve Ölçüm Metodları

Risk ölçümü, riski oluşturan faktörlerin belirlenmesi ve modellenmesi ile başlamaktadır. Dolayısıyla riskin yönetilebilmesi, karşı karşıya kalınan riskin tanımlanması, ölçülmesi ve kontrol edilmesi aşamalarından oluşmaktadır. RMD, hedeflenen zamanda ve verilen güven düzeyinde beklenen maksimum (en kötü) kaybı özetlemektedir (Jorion, 2006). RMD, yatırımın mümkün kayıplarının istatistiksel ölçüsünü tek bir rakam olarak ifade etmektedir.

RMD, piyasa hareketlerinin neden olduğu kayıpların ölçüsüdür, dolayısıyla RMD'den daha fazla kayıplara maruz kalınması olasılığı düşüktür. Hesabı RMD'nin portföyü oluşturan risklerin birleşimi olduğu varsayımına dayanmaktadır. RMD yatırım farklılıkları ile kısa veya uzun pozisyonlardan artan riski hesapladığı ve para miktarı olarak ifade ettiği için düzenleyiciler ve kurumlar tarafından genel kabul görmüştür. RMD'nin bu avantajı farklı yatırımların risklerinin parasal değer olarak karşılaştırılabilmesini ve birleştirilebilmesini sağlamaktadır.

RMD kavramından ilk kez dolaylı olarak Portföy Teorisi ile söz edilmeye başlanmıştır. Bağımsız olarak Markowitz (1952) ve Roy (1952) RMD ölçüsünü portföyün optimizasyonunu sağlamak için yayımlamışlardır. Portföy Teorisinin dayanak noktası, yatırımcının portföylerin arasından bir yandan portföylerin beklenen getirisini diğer yandan da standart sapmasını temel alarak seçim yapmasıdır. Standart sapma portföyün riski olarak ele alınmaktadır.

Portföyü oluşturan yatırımların özelliklerine göre RMD hesaplama yöntemleri değişmektedir. Bu yöntemlerin seçiminde dikkat edilecek husus portföy getirilerinin dağılımının normal dağılıma uyup uymadığı ve Portföyün getirisinin, portföyü oluşturan yatırım araçlarının getirileri ile doğrusal bağımlı olup olmadığıdır. Bu hususlara göre RMD hesaplamaları Varyans-Kovaryans Metodu, Geçmiş Verilere Dayanan Simülasyon ve Monte Carlo Simülasyonu Metotları ile yapılabilir.

4.6.1. Varyans-Kovaryans metodu

Eğer portföy getirileri normal dağılıma sahiplerse RMD hesaplanmasında Varyans-Kovaryans metodu yaygın bir şekilde kullanılır. Parametrik bir yöntemdir. Portföyü oluşturan yatırımların getirilerinin kovaryansına bağlı olarak hesaplanan RMD, portföyün standart sapmasının bir katı olmaktadır. Varyans-Kovaryans metodu portföy getirilerinin, portföyü oluşturan yatırımların getirilerinin doğrusal bir fonksiyonu olup olmamasına göre Delta Normal veya Delta Gamma yaklaşımlarına ayrılmaktadır (Bolgün & Akçay, 2005).

4.6.2. Delta normal yaklaşım metodu

Yaklaşımın çıkış noktası, portföyü oluşturan yatırımların getirilerinin normal dağılım göstermesi ve portföy getirisinin bu normal dağılan getirilerin doğrusal bir fonksiyonu olmasıdır. Portföye giren yatırımların getirileri normal dağılıma uyuyorsa, getirilerin doğrusal bir kombinasyonu olan portföy getirisi de, normal dağılım göstermektedir (Jorion, 2006).

Bu varsayımlar altında portföy getirilerinin volatilite ve korelasyonlarından hesaplanan RMD, güvenilir bir sonuç vermektedir. Bu yaklaşımın uygulanabileceği portföyler arasında, tahvil ve bono portföyleri, hisse senetleri, spot veya forward döviz ya da ürün pozisyonları ile kısa vadeli borçlanma araçları içeren portföyler bulunmaktadır.

Doğrusal bağımlılığın ve normal dağılıma uygunluğun sağlanamadığı durumlarda Delta Normal yaklaşımı ile hesaplanan RMD sonuçları güvenilmezdir. Bu durumda doğrusal olmayan getirilerin ikinci dereceden hassasiyetleri ölçülerek, daha ayrıntılı yaklaşım alınmaktadır. Eğer portföy getirileri normal dağılıma uygunluk göstermiyorsa, pek çok finansal getirinin dağılımında gözlenen kalın kuyruk özelliği taşıyan dağılımları dikkate alarak hesaplanan Varyans-Kovaryans matrisinin kullanıldığı, normal olmayan yaklaşımlardan biri seçilmektedir (Dowd, 1998). Delta Normal yaklaşımı, getirilerin sadece korelasyon ve volatilitelerine bağlı olarak hesaplanması nedeniyle uygulanması kolay bulunmaktadır. RMD'nin hızlı tahmin edilmesi için en çok başvurulan yöntemdir (Brooks & Persand, 2000).

- ***Tek Yatırım İçin RMD'nin Hesaplanması***

σ : yatırımın günlük getirilerinin standart sapması

x : Yatırımın değeri

z_α : α güven düzeyi için z tablo değeri

t : RMD hesaplanacak gün sayısı olmak üzere

$$RMD = x\ \sigma\ z_\alpha\ \sqrt{t}$$

- ***Portföylerde RMD***

Portföy oluşturmanın asıl amacı riskin dağıtılmak istenmesidir. Portföyün riskini ölçmek için kullanılan portföyün standart sapması, içerdiği yatırımların getirileri arasındaki kovaryansa bağlıdır (Markowitz, 1952). Portföyün RMD'si temel olarak portföyün volatilitesidir. Bu nedenle RMD hesaplanırken portföydeki her bir yatırımın getirilerinin dağılımı, portföye ait getiri dağılımını elde etmek için kullanılmaktadır.

σ_P : portföyün standart sapması

x : her bir yatırımın ağırlığını içeren sütun vektörü

Σ :varyans - kovaryans matrisi

P : portföye yapılan yatırım değeri olmak üzere

$$RMD_P = P\ \sigma_P\ z_\alpha$$

Burada

$$\sigma_P = \sqrt{x^T \Sigma\ x}$$

dır.

- ***Portföyde RMD hesaplamanın başka bir yöntemi***

V : her bir yatırımın tektek RMD sini içeren sütun vektörü

P_i : i. Yatırımın portföydeki ağırlığı

σ_i : i. Yatırımın volatilitesi

ρ : korelasyon matrisi

$\rho_{i,j}$: i. Ve j. Yatırımlar arasındaki korelasyon

$1-\alpha$:güven düzeyi

z_α : $1-\alpha$ güven düzeyine karşılık gelen z tablo değeri olmak üzere

$$RMD_P = \sqrt{V^T \rho\, V}$$

Olmak üzere,

$$V = \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1\rho_1 z_\alpha \\ P_2\rho_2 z_\alpha \\ \vdots \\ P_n\rho_n z_\alpha \end{bmatrix}$$

Ve

$$\begin{bmatrix} 1 & \cdots & \rho_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{n1} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

dır. Verilen formüller bir gün için hesaplama yapmaktadır. Eğer istenilen gün için RMD hesaplanmak istenirse,

$$RMD_P = RMD_P \sqrt{t}$$

kullanılmalıdır.

4.6.3. Delta gamma yaklaşım metodu

Opsiyon içeren portföylerin getirileri, içerdikleri ürünün fiyat değişiminin yanı sıra, opsiyonun kârda olup olmamasına, volatilite beklentisine ve vadesine kalan gün sayısına da bağlı olmaktadır. Opsiyonun deltasının, ilgili olduğu varlığın fiyatına göre değişiminin ölçüsü olan gamma riski, doğrusal yaklaşımın olduğu modellerde hesaba katılmamaktadır. Gamma riski taşıyan portföyün getirilerinin dağılımı, normal dağılıma göre daha çarpık bir dağılım sergileme eğilimindedir. Eğer gamma pozitif ise getirilerin

olasılık dağılımı sağa çarpık; negatif ise sola çarpık bir görüntü sergilemektedir (Hull, 2006). Normal dağılım varsayımı yapıldığından portföyün RMD'si, sağa çarpık dağılım sebebiyle normal dağılıma göre kuyruk olasılıkları daha düşük olacağından, daha yüksek yani daha riskli hesaplanmaktadır. Sola çarpık dağılım söz konusu olduğunda ise normal dağılıma göre kuyruk olasılıkları daha yüksek olacağından RMD daha düşük yani daha az riskli hesaplanmaktadır (Dowd, 1998).

4.6.4. Geçmiş verilere dayanan simülasyon metodu

Opsiyon ve türev ürün içeren portföylerin dışında kalan portföylerin getirileri, içerdikleri yatırım araçlarının getirileri ile yaklaşık olarak doğrusal bağımlı kabul edilmektedir. Doğrusal olmayan portföylerin getirileri en etkili şekilde simülasyon modelleri ile hesaplanmaktadır (Bolgün & Akçay, 2005).

Geçmiş Verilere Dayanan Simülasyon Metodu, portföyün RMD'sini tahmin etmek için, portföydeki yatırımların getiri serilerini kullanmaktadır. Geçmiş dönem boyunca bu portföy elde tutulmadığı için, oluşturulan portföy getirileri varsayımsal olarak alınmış kabul edilmektedir. Yatırımlarda meydana gelen günlük değişimlerle tek tek portföy getiri serisi oluşturularak alternatif senaryolar üretilmektedir.

Bu metodun uygulanması, portföyü oluşturan farklı yatırım araçları ve ağırlıklarının belirlenerek, gözlem periyodu içinde bu yatırım araçlarının getirilerinin toplanarak portföyün getiri serisinin oluşturulmasına dayanmaktadır.

$R_{p,t}$: t dönem boyunca portföyün getirisi
$r_{i,t}$: i. varlığın t periyodundaki ortalama getirisi
x_i : i. varlığın portföydeki ağırlığı
n : portföydeki varlık sayısı

olmak üzere portföyün getirisi t gözlem için (Dowd, 1998)

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

şeklindedir.

Geçmiş Verilere Dayanan Simülasyon metodu, getirilerin dağılımına ilişkin bir varsayım içermemektedir. Volatilite ve korelasyon gibi parametrelerin hesaplanmasını gerektirmez. Lineer olmayan pozisyonlar için rahatlıkla uygulanmaktadır. Diğer yandan Geçmiş Verilere Dayanan Simülasyon metodunda, modelin geçmiş veriler üzerine kurulmuş olmasından kaynaklanan bazı kısıtlar yaşanmaktadır. Bunlardan biri, eğer gözlemlerin alındığı dönemlerde getirilerde dalgalanma görülmemişse, metot gelecekte meydana gelebilecek mümkün uç durumları dikkate almamaktadır. Diğer yandan frekansı düşük de olsa uç gözlemlerden oldukça etkilenmektedir. Dolayısıyla eğer gelecek dönemde getirilerde dalgalanma olursa örnek alınan geçmiş dönem geleceği iyi yansıtmaz (Wiener, 1999).

4.6.5. Monte Carlo simülasyonu metodu

Monte Carlo, gamma ve konveksitenin bulunduğu karmaşık portföylerde diğer metotlara göre daha güvenilir tahminler verebilen bir modeldir. Metot belli bir dönem için portföy getirilerinin tesadüfi olarak belirlenmesine dayanmaktadır ve getirilerin volatilite ve korelasyonlarını dikkate alarak, beklenen getiri senaryoları üretmektedir. Özellikle opsiyon içeren portföylerde veya portföydeki bir yatırıma ait getiri serisinin bulunmaması durumlarında kullanılmaktadır. Monte Carlo Simülasyonu metodu, genellikle portföy getirilerinin normal dağılıma sahip olduğu varsayımına dayandırılırken, getirilerin dağılımını temsil eden bir başka uygun olasılık dağılımına da dayandırılabilmektedir. Getiriler rassal olarak üretilirken portföydeki yatırımların korelasyonları dikkate alınmaktadır. Monte Carlo Simülasyonu Metodunun adımları aşağıdaki şekilde sıralanmaktadır (Bolgün & Akçay, 2005).

- Yatırımların volatilite ve korelasyonları hesaplanır.
- Bu volatilite ve korelasyonlar dikkate alınarak portföyün getiri serisi üretilir.
- Getiri serisi zarardan kara doğru sıralanır.
- Serinin belli bir güven düzeyine karşılık gelen kantil değeri portföyün RMD'si olarak seçilir.
- Bu işlem tekrarlanır ve elde edilen RMD değerlerinin ortalaması alınır.
- Tekrar sayısı 1000 ile 10000 arasında değişmektedir.

Monte Carlo Similasyon Metodu (3 yatırım aracından oluşan bir portföy için) MATLAB kodu Ek 1'de verilmiştir.

Diğer RMD tahmin metotları ile kıyaslandığında ortaya çıkabilecek model riskini hemen hemen ortadan kaldırmaktadır. Eskiden uygulaması güç ve zaman alıcı bulunan metot bugün bilgisayarların gelişmesi ile oldukça hızlı sonuçlar vermektedir (Genç, 2009).

4.7. Volatilite Modelleri

Risk hesaplamaları, yatırımların getirilerinin uyduğu varsayılan olasılık dağılımları gözetilerek, getirilerin standart sapmalarının hesaplanmasına dayanmaktadır (Markowitz, 1952). Çoğu durumda yatırımların getirilerinin normal dağıldığı varsayıldığı için RMD hesaplamaları, belli bir güven düzeyinde, volatilitenin bir standart ölçüsüne bağlı olarak hesaplanmaktadır. Finansal zaman serilerinde volatilite getirilerin bir standart ölçüsü olarak kabul edilmektedir. RMD hesaplanması, finansal yatırımların davranışlarının modellenmesi ve getirilerin birbirleri arasındaki etkinin saptanmasına dayanmaktadır. Dolayısıyla tahmini yapılacak olan getirilerdeki hareketliliğin modellenmesi, RMD hesaplamalarındaki en önemli noktadır.

Volatiliteyi ölçmek için varsayımları faklı olan modeller vardır. Genellikle kullanılan modeller, Standart Sapma, ÜAHO (Üstel Ağırlıklandırılmış Hareketli Ortalama) ve GABKDV (Genelleştirilmiş Ardışık Bağlanımlı Koşullu Değişen Varyans) (Van den Berg, et al., 2004)'tır. Seçilecek model RMD tahminini doğrudan etkilemektedir.

4.7.1. Standart sapma

Dağılımın volatilitesi olan standart sapmanın ölçülmesi doğrudan normal dağılımla ilişkilendirilmektedir. Standart sapma dağılımın yayılımını ölçmektedir, diğer bir ifade ile serinin her elemanın ortalamadan sapmalarının ortalamasını ölçmektedir (Bolgün & Akçay, 2005)

σ : Standart Sapma

X : Getiri serisi

$\bar{X}$: Seriye ait ortalama

olmak üzere volatilite tahmini için kullanılan standart sapma formülü :

$$\sigma = \sqrt{\sum \frac{(X - \bar{X})^2}{n}}$$

dir.

Standart sapma hesabı uzun dönem sabit varyansı varsaymaktadır, dolayısıyla bir dönemin verileri periyotlara bölündüğünde, her bir periyoda ait varyansın eşit olduğunu varsaymaktadır. Değişen Varyans ise periyotlara ayrılmış belirli bir periyot içerisinde, her bir dönemin varyansının diğerlerinden faklı olduğunu varsaymaktadır (Chorafas, 1997).

4.7.2. Hareketli ortalama kullanılarak standart sapma

Hareketli ortalama kullanarak volatilite, getiri ortalamalarının sıfır olduğu varsayımı altında, aşağıda eşitlik ile hesaplanmaktadır.

X_t : Günlük getiri serisi

n : Ölçülen hareketli ortalamanın gün sayısı

olmak üzere:

$$\boldsymbol{\sigma} = \sqrt{\frac{\sum_{t=n}^{t=1} x_t{}^2}{n}}$$

şeklindedir (Genç, 2009).

4.7.3. Üstel ağırlıklandırılmış hareketli ortalama

Varyansın zamana bağlı olarak modellenmesinde yaygın uygulama alanına sahip yöntemlerden birisi üstel ağırlıklandırılmış hareketli ortalama (ÜAHO) yaklaşımıdır. Özellikle finans danışmanlık şirketi RiskMetrics'in hesaplamalarda ÜAHO yaklaşımını benimsemesinden sonra yöntemin kullanımı yaygınlık kazanmıştır. ÜAHO yaklaşımının sağladığı avantaj, gözlemlenen değerlerde meydana gelebilecek ani şoklara karşı volatilitenin hesaplamasına bu şoku hemen yansıtması ve ardından üstel

azalan ağırlıklarla şokun diğer gözlemler üzerindeki etkinsini hızla düşürmesidir. Dolayısıyla ÜAHO hesaplamasında son dönem gözlemlerin ağırlığı daha yüksektir.

Yaygınlık ölçüsünün tahmininde kullanılan tekrarlı ÜAHO modeli, $\lambda, 0 < \lambda < 1$ arasında azalma faktörü, r, sıfır ortalamalı getirileri (dolayısıyla $E({r_{t-1}}^2) = {\sigma_t}^2$) göstermek üzere şu şekilde verilmektedir.

$$\sigma^2 = \lambda {\sigma_{t-1}}^2 + (1-\lambda){r_{t-1}}^2$$

Bu formül varyansın tüm dönemleri için adım adım geriye doğru açılacak olursa sonuç olarak volatilite tahmin için ÜAHO modeli

$${\sigma_t}^2 = (1-\lambda)\sum_{i=1}^{m} \lambda^{i-1} {r_{t-i}}^2$$

şeklini almaktadır. Modelde iki önemli nokta azalma faktörü λ 'ın ve veri büyüklüğü m' in ne olması gerektiğine karar vermektir. Bu konuda, günlük veriler için $\lambda = 0.94$ ve aylık veriler için $\lambda = 0.97$ değerleri, RiskMetrics' in önerdiği ve genel kabul görmüş sayılardır. Veri büyüklüğüne karar vermek için α anlamlılık düzeyi olmak üzere:

$$m = \frac{\log(\alpha)}{\log(\lambda)}$$

Formülü kullanılmaktadır (Genç, 2009).

4.8. Riske Maruz Değeri Tamamlayan Yöntemler

Dağılımların uç kısımlarında yer alan ve beklenmedik değer kayıplarını ifade eden olayların etkileri tam olarak değerlendirilememektedir. Bu nedenle, alım-satım aktivitelerinden kaynaklanan risklerin de ölçülebilmesi için geriye dönük testler, stres testleri ve senaryo analizleri RMD yöntemlerini desteklemelidir.

4.8.1. Geriye dönük test

RMD tahmini yapıldıktan sonra, tahmine ne oranda güvenilmesi gerektiği düşünülebilir. RMD tahmininin güvenilirliğini sınamak için yapılan testlerden birisi tahminin geçmişte ne kadar başarısız olduğunun ölçülmesidir. Geriye doğru yapılabilecek başarısızlık sınaması, portföy kayıplarının bir önceki günün RMD tahminini geçtiği gün sayısının yüzdesi olarak kabul edilmektedir (Chorafas, 1997).

Örnek vermek gerekirse, portföyümüzün 1000 gün için hesaplanan getiri veya kayıpları üzerinden, RMD modeline %95 düzeyinde güvenmek istiyorsak bir önceki günün RMD tahminlerini geçen en fazla 50 değerin varlığına göz yummamız gerekmektedir. Eğer önceki günün RMD tahminlerini geçen kayıpların sayısı 50 günün üzerinde ise kurduğumuz RMD modeli %95 güven düzeyinde kabul edilmemektedir.

Geriye dönük test yaparken RMD modelinin güvenirliğini ölçmek için kullanılan başarısız gün sayısı çoğu durumda beklenen değerin civarında çıkabilmektedir. Sözgelimi, başarısız gün sayısı 50 olarak beklenirken pratikte 55 gün çıktığında RMD modelinin güvenirliğini red etmekle ne kadarlık bir hata yapabileceğimiz, başarısız gün sayısının Bernoulli dağılımına uyduğu varsayımı altında hipotez testleri ile hesaplanabilmektedir. $1-\alpha$ güven düzeyinde, $X(t)=1$ başarısız gün sayısını, $X(t)=0$ başarılı gün sayısını gösteren bir rastlantı değişkeni olmak üzere, $X(t)$ rastlantı değişkeninin bir gün için başarılı veya başarısız olmasının Bernoulli dağılımı şu şekilde yazılmaktadır (Jorion, 2006).

$$f(X(t)|\alpha)=\begin{cases}\alpha^{X(t)}(1-\alpha)^{1-X(t)} & X(t)=0,1\\ 0 & diğer\end{cases}$$

N gün içinde toplam başarısız gün

$$X_n=\sum_{t=1}^{N} X_t$$

olmak üzere Bernoulli dağılımının ortalaması diğer bir deyişle beklenen değeri αX_N olarak hesaplanmaktadır. Matematiksel istatistikten α' nın oldukça küçük, X_N 'in oldukça büyük değerleri için

$$z_{hesap} = \frac{X - X_N \alpha}{\sqrt{X_N \alpha (1-\alpha)}} \sim N(0,1)$$

olduğu bilinmektedir. Artık standart normale yakınsayan yukarıdaki rastlantı değişkeni kullanılarak hipotez testi yapılabilmektedir. Hipotez testi yaparken ölçülmek istenen şey, Her iki hatanın ölçülmesi de önemli olmakla beraber Basel Komitesi pratikte bunlardan yalnızca birinci tip hatanın ölçülmesini belirtmektedir (Jorion, 2006). Tek taraflı testlerde %95 güven düzeyinde ve çift taraflı testlerde %90 güven düzeyinde z-hesap değeri 1.645 için, model red edilememektedir. Hipotez testleri için Basel komitesi kuyruğun sadece sağ tarafıyla ilgilenirken yani gerçekleşen başarısız gün sayısının beklenen gün sayısından anlamlı bir şekilde büyük olup olmadığını test ederken, bankalar Basel komitesinin kararlarına uymakta ve bununla beraber RMD'yi olduğundan daha fazla tahmin etmenin de sıkıntılarına işaret etmektedirler. Aşağıda Basel komitesi ve bankalar için 1000 gün üzerinden hesaplanan kabul edilebilir başarısız gün sayıları olarak Çizelge 4.1. de verilmektedir (Şanlıoğlu, 2005).

Çizelge 4.1. Basel komitesi ve bankalar için 1000 gün üzerinden hesaplanan kabul edilebilir başarısız gün sayıları

RMD için	**%95 Güven Düzeyi**	**%99 Güven Düzeyi**
Basel	Uygulanamaz	0-14
Banka	39-41	6-14

Reel sektör için aynı kurallar geçerlidir. Buna göre Jorion tarafından çeşitli periyotlara göre hazırlanmış kabul bölgeleri Çizelge 4.2. de verilmiştir (Jorion, 2006).

Çizelge 4.2. Çeşitli peryotlara göre kabul bölgeleri

RMD Güven Düzeyi	**N sapma sayısı için Kabul Bölgeleri**		
	T=255 gün	**T=510 gün**	**T=1000 gün**
%99	N<7	1<N<11	4<N<17
%97,5	2<N<12	6<N<21	15<N<36
%95	6<N<21	16<N<36	37<N<65
%92,5	11<N<28	27<N<51	59<N<92
%90	16<N<36	38<N<65	81<N<120

Risk kontrol ve modellerin kalitesinin belirlenmesi açısından geriye dönük testlerin günlük yapılması gerekmektedir. Öte yandan, BDDK maruz kalınan riski karşılamak üzere tahsis edilecek sermaye hesabında 10-günlük RMD hesaplamayı

önerirken, geriye dönük test için 1-günlük RMD hesaplanmasını önermektedir (BDDK, 2012).

4.8.2. Stres testi

Piyasa riskinin ölçülmesinde kullanılan yöntemler piyasalardaki anı ve hızlı dalgalanmalardan ötürü başarısızlığa uğramaktadırlar. Zira piyasa riskine ilişkin olarak beklenmeyen zararlar yanında, istisnai zararlar (exceptional losses) da oluşabilmektedir. Beklenmedik bir şekilde oluşan finansal krizler mali piyasalarda aşırı fiyat ve oran dalgalanmalarına, bu da bankaların ticari portföylerinde anormal zararların oluşmasına yol açabilmektedir. Mali küreselleşmenin giderek arttığı dünyamızda bankalar bu şoklara karşı hazırlıklı olmak zorundalar. Bu türden krizler bankaların karşı karşıya kaldığı piyasa riskinin yukarıya doğru sapmasına yol açar. Bu sapmanın ölçümü stres testi ile yapılmaktadır. Baskı altında durum belirleme veya stres testi olarak da adlandırılan stres testi, bankaların kazançları ve/veya kayıpları üzerinde farklı senaryoların sistematik analizi olarak tanımlanabilir. Burada malı piyasalardaki olası şokların bankaların ticari portföy ve kredi/yatırım portföyü üzerindeki etkileri çeşitli senaryolar altında tahmin edilir ve buna uygun eylem planları hazırlanır. RMD tutarı, normal piyasa koşulları altında ne kadar piyasa riskine maruz kalınabileceğine ilişkin olarak istatistiki bir ölçü sağlamakta ise de, ileride meydana gelebilecek varsayımsal olaylara ve olağanüstü fiyat değişikliklerine karşı portföyün duyarlılığı hakkında bilgi vermemektedir Dolayısıyla RMD yönteminin stres testleri ile desteklenmesi zorunluluk arz etmektedir. RMD tutarı % 95'lik güven aralığı ve 1 günlük elde bulundurma süresi kullanılarak hesaplandıysa, ortaya çıkacak zararın RMD tutarını aşması 20 günden birinde yani % 5'lik olasılıkla beklenmekte olup, oluşacak bu zarar "normal" bir zarar olacaktır. Stres testi ise, RMD tutarı aşıldığında zararın ne kadar büyük olabileceği sorusuna cevap aramaktadır (Şanlıoğlu, 2005). Stres testi uygulanırken izlenen standart bir süreç olmadığı gibi, etkileri tespit edilebilecek standart senaryolar da bulunmamaktadır. Bu nedenle stres testi süreci, risk yöneticilerinin bilgi ve tecrübeleri doğrultusunda şekillenecektir (Şanlıoğlu, 2005).

4.8.3. Senaryo analizi

Senaryo analizleri belli senaryolar üzerinde yoğunlaşan, matematiksel ve istatistiki olasılıklar tanımlayarak bu olasılıkları mekanik bir şekilde ele alan bir stres testi türünü ifade etmek üzere kullanılmaktadır (Hull, 2006). Senaryo analizi sürecinin ilk aşamasını olağandışı varsayımsal senaryoların seçilmesi oluşturmakta, sonraki aşamada seçilen senaryoların portföydeki varlıkların fiyatları üzerindeki olası etkileri tespit edilmeye çalışılmaktadır. Senaryolar bir veya birkaç risk etkeninin değerinde belli oranlarda değişmeleri içerecek şekilde tasarlanmış senaryolardan (Piyasa fiyat ve oranlarında örneğin hisse senedi endeksinde % 10-20 döviz kurlarında % 10-20 veya bunların oynaklıklarında %20 oranında değişme olması gibi.) veya gerçekleşmiş olan olağandışı olaylardan (ABD'de 1987 Ekim ayında meydana gelen hisse senedi piyasasındaki kriz. Asya krizi ve Şubat 2001'deki Türk bankacılık krizi) seçilebileceği gibi, büyük bir deprem felaketi veya terörist saldırısının olması gibi olağandışı olayların olması durumunda bunun piyasa etkenleri üzerindeki etkilerinin ne olacağı da incelenebilir.

Kullanılacak senaryolar geliştirildikten veya tespit edildikten sonra söz konusu senaryoların portföydeki varlıklara, dolayısıyla portföyün değerine etkileri belirlenmelidir. Bunun için öncelikle değerlerinde varsayımsal değişmeler öngörülen risk etkenlerine karşı portföydeki varlıkların ne kadar duyarlı oldukları tespit edilmeli, daha sonra da senaryoların portföyün değeri üzerindeki toplam etkisi hesaplanmalıdır.

Diğer taraftan "olağan" bir şekilde çalışmakta olan piyasaların olağanüstü bir baskı ile karşılaşması durumunda normal olarak işlemeye devam edeceğini düşünmek doğru olmayacaktır. Bu nedenle tasarlanmış olan varsayımsal olayların piyasanın işleyişi üzerindeki etkisi de dikkate alınmalıdır. Örneğin, portföylerinin riskini piyasada sürekli yeni pozisyonlar almak suretiyle azaltmak isteyen şirketler piyasada kriz olması gibi olağanüstü bir durumda likiditenin oldukça azalacağını, dolayısıyla pozisyonlarının riskini kolayca azaltamayacaklarını hesaplamalarına dahil etmelidirler

Senaryo analizi, portföyün dolayısıyla RMD hesaplamalarının. hesaplamalarda dikkate alınmayan gizli risklere karşı hassasiyetini göstermektedir. Piyasa fiyatlarında ufak oynamalar olacağı düşünülerek "hedge" edilen pozisyonlar, fiyatların önemli ölçüde oynaması durumunda büyük zararla sonuçlanacaktır. Bu olası riski tespit etmenin tek yolu piyasa etkenlerinin değerlerinin beş veya on standart sapma kadar değiştirileceği varsayımsal piyasa hareketlerini içerecek senaryo analizleri

uygulamaktır. Ayrıca geçmiş veriler kullanılarak yapılan volatilite tahminlerinin güvenilir olmaması ihtimali olduğundan bu tahminlerin kullanılması durumunda risk beklenenden daha yüksek bir düzeyde gerçekleşebilecektir. Örneğin, Şubat 2001'de Türkiye'de bankacılık kriziyle birlikte döviz kurunda meydana gelen gelişmeler (devalüasyon) öncesinde döviz kurları belli bir dönem boyunca istikrarlı bir seyir izlediğinden tarihi simülasyon yöntemi ile hesaplanan RMD tutarı kriz nedeniyle ortaya çıkabilecek büyük döviz kuru riskini ifade edemeyecektir. Oysa stres testleri aracılığıyla bu gibi krizlerin etkileri basit bir şekilde tespit edilebilir (Şanlıoğlu, 2005).

Senaryo analizi portföyün belli volatilite varsayımlarına olduğu kadar korelasyon varsayımlarına olan olası bağımlılığına da dikkat çekmesi açısından önemlidir. Herhangi bir portföyle ilgili risk çeşitli pozisyonların beklenen korelasyonlarına dayanmaktadır. Bu nedenle korelasyonlarda önemli bir değişikliğin olması portföyün beklenenden çok daha fazla bir riskle karşı karşıya kalması sonucunu doğurabilecektir. Dahası piyasa krizleri sırasında korelasyonlar hızlı bir şekilde değişebilmektedir. Bu çerçevede piyasadaki büyük oynamalar karşısında maruz kalınacak riskin yanında olağan piyasa korelasyonlarının önemli ölçüde değişmesi ve tüm piyasaların tersine hareket etmesi durumunda maruz kalınacak riskin de tespit edilmesi gerekmektedir.

Senaryo analizinin bir başka olumlu yanı da şirketlerdeki risk yönetim sistemlerinin zayıf yönlerini ortaya koyabilmesidir. Risk yönetiminden sorumlu kişilerin ve üst düzey yöneticilerin gözden kaçırdıkları, şirketin zayıf noktaları stres testleri aracılığıyla tespit edilebilecektir.

Diğer taraftan senaryo analizine ilişkin en önemli sakınca, bu sürecin tamamıyla seçilen senaryolara dolayısıyla da süreci uygulayan risk yöneticilerinin öngörü ve tecrübelerine bağımlı olmasıdır. Senaryo analizi sırasında senaryoları ve senaryoların sonuçlarını tutarlı bir şekilde ele almak, farklı risklerin birbirlerine etkilerini yani korelasyonları hesaba katmak ve çok çeşitli olasılıklar arasında kaybolmamak pek kolay değildir.

Senaryo analizine yöneltilen eleştirilerden birisi de bu sürecin farklı senaryoların meydana gelme olasılıklarını ölçmesidir. Bu husus doğru olmakla birlikte haklı değildir. Çünkü senaryo analizleri tasarlanan olayların meydana gelme olasılıklarının ölçülmesini değil, söz konusu olayların meydana gelmeleri halinde portföyün bundan ne ölçüde etkilenebileceğinin tespit edilmesini amaçlamaktadır (Şanlıoğlu, 2005).

4.9. Yeni Yaklaşım Dalgacık Regresyon Tabanlı Hibrit Monte Carlo Simülasyon Metodu (WMC-VaR)

Önerdiğimiz yeni yaklaşım, Dalgacık Regresyon Tabanlı Hibrit Monte Carlo ile RMD hesaplanmasının (WMC-VaR) ana fikri bölüm 4.6.5. de anlatılan MC-VaR yönteminin zayıf tarafının (Ramsey & Lampart., 1998), çalışmalarında bahsi geçen ayrışmayı sağlayarak aşırı değerleri yok etmek böylece klasik MC-VaR yöntemini güçlendirmektir.

Benzer bir çalışma (Hamburger, 2003) tarafından yapılmıştır. Bu çalışmada hesaplanan RMD değeri dalgacık enerjisinin korunması üzerinedir.

Yapılan çalışmada, (Struzik, 2001), (Norsworty, et al., 2000), (Gencay, et al., 2002) ve (Gençaya, et al., 2005) çalışmaları incelenmiş ve önerilen yeni WMC-VaR yönteminde RMD hesaplanmasında kullanılan MC-VaR ile dalgacık regresyon birleştirilmiştir. Bu birleştirme işlemi getirilerin volatilite ve korelasyonlarını dikkate alarak, beklenen getiri senaryoları üretilmesi esnasında oluşan verilerin bölüm 3.2 de anlatılan şekilde düzgünleştirmeyi esas almaktadır. Düzgünleştirme ile olası uç değerler yok edilmiştir. Böylece üretilen getiri değerlerinin reel hayatta yatay piyasada oluşan değerlere daha çok benzemesi sağlanarak model riski giderilmeye çalışılmıştır. Bu aşamadan sonraki kısım ise dalgacık regresyon ile yeniden düzenlenmiş olan simülasyon değerleri ile riske maruz değerin hesap edilmesi işlemidir. WMC-VaR algoritması aşağıda verilmiştir.

1- Portföyü oluşturacak yatırımların (risk faktörlerinin) belirlenmesi.
2- Portföyü oluşturan her bir yatım için getiri değişimleri hesaplanır.
3- Ağırlıklandırılmış getiri değişimleri hesaplanır.
4- Risk faktörleri için risk faktörünün piyasa fiyat davranışına uygun stokastik modelinin belirlenmesi. Literatürde değişimlerin birbirinden bağımsız ve standart normal dağılıma sahip olduğu varsayımına dayanan Geometrik Brownian Motion (GBM) modeli kullanılmaktadır. GBM eşitlik (4.1) denklemi ile modellenir.

$$\Delta s_t = s_{t-1}\left(\mu \Delta t + \sigma \Psi \sqrt{\Delta t}\right) \qquad (4.1)$$

Burada Δs_t fiyattaki değişim, μ :ortalama getiri, Δt: $t/252$ formülüyle hesaplanan süre, σ :standart sapma, Ψ: dağılımdan üretilen rassal sayıdır.

μ, σ zaman içinde sabit olduğu varsayılıp geçmiş verilerden elde edilebileceği gibi geçmiş verilerin bir fonksiyonu olarak da GARCH, ARMA v.s. modellenebilir.

GMB stokastik modelinin kullanılabilme şartı faktörler arasında korelasyon olmaması durumudur. Finansal hayattaki uygulamalarda bu koşulun sağlanması çok güçtür. Bu durumda faktörler arasındaki korelasyonu göz önüne alarak modelleme yapmak için Ψ_i değişkenleri birbirinden bağımsız $\eta_i$ile tanımlanır. Örneğin 2 risk faktöründen oluşmuş bir portföy için:

$\Psi_1 = \eta_1$

$\Psi_2 = a\eta_1 + b\eta_2$ olacaktır.

Burada aralarında korelasyon olan Ψ_i leri üretebilmek için a ve b parametrelerinin hesaplanması gerekir. Bu amaçla Cholesky faktörizasyonu kullanılır ve $R = TT'$ olarak ifade edilir. Risk faktörlerinin varyans-kovaryans matrisi ve korelasyon matrisi pozitif tanımlı matris olduğundan R pozitif tanımlıdır. Çünkü Cholesky faktörizasyonunun uygulanabilmesi için R de pozitif tanımlılık şartı aranmaktadır.

5- Risk faktörlerindeki değişim için uygun olan veya kabul edilen dağılımın ve dağılım parametrelerinin belirlenmesi.
6- Herbir risk parametresi için belirlenen sayıda (iterasyon sayısı: 100,1000,10000 gibi) rassal sayı üretilerek, herbir iterasyon için portföy değerinin hesaplanması.
7- Her bir iterasyon için üretilen portföy değerlerine Dalgacık regresyon uygulanarak aykırı değerlerden arınmış değerlerin elde edilmesi
8- Güven sınırı kantil değerinden RMD nin hesaplanması

Verilen algoritmaya uygun olarak hazırlanan yazılımla örnek veriler üzerinde alınan sonuçlar 5. Bölümde Uygulama1 ve Uygululama 2 başlıkları altında verilmiştir.

5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Yapılan örnek uygulamalarda öncelikle reel sektör risk analizi incelenmiş ve risk analizi yapılabilmesi için @RISK programı kullanılmıştır. Bu program MS Office Excel 2007 Add-In ‘ini yada .NET program geliştirme platformu için AxtiveX Dll ‘leri ile yeni geliştirdiğimiz yazılım için alt yapı oluşturmuştur. Yapılan çalışmalarda MATLAB, .NET C#, @RISK programları kullanılmıştır.

5.1. Uygulama 1

Bu örnek uygulamada Ak Enerji, Vestel Beyaz Eşya, İş Yatırım C ve Şişe Cam olmak üzere dört farklı hisse senedi ile portföy oluşturulmuştur. Fiyat ve oranlardaki beklenen değişmeler sonucunda, portföy değerlerinin değişiminin tahmin edilmesi portföy riskinin hesaplanması istenmektedir. Oluşturulan bu portföy üzerinde MonteCarlo simülasyonu ile RMD hesaplanmıştır.

Simülasyon ile amaçlanan:

Gerçek yaşamda olan bir sistemi aynı veya yakın koşullarda bilgisayar ortamında modellemek,

RMD modellerinin, piyasada yaşanabilecek tüm olası değişimleri yansıtmama dezavantajını ortadan kaldırmak,

Matematiksel denklemi olmayan veya çok karışık olan modellerin çözümüne yardımcı olmaktır.

Çok sayıda birbirine benzeyen rassal senaryolar oluşturulması, gelecekte olması beklenen piyasaların objektif bir tahminidir. Yapılan çalışma ile bu senaryoları oluşturabilmek için finansal simülasyonlar içerisinde yoğun olarak kullanılan GBM (Gemotric Brownian Motion) modelini kullanılmıştır. Çalışanın bundan sonraki aşamasında reel sektörde bir deneme firmasında döviz, faiz, nakit akışı ve borsa verilerinin tümünü kapsayan bir deneysel örnek alınarak uygulama geliştirilecek, Black Process, Mean Reverting, Generalized Wiener Process, Discrete Brownian Motion ve Ito Process modelleri de kullanılarak karşılaştırmalar yapılacaktır.

Yapılan uygulama çalışması şu şekildedir.

Çizelge 5.1. de verilen değerler oluşturulmuştur. Bu hisse senetleri için 22.10.2008 ile 23.10.2009 arası oluşmuş 252 günlük IMKB verilerinden yararlanılmıştır.

Çizelge 5.1. Portföy oluşumu

Pozisyon Durumu			
Risk Faktörleri	Pozisyon Tutarı	Portföy İçindeki Ağırlık	Hisse Değeri
AK Enerji	500 Lot	71,18%	14,60 TL
Vestel	500 Lot	12,58%	2,58 TL
İş C	250 Lot	15,36%	6,30 TL
Şişe Cam	50 Lot	0,88%	1,79 TL
Portföyün değeri	10.254.500 TL	100,00%	

Tablo 2 de yukarıda verilen tarihler arası oluşan IMKB verileri ve Getiri değişimleri verilmiştir.

Çizelge 5.2. IMKB'de oluşan fiyatlar ve Getiri değişimleri

Tarih	AK Enerji	Vestel	İŞ C	Şişe	Getiri Değişimler			
23.10.2009	14,6	2,58	6,3	1,79	AK Enerji	Vestel	İŞ C	Şişe
22.10.2009	14,3	2,58	6,45	1,79	2,10%	0,00%	-2,33%	0,00%
21.10.2009	14,5	2,58	6,55	1,83	-1,38%	0,00%	-1,53%	-2,19%
20.10.2009	14,7	2,46	6,25	1,87	-1,36%	4,88%	4,80%	-2,14%
19.10.2009	14,4	2,39	6,5	1,81	2,08%	2,93%	-3,85%	3,31%
16.10.2009	14,4	2,36	6,4	1,8	0,00%	1,27%	1,56%	0,56%
15.10.2009	14,6	2,42	6,3	1,84	-1,37%	-2,48%	1,59%	-2,17%
14.10.2009	14,5	2,43	6,15	1,8	0,69%	-0,41%	2,44%	2,22%
13.10.2009	14,4	2,41	6,2	1,68	0,69%	0,83%	-0,81%	7,14%
12.10.2009	14,2	2,44	5,75	1,7	1,41%	-1,23%	7,83%	-1,18%
09.10.2009	14,2	2,35	5,6	1,68	0,00%	3,83%	2,68%	1,19%
08.10.2009	14,1	2,35	5,8	1,7	0,71%	0,00%	-3,45%	-1,18%
07.10.2009	14,1	2,33	5,8	1,61	0,00%	0,86%	0,00%	5,59%
06.10.2009	14,2	2,38	5,9	1,63	-0,70%	-2,10%	-1,69%	-1,23%
05.10.2009	14,2	2,35	5,75	1,59	0,00%	1,28%	2,61%	2,52%
…	…	…	…	…	…	…	…	…
04.11.2008	8,95	0,95	3,48	1,23	0,56%	-3,16%	5,17%	-7,32%
03.11.2008	8,4	0,9	3,3	1,19	6,55%	5,56%	5,45%	3,36%
31.10.2008	8,05	0,89	3,44	1,24	4,35%	1,12%	-4,07%	-4,03%
30.10.2008	8,05	0,87	3,58	1,1	0,00%	2,30%	-3,91%	12,73%
28.10.2008	7,35	0,83	3,72	1,02	9,52%	4,82%	-3,76%	7,84%
27.10.2008	7,6	0,78	3,6	0,96	-3,29%	6,41%	3,33%	6,25%
24.10.2008	7,55	0,78	3,54	0,93	0,66%	0,00%	1,69%	3,23%
23.10.2008	8	0,82	3,44	0,94	-5,63%	-4,88%	2,91%	-1,06%
22.10.2008	8,15	0,84	3,58	0,97	-1,84%	-2,38%	-3,91%	-3,09%

Burada getiri değişimleri

$$g_i = (f(t_i) - f(t_{i+1})) / f(t_{i+1})$$

formülü ile hesaplanmıştır. Diğer getiri değişimi hesaplama formül ise:

$$g_i = \ln(x_i) - \ln(x_{i-1})$$

dir.

Bulunan bu getiri değişimleri ile ağırlıklandırılmış getiri değişimleri hesaplanır. Bu değerin portföy değeri ile çarpılması ile günlük kar-zarar hesaplanır.

Ağırlıklandırılmış getiri değişimi $\sum portföyagirligi\ x\ getiri\ değişimi$ olarak hesaplanır. Hesaplanmış bu değerler Çizelge 5.3'de verilmektedir.

Çizelge 5.3. Ağırlıklandırılmış getiri değişimi ve günlük kar-zarar

					Getiri Değişimler				Portföy Değeri	10.254.500 TL
					71,18%	12,58%	15,36%	0,88%	Ağırlıklandırılmış Getiri Değişimleri	Günlük Kar/Zarar
Tarih	AK Enerji	Vestel	İŞ C	Şişe	AK Enerji	Vestel	İŞ C	Şişe		
22.10.2009	14,3	2,58	6,45	1,79	2,10%	0,00%	-2,33%	0,00%	1,14%	116.499 TL
21.10.2009	14,5	2,58	6,55	1,83	-1,38%	0,00%	-1,53%	-2,19%	-1,24%	-126.698 TL
20.10.2009	14,7	2,46	6,25	1,87	-1,36%	4,88%	4,80%	-2,14%	0,36%	37.294 TL
19.10.2009	14,4	2,39	6,5	1,81	2,08%	2,93%	-3,85%	3,31%	1,29%	132.260 TL
16.10.2009	14,4	2,36	6,4	1,8	0,00%	1,27%	1,56%	0,56%	0,40%	41.511 TL
15.10.2009	14,6	2,42	6,3	1,84	-1,37%	-2,48%	1,59%	-2,17%	-1,06%	-108.933 TL
14.10.2009	14,5	2,43	6,15	1,8	0,69%	-0,41%	2,44%	2,22%	0,83%	85.452 TL
13.10.2009	14,4	2,41	6,2	1,68	0,69%	0,83%	-0,81%	7,14%	0,54%	55.137 TL
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
03.11.2008	8,4	0,9	3,3	1,19	6,55%	5,56%	5,45%	3,36%	6,23%	638.536 TL
31.10.2008	8,05	0,89	3,44	1,24	4,35%	1,12%	-4,07%	-4,03%	2,58%	264.108 TL
30.10.2008	8,05	0,87	3,58	1,1	0,00%	2,30%	-3,91%	12,73%	-0,20%	-20.455 TL
28.10.2008	7,35	0,83	3,72	1,02	9,52%	4,82%	-3,76%	7,84%	6,88%	705.127 TL
27.10.2008	7,6	0,78	3,6	0,96	-3,29%	6,41%	3,33%	6,25%	-0,97%	-99.267 TL
24.10.2008	7,55	0,78	3,54	0,93	0,66%	0,00%	1,69%	3,23%	0,76%	77.946 TL
23.10.2008	8	0,82	3,44	0,94	-5,63%	-4,88%	2,91%	-1,06%	-4,18%	-428.677 TL
22.10.2008	8,15	0,84	3,58	0,97	-1,84%	-2,38%	-3,91%	-3,09%	-2,24%	-229.442 TL
21.10.2008	8,4	0,89	3,72	0,98	-2,98%	-5,62%	-3,76%	-1,02%	-3,41%	-349.908 TL

Günlük kar-zararlar hesaplandıktan sonra küçükten büyüğe sıralamaya tabi tutulur. Bu sıralama Çizelge 5.5'de verilmiştir. Sıralamanın ardından %99 güven düzeyine denk gelen 249. Sıradaki değer klasik olarak RMD olacaktır. Riske Maruz Değer belirli bir zaman aralığında ve belirli bir güven düzeyinde ortaya çıkması beklenen kayıptır. Bu değer portföyün riskidir. Burada bu portföyle 691.816 TL zarar edebileceğimiz sonucu çıkmaktadır. Çizelge 5.4'de %95 ve %91 güven düzeyleri içinde RMD hesaplanmıştır.

Çizelge 5.4 Riske maruz değer hesabı

Güven Düzeyi	*Sıra No*	*VaR*
99%	249	-691.816
95%	239	-349.908
91%	229	-276.169

Çizelge 5.5 Günlük Kar-zararın sıralanması

Sıra No	Sıralı Kar/Zarar Değişimi
252	-1.231.441,31 TL
251	-945.974,44 TL
250	-838.337,57 TL
249	-691.815,96 TL
248	-665.031,70 TL
247	-652.860,57 TL
246	-642.967,01 TL
245	-495.180,03 TL
…	…
13	482.588,63 TL
12	539.209,67 TL
11	546.947,16 TL
10	568.100,38 TL
9	581.333,19 TL
8	588.820,07 TL
7	591.398,29 TL
6	638.535,62 TL
5	705.126,88 TL
4	716.270,05 TL
3	804.675,08 TL
2	907.937,01 TL
1	1.160.409,34 TL

Yapılan bu çalışmanın bu aşamasında Riski @RISK programı kullanarak hesaplanmaktadır. Bu hesaplamada aşağıda formülü verilen GBM(Geometric Brownian Motion) modeli kullanılmıştır.

$$S_{t+\Delta t} = S_t e^{\left\{\left(\mu-\frac{1}{2}\sigma^2\right)\Delta t+\sigma\varepsilon\sqrt{\Delta t}\right\}}$$

Burada ;

S_t : Menkul fiyatın değeri

μ : Yıllık Beklenen getiri

σ : Yıllık standart sapma

Δt : Elde tutma süresi /yıllık işlem sayısı

ε :Normal(0,1) dağılımdan çekilmiş rassal sayı

Hesaplamaya başlayabilmek için gerekli parametreler hesaplanmış ve Çizelge 5.6 da verilmiştir.

Çizelge 5.6 Parametrelerin hesaplanması

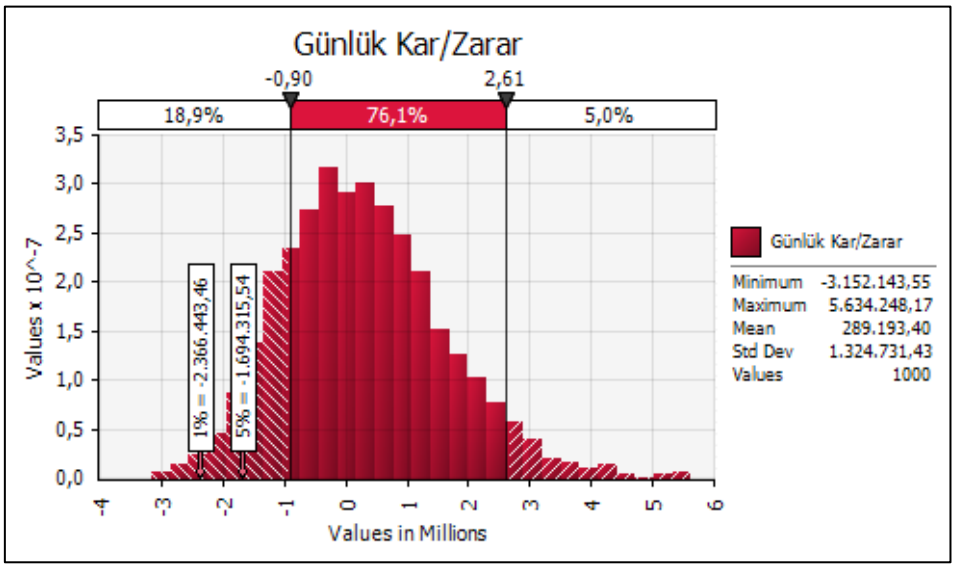
	Ortalama	S. Sapma
AK Enerji	8,64	2,75
Vestel	1,32	0,57
İş C	4,42	0,88
Şişe Cam	1,22	0,24
	Δt	0,003968254

@RISK programını kullanabilmek için hazırlanan tablo Çizelge 5.7 de gösterilmiştir.

Çizelge 5.7. @RISK programı için hazırlanmış tablo

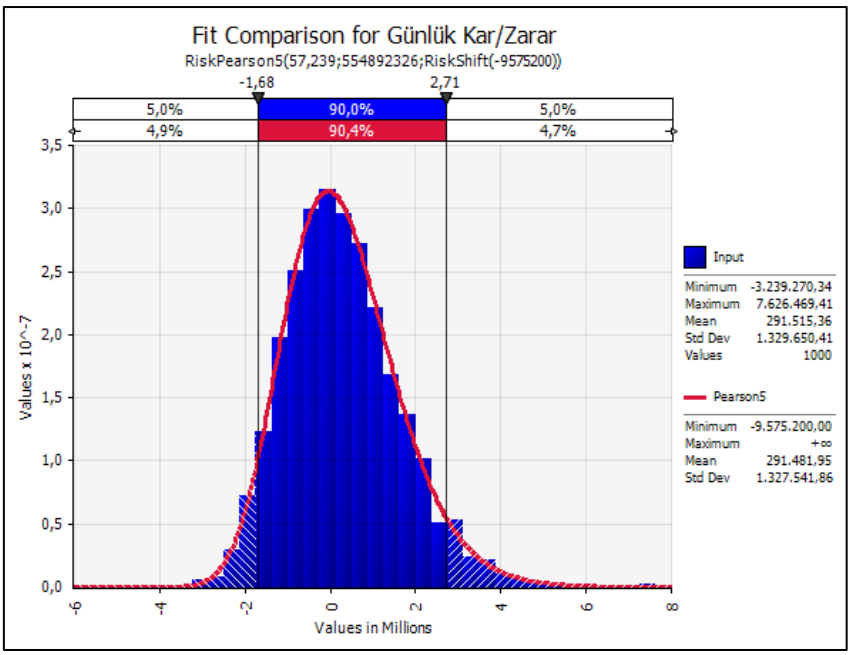
				Portföy Değeri		10.254.500 TL
Risk Faktörleri	İlk Fiyat	Son Fiyat	Getiri Oranı	Portföy Ağırlığı	Açılan Pozisyon Tutarı	Ağırlıklandırılmış Getiri Değişimleri
AK Enerji	14,6	14,88	1,95%	71,18%	500.000	1,70%
Vestel	2,58	2,59	0,46%	12,58%	500.000	
İş C	6,3	6,40	1,61%	15,36%	250.000	Günlük Kar/Zarar
Şişe Cam	1,79	1,80	0,47%	0,88%	50.000	173.886

1000 iterasyonlu bir monte carlo simülasyonu yapılarak elde edilen sonuç Şekil 5.1'de verilmiştir.

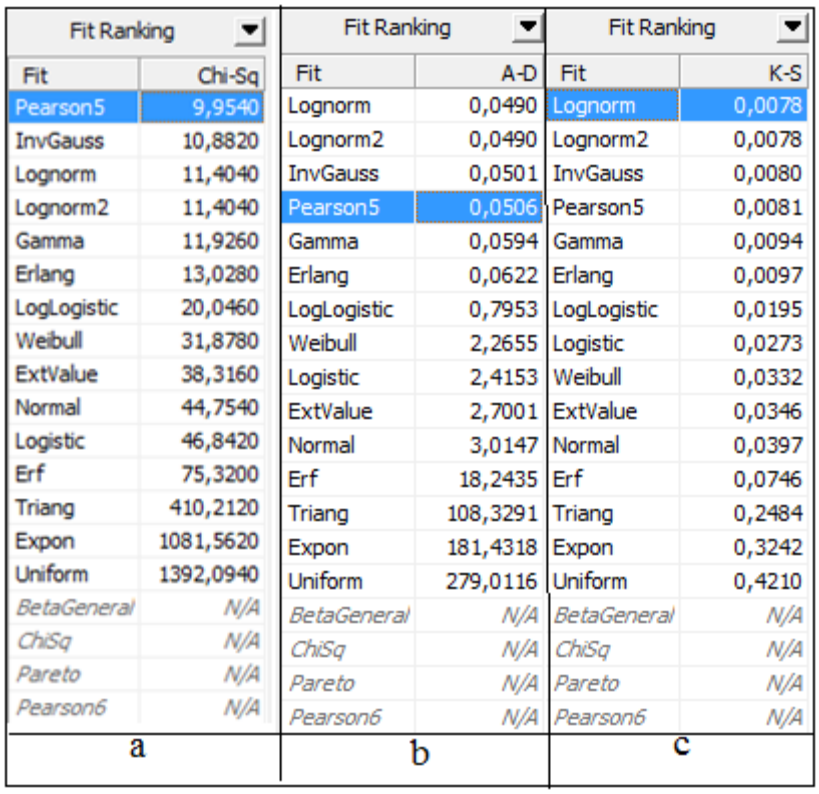


Şekil 5.1 @RISK program çıktısı

Burada hesaplanan RMD %99 güven düzeyinde 2.366.443,46 TL ve %95 güven düzeyinde 1.694.315,54 TL olarak hesaplanmıştır. Burada riskin büyük çıkmasının nedeni simülasyondan hesaplanan değerlerin normal dağılama değil pearson dağılımına uymasıdır. Hesaplanan değerlerden hangi dağılıma uyduğu Şekil 5.2 de gösterilmiştir.



Şekil 5.2. Dağılımın bulunması



Fit Ranking

Fit	Chi-Sq
Pearson5	9,9540
InvGauss	10,8820
Lognorm	11,4040
Lognorm2	11,4040
Gamma	11,9260
Erlang	13,0280
LogLogistic	20,0460
Weibull	31,8780
ExtValue	38,3160
Normal	44,7540
Logistic	46,8420
Erf	75,3200
Triang	410,2120
Expon	1081,5620
Uniform	1392,0940
BetaGeneral	*N/A*
ChiSq	*N/A*
Pareto	*N/A*
Pearson6	*N/A*

a

Fit Ranking

Fit	A-D
Lognorm	0,0490
Lognorm2	0,0490
InvGauss	0,0501
Pearson5	0,0506
Gamma	0,0594
Erlang	0,0622
LogLogistic	0,7953
Weibull	2,2655
Logistic	2,4153
ExtValue	2,7001
Normal	3,0147
Erf	18,2435
Triang	108,3291
Expon	181,4318
Uniform	279,0116
BetaGeneral	*N/A*
ChiSq	*N/A*
Pareto	*N/A*
Pearson6	*N/A*

b

Fit Ranking

Fit	K-S
Lognorm	0,0078
Lognorm2	0,0078
InvGauss	0,0080
Pearson5	0,0081
Gamma	0,0094
Erlang	0,0097
LogLogistic	0,0195
Logistic	0,0273
Weibull	0,0332
ExtValue	0,0346
Normal	0,0397
Erf	0,0746
Triang	0,2484
Expon	0,3242
Uniform	0,4210
BetaGeneral	*N/A*
ChiSq	*N/A*
Pareto	*N/A*
Pearson6	*N/A*

c

Şekil 5.3. Dağılım Test Sonuçları a) Ki-Kare istatistiği ile b) Anderson-Darling istatistiği ile c) Kormogorov- Simirnov istatistiği ile

Name	Günlük Kar/Zarar	AK Enerji / Son Fiy..	Vestel / Son Fiyat	İş C / Son Fiyat	Şişe Cam / Son Fiy..
Description	Output	RiskNormal(0;1)	RiskNormal(0;1)	RiskNormal(0;1)	RiskNormal(0;1)
Cell	@Risk(Simülasyon)..	@Risk(Simülasyon)..	@Risk(Simülasyon)..	@Risk(Simülasyon)..	@Risk(Simülasyon)..
Minimum	-3239270	-3,366888	-3,109196	-3,149483	-3,135146
Maximum	7626470	4,0136	3,359087	3,100968	3,161894
Mean	291515,4	7,73576E-04	2,683095E-04	3,193646E-05	2,915071E-04
Std Deviation	1329650	1,003316	0,9993261	0,9987911	0,9990432
Variance	1,76797E+12	1,006643	0,9986527	0,9975836	0,9980873
Skewness	0,5851815	2,757813E-02	7,069864E-03	-1,498316E-03	5,806747E-03
Kurtosis	3,926548	3,107543	2,965966	2,95015	2,953831
Errors	0	0	0	0	0
Mode	-155226,6	3,770171E-02	-3,790062E-02	0,1637635	0,1127057
5% Perc	-1683045	-1,653666	-1,646553	-1,649953	-1,652258
10% Perc	-1320483	-1,282355	-1,282542	-1,281622	-1,282646
15% Perc	-1049801	-1,038216	-1,038253	-1,03888	-1,037966
20% Perc	-842208,3	-0,8419921	-0,8427167	-0,8440642	-0,8420161
25% Perc	-655228,6	-0,6766373	-0,6757953	-0,6765471	-0,677462
30% Perc	-479645	-0,5256149	-0,5267749	-0,5258821	-0,5247794
35% Perc	-325503,8	-0,3878568	-0,3859701	-0,3872326	-0,3855379
40% Perc	-145744,2	-0,2534898	-0,2536456	-0,2538794	-0,2545181
45% Perc	10008,98	-0,1258836	-0,1262276	-0,1266934	-0,1276219
50% Perc	183441,8	-1,155753E-03	-6,122022E-05	-1,776547E-03	-1,722957E-03
55% Perc	341014,9	0,1236253	0,1235406	0,1256099	0,1232165
60% Perc	511508,7	0,2522159	0,2510882	0,2523781	0,2527053
65% Perc	676605,7	0,3841658	0,3829717	0,3843581	0,3827114
70% Perc	881469,6	0,5217577	0,5238347	0,5237945	0,5233039
75% Perc	1086127	0,6722153	0,6720962	0,6721104	0,6734278
80% Perc	1360124	0,840572	0,8400716	0,8408093	0,8391449
85% Perc	1649908	1,032793	1,032935	1,032231	1,034051
90% Perc	2059113	1,278877	1,279683	1,276844	1,277745
95% Perc	2706202	1,637376	1,642148	1,640757	1,639342

Şekil 5.4.Yapılan Simülasyon için Tüm Detay İstatistikler

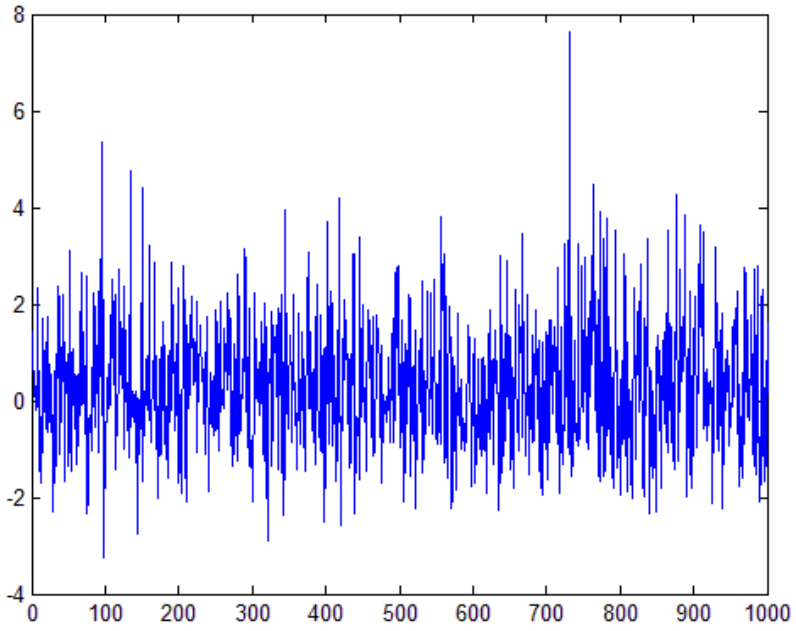
Name	Günlük Kar/Zarar	AK Enerji / Son Fiy..	Vestel / Son Fiyat	İş C / Son Fiyat	Şişe Cam / Son Fiy..
Description	Output	RiskNormal(0;1)	RiskNormal(0;1)	RiskNormal(0;1)	RiskNormal(0;1)
Iteration / Cell	@Risk(Simülasyon)..	@Risk(Simülasyon)..	@Risk(Simülasyon)..	@Risk(Simülasyon)..	@Risk(Simülasyon)..
1	1434754,92511398	0,8807987439360..	0,95497936478692	-0,112123731597..	-0,535613994304..
2	930224,711911036	0,4679780438762..	2,2032671119370..	1,36880503094905	0,94119928508495
3	341014,896245005	-1,077173271537..	2,13044857475353	0,9033578115819..	-2,513234672372..
4	353772,652611083	0,2125749062769..	-0,964188197642..	-0,640333562653..	0,1977154888794..
5	-190718,6789593	-0,403100130033..	1,28406452436628	0,8428865733760..	0,1122199363157..
6	302744,007695818	4,6680823851927..	1,98824516420476	-0,309028903269..	0,1071819652706..
7	-128986,1533062..	-0,201036773966..	0,6720961653494..	-0,935051231296..	0,6378885506197..
8	2344815,24595488	1,51537966719815	0,2189019209721..	-0,[illegible]	[illegible]389..
9	895902,148109612	0,5507200707018..	-0,523995409291..	9,[illegible]	[illegible]910..
10	377157,921926019	0,2636796831162..	-0,652768101821..	-1,333504199078..	-0,714485852755..
11	-1445051,404159..	-1,261383725943..	-0,4384774290677	-1,633049029087..	-0,171624188825..
12	-332242,9196669..	-0,336857576947..	4,0823773777617..	-0,986049853712..	-1,043264747773..
13	-1698584,298467..	-1,774286906741..	1,26826979467805	0,3815245667835..	1,69689552145708
14	1062844,85882284	0,7105805876837..	-0,8668247078587	-0,543216090028..	0,8115641721484..
15	-1077531,124717..	-1,127222221250..	0,2132572140961..	0,6452882229182..	0,36749254701703
16	1712823,83157434	1,12145345812133	1,42472896014351	-1,462094891618..	-1,238783616485..
17	410558,420295298	1,8367588302473..	-2,219137076003..	2,26791115379719	0,2922845323732..
18	122306,978450598	8,0198451442154..	0,29092392103925	-2,034917963428..	0,68761990716878
19	-569206,4717485..	-0,557792264211..	-1,287927324913..	1,2606508043212..	0,2931393634600..
20	726115,048113228	0,4066651522999..	1,77384145360899	-0,881612870471..	0,32799085182181
21	1741997,4748255	1,07054261306831	-0,520066533957..	0,8470795679229..	-0,609027507189..
22	458910,89877869	0,2441033122976..	0,5667923940630..	-0,716659643994..	-0,553933643322..
23	-632019,2447430..	-0,603993291064..	0,6297553727437..	-1,147137687200..	1,49865113294011
24	-304462,2580365..	-0,370266081010..	-2,822352902903..	1,16832696453597	1,10906226800656
25	737938,361777976	0,3681208573452..	-6,122021972309..	0,83575493266864	-1,119214345000..
26	413023,325847072	0,2100965725941..	8,1177950862622..	-0,464625583548..	0,0957848541545..

Row 7 of 1000
-0,935051231296335 (17,5%)

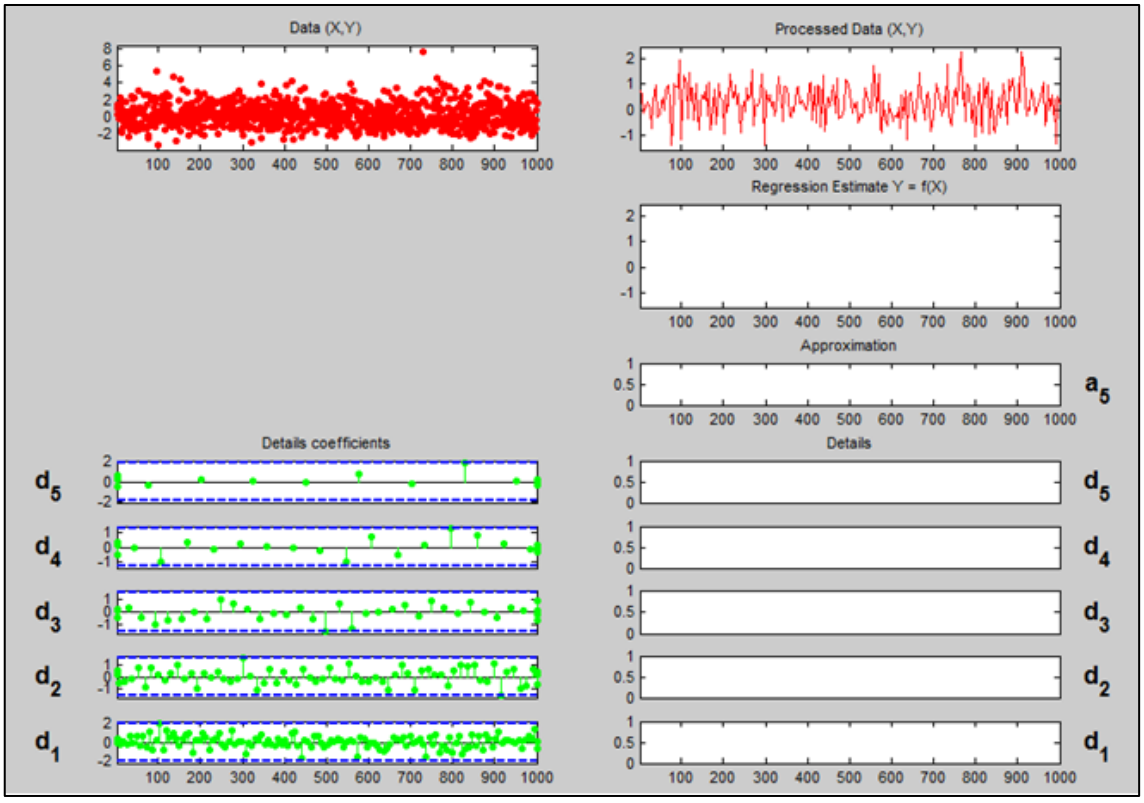
Şekil 5.5.Yapılan Simülasyonda üretilen veriler 1000 verinin bir kısmı

Bu kısımda oluşan veriler gürültülü bir sinyal oluşturmaktadır. Buda dalgacık regresyon kullanarak daha iyi sonuçlar elde edilebileceğini göstermektedir. Uygun eşik değerlerle oluşan değerlerin uç değerlerinin filtrelenmesi daha uygun bir veriye ulaşılması sağlanacaktır.

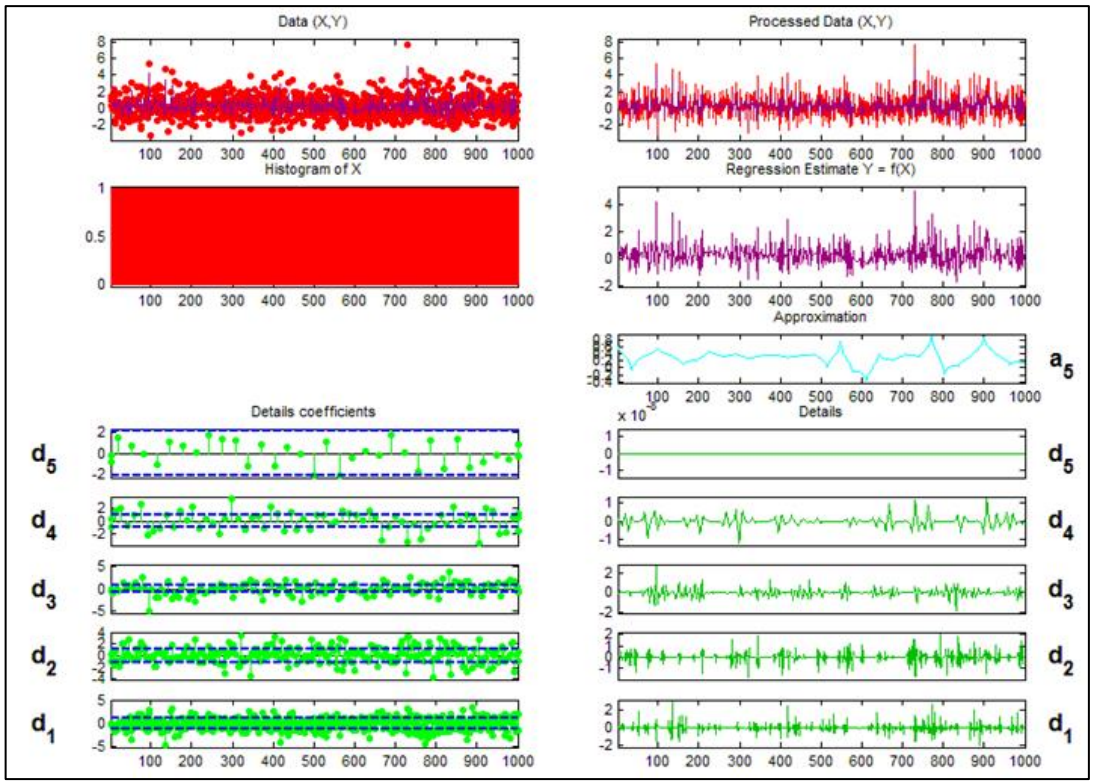
Dalgacık regresyonu kullanabilmek için MATLAB Wavelet Toolbox kullanılmıştır. @RISK den alınan veriler MATLAB 'da kullanılabilmesi için bir milyona bölünerek 0-1 aralığına dönüştürülmüştür. Verilerin orijinal grafiği Şekil 5.6 da verilmektedir.



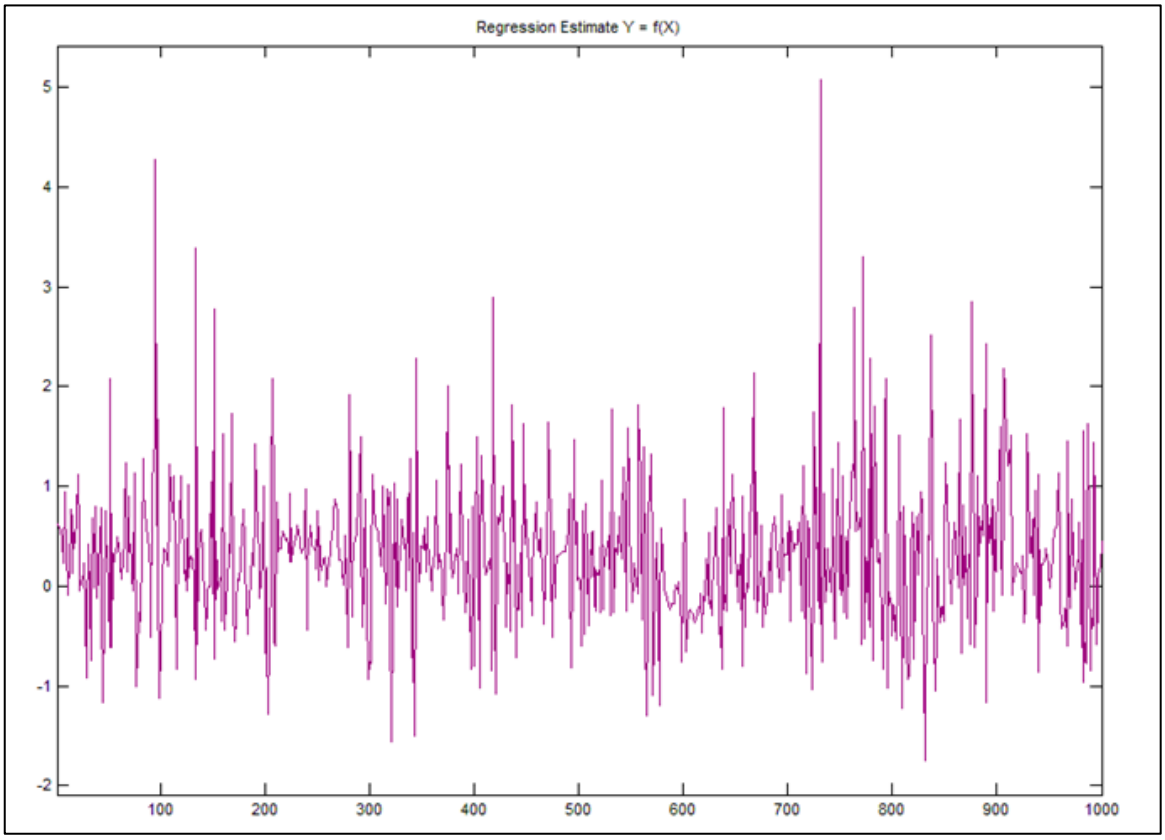
Şekil 5.6. Orjinal Veri



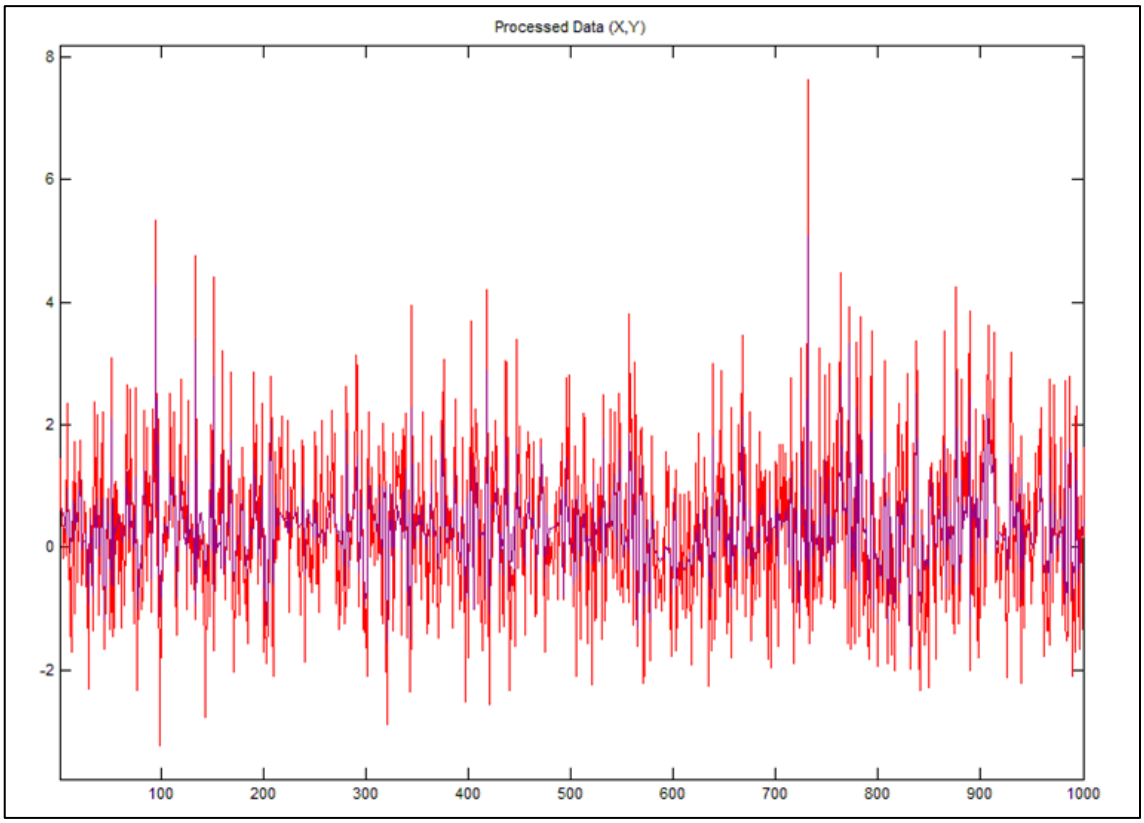
Şekil 5.7. Verinin MATLAB Toolbox'a Yüklenmesi



Şekil 5.8. Dalgacık Regresyon Uygulaması



Şekil 5.9. Dalgacık Regresyon tahmin grafiği



Şekil 5.10. Dalgacık Regresyon tahmini ve orijinal veriye uygunluğu

Yapılan dalgacık regresyon düzeltmesi ile elde edilen sonuc ise %99 güven arlığında RMD =1.090.028 TL ve %95 güven aralında 669.898 TL'dir.

5.2. Uygulama 2

Bu örnek uygulamada öncelikle oluşturulacak olan portföyün riskinin hesaplanabilmesi için bölüm 4.6. da detaylı bir şekilde anlatılan ve genel kabul gören RMD hesaplama yöntemlerinden yararlanılmıştır. İncelenen yöntemlerden

- Delta-Normal Varyans-Kovaryans Metodu,
- Delta-Gamma Varyans-Kovaryans Metodu,
- Geçmiş Verilere Dayanan Simülasyon Metodu
- Monte Carlo Simülasyonu Metotları

için MATLAB editörü kullanılarak karşılaştırmada kullanılacak RMD değerleri hesaplanmıştır.

örnek uygulamada 9 hisse senedinden bir portföy oluşturulmuştur. Bu hisse senetleri IMKB-30 şirketlerinden olan AKBNK, AEFES, ARCLK, EREGL, KCHOL, KRDMA, TCELL, TUPRS ve YKBNK' ye aittir. Her bir yatırıma ait 11.05.2009 - 10.05.2010 tarihleri arasındaki 253 günlük geçmiş veriler "tarih-kapanış fiyatı " alanlarında Excel formatında www.imkb.gov.tr adresinden alınmıştır.

Örnek uygulamada portföy optimizasyonu yapılmayacağından hisse pozisyonları eşit olarak 1000 br alınarak çizelgelenmiştir. Çizelge 5.x de verilmektedir.

Çizelge 5.8. örnek için hazırlanan portföy tablosu

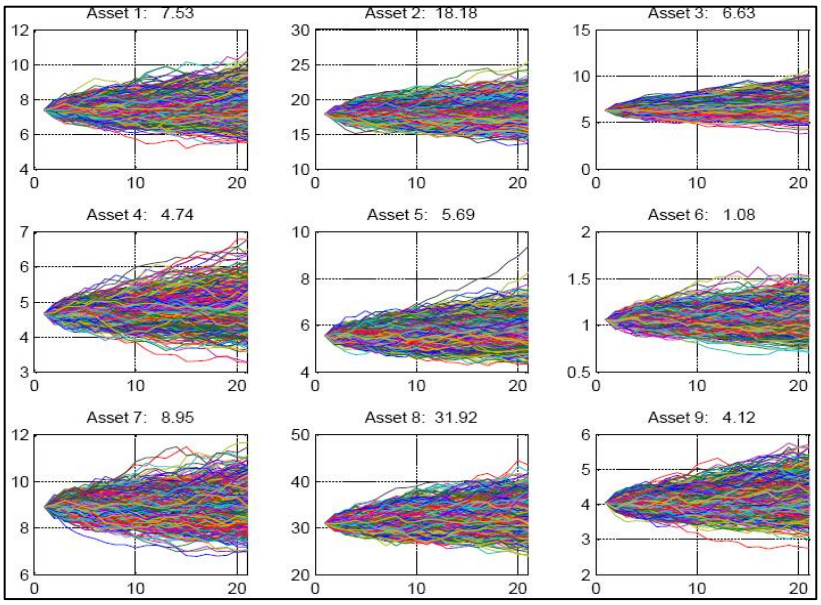
		CONVIDENCE LEVEL	5%	1%	%5-5 DAY	%5-10 DAY
DATA N=253	VaR	VAR-COV NORMAL BETA				
		VAR-COV DELTA-GAMMA				
		HISTORICAL				
PORTFOLIO		MONTE CARLO				
		WAVELET REGRESSION BASED				
TICKER	POSITION	CLOSE PRICE (SPOT)	MARKET VALUE	WEIGHTS		
AKBNK	1000	7,4	7400	8,52%		
AEFES	1000	17,9	17900	20,61%		
ARCLK	1000	6,35	6350	7,31%		
EREGL	1000	4,66	4660	5,36%		
KCHOL	1000	5,55	5550	6,39%		
KRDMA	1000	1,06	1060	1,22%		
TCELL	1000	8,9	8900	10,25%		
TUPRS	1000	31	31000	35,69%		
YKBNK	1000	4,04	4040	4,65%		
		TOTAL PORTFOLIO VALUE	86860	1		

Bölüm 4.6.1. anlatılan Delta-Normal yaklaşımına sahip Varyans-Kovaryans Metoduyla hesaplanan RMD, bölüm 4.6.2.de anlatılan Delta-Gamma yaklaşımına sahip

Varyan-Kovaryan metoduyla hesaplanan RMD, bölüm 4.6.4. de anlatılan Geçmiş Verilere Dayanan Simülasyon metoduyla hesaplanan RMD ve bölüm 4.6.5. de anlatılan Monte Carlo simülasyon metoduyla hesaplanan RMD hazırlanan yazılımla %95 ve %99 güven seviyesinde hesaplanmış ve çizelge 5.9 da verilmiştir.

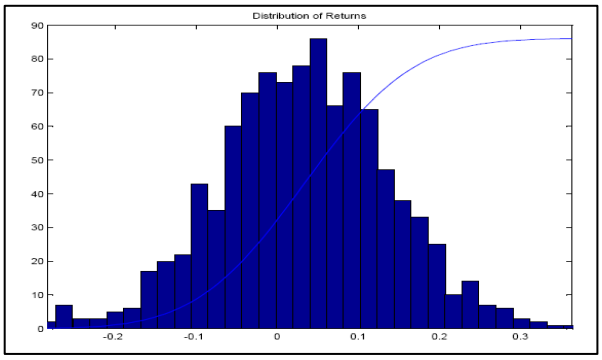
Tüm belirsizlikleri modelleyebilen en gelişmiş RMD hesaplama metodu olan Monte Carlo simülasyon metodudur (Bolgün & Akçay, 2005). Hesaplanan değerlerden de anlaşıldığı gibi monte corlo simülasyon yöntemiye hesaplanan risk değeri elimizdeki portföy değeri için çok yüksek çıkmaktadır. Burada sorulması gereken soru yatırımcının hangi RMD değerine göre portföyünün durumunu kontrol edeceğidir. Düşük riske göre hareket etmek kayıpları arttırmaktadır ancak yüksek riske göre de yatırımı elde tutmak zorlaşmaktadır. Çünkü yatırımcılar riskten kaçma eğilimindedirler. Yatırımcıların yanıltılmaması adına en doğru riske maruz değerin hesaplanması gerekmektedir.

Örnek veride yeni geliştirilen ve bölüm 4.9 da anlatılan WMC-VaR ile RMD hesaplanmıştır. Bu hesaplamada MC ile yapılan simülasyon sonucu oluşan her bir yatırımın yeni fiyat değerlerinden elde edilen getiriler dalgacık regresyon kullanarak filtrelenmiş ve yeniden tahmin edilerek MCSA'a tekrar verilmiştir. Böylece MCSA'dan elde edilen tahmin değerleri üzerinde dalgacık regresyon tabanlı yeni bir tahmin yapılarak MCSA ile üretilen verilerin dağılımları bozulmadan aynı özellikte ama daha hassas veriler elde edilmiştir. Örneğimizdeki 9 yatırımın dalgacık regresyon uygulanarak elde edilmiş yeni fiyatları 1000 simülasyonla şekil 5.11. de verilmiştir.



Şekil 5.11. Herbir yatırımın dalgacık regresyon uygulanmış yeni fiyatları

Simülasyon sonucu elde edilen dağılımın grafiği ise şekil 5.12 de verilmiştir.



Şekil 5.12. Dalgacık regresyon uygulanmış simülasyon sonucu elde edilen dağılım grafiği

Yeni dalgacık regresyon tabanlı hibrit monte carlo simülasyonu ile elde edilen RMD değeri çizelge 5.9 da verilmiştir.

Çizelge 5.9. Geleneksel metotlar ile ve yeni geliştirilen WMC-VaR ile hesaplanmış RMD'ler

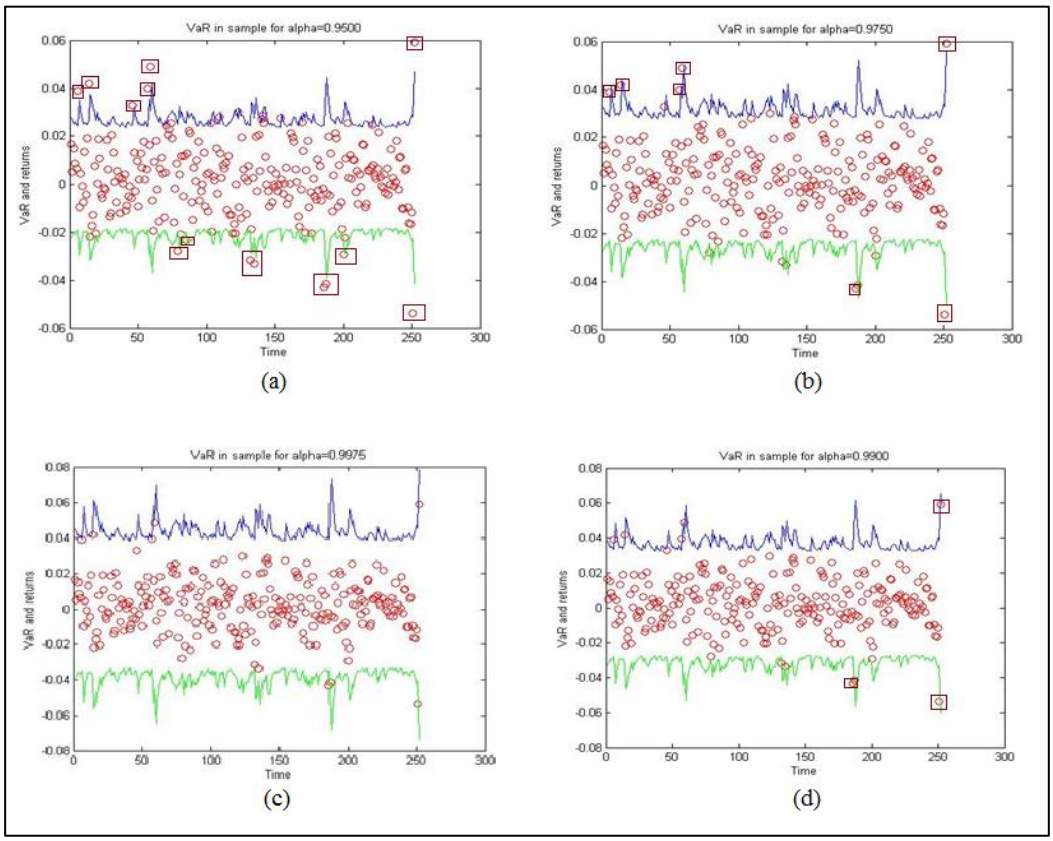
RMD Hesaplama Yöntemleri	**Güven Seviyesi**			
	5%	**1%**	**%5 5 Gün**	**%5 10 Gün**
Varyans-Kovaryans Normal Normal BETA	1.947,72	2.836,43	4.355,24	6.159,24
Varyans-Kovaryans Normal Normal GAMMA	1.687,54	2.386,72	3.773,46	5.336,47
Geçmiş Verilere Dayanan	1.771,48	2.889,57	3.961,14	5.601,90
Monte Carlo Simülasyonu	13.989,57	19.785,71	31.281,63	44.238,90
Dalgacık Regresyon Tabanlı Hibrit MCS (WMC-VaR)	2.514,61	3.556,47	5.622,85	7.951,91

RMD tahmini yapıldıktan sonra, tahmine ne oranda güvenilmesi gerektiği düşünülebilir. RMD tahmininin güvenilirliğini sınamak için yapılan testlerden birisi tahminin geçmişte ne kadar başarısız olduğunun ölçülmesidir. Geriye doğru yapılabilecek başarısızlık sınaması, portföy kayıplarının bir önceki günün RMD tahminini geçtiği gün sayısının yüzdesi olarak kabul edilmektedir (Jorion, 2006).

Örnek vermek gerekirse, portföyümüzün 1000 gün için hesaplanan getiri veya kayıpları üzerinden, RMD modeline %95 düzeyinde güvenmek istiyorsak bir önceki günün RMD tahminlerini geçen en fazla 50 değerin varlığına göz yummamız gerekmektedir. Eğer önceki günün RMD tahminlerini geçen kayıpların sayısı 50 günün

üzerinde ise kurduğumuz RMD modeli %95 güven düzeyinde kabul edilmemektedir (Jorion, 2006).

Hesaplamış olduğumuz yeni yöntemin doğruluğunu test etmek için geriye dönük test (backtesting) tekniğini kullanarak 255 gün için elde edilen sonuçlar ise Şekil 5.13. ve çizelge 5.10 da verilmiştir. Geriye dönük test Matlab üzerinde geliştirilen (Stavroyiannis,2011) araç ile yapılmıştır. Geriye dönük test bölüm 4.8.1 de anlatılmıştır.



Şekil 5.13. Geriye dönük test sonuçları

Çizelge 5.10. Geriye dönük test sonuçlarının

RMD Güven Düzeyi	**Kabul edilebilir Sınır**	**Test Sonucu Elde edilen değerler**
	T=255 gün	**T=255 gün**
%99	N<7	N=3
%97,5	2<N<12	N=7
%95	6<N<21	N=14

Çizelge 5.11. Geriye dönük test analiz değerleri

IN SAMPLE VALUE AT RISK BACKTESTING					
SHORT POSITION					
alpha	Success rate	LR value	Kupiec-p	LR Christ	Christ
0,9500	0,9524	0,0305	8,61E-01	NaN	NaN
0,9750	0,9762	0,0149	9,03E-01	NaN	NaN
0,9900	0,9841	0,7451	3,88E-01	NaN	NaN
0,9950	0,9841	3,7915	5,15E-01	NaN	NaN
0,9975	0,9960	0,1846	6,67E-01	NaN	NaN
0,9990	1,0000	NaN	NaN	NaN	NaN
LONG POSITION					
alpha	Success rate	LR value	Kupiec-p	LR Christ	Christ
0,9500	0,9643	1,1974	2,74E-01	1,018	0,313
0,9750	0,9762	0,0149	9,03E-01	NaN	NaN
0,9900	0,9841	0,7451	3,88E-01	NaN	NaN
0,9950	0,9881	1,7371	1,88E-01	NaN	NaN
0,9975	0,9921	1,8882	1,69E-01	NaN	NaN
0,9990	0,9921	4,8021	2,84E-01	NaN	NaN

Geriye dönük test ve analiz sonuçlarına bakıldığında 255 gün için yeni yöntem olan WMC-VaR ile hesapladığımız RMD'lerde %99 güven düzeyinde kabul edilebilir sınır 7 olmasına karşın 3 değer sınırdışı kalmıştır. Yine çizelge 5.11 de hesaplandığı gibi %99 güven düzeyinde başarı oranı hem kısa hem uzun pozisyon için %98,41olmuştur. Ayrıca %97,5 güven düzeyinde kabul edilebilir sınır 2 ila12 aşım olmasına karşın 7 değer sınırdışı kalmıştır. Yine çizelge 5.11 de hesaplandığı gibi %97,5 güven düzeyinde başarı oranı hem kısa hem uzun pozisyon için %97,62 olmuştur. Aynı durum %95 güven düzeyi içinde geçerlidir.

Sonuç olarak yeni geliştirilen yöntem RMD hesaplama için uygun olduğunu kanıtlamıştır. Oluşabilecek risk değerini MCS na göre çok daha optimal hesapladığı görülmektedir.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Yatırımcıların portföy oluşturmaktaki amacı genel olarak riskleri azaltmaktır. Doğası gereği yatırımcılar en düşük risk ile en yüksek getiriyi sağlamayı hedeflerler. Herhangi bir getiri seviyesinde minimum riski, herhangi bir risk seviyesinde maksimum getiriyi seçecektirler. Bu durumda portföy riskinin doğru hesaplanması, yatırımcıların yanıltılmaması açısından çok önemlidir.

RMD hesaplamaları, ortaya çıkan tek bir rakama bakılarak riskin karşılanabilir olup olmadığına dair karar alınmasına yardımcı olmaktadır. Uygulamadaki kolaylığı ve anlaşılır özellikleri ile RMD, finansal piyasalarda faaliyet gösteren kurumlar tarafından geniş kabul görmüştür ve son yıllarda hızla gelişen risk yönetiminin önemli bir aracı haline gelmiştir.

Bu çalışmada daha gerçekçi bir RMD hesaplanması için en güvenilir hesaplama metotlarından olan Monte Carlo Simülasyon yöntemi üzerinde dalgacık regresyon tekniğinin kullanılmasıyla hibrit bir metot geliştirilerek yeni bir RMD hesaplama yöntemi WMC-VaR önerilmiştir. Elde edilen sonuçlar ve yapılan geriye dönük testten elde edilen verilerle detaylı bir şekilde bölüm 5.2. de verilmiştir. Buradan elde edilen sonuçlara göre yeni yöntemin etkinliği kanıtlanmıştır.

Bu çalışmada önerilen yöntem yatırımcılar için gerçekçi riski göstermekte önemlidir. Ancak oluşabilecek çok ciddi kriz senaryolarında etkinliğinin test edilmesi gerekmektedir. Tüm riske maruz değer yöntemleri kriz durumunda kötü sonuç vermektedir. Yeni önerilen yöntemde dahil olmak üzere diğer yöntemlerinde kriz durumunda başarılı olabilmeleri için stres testleri ve senaryo analizleri ile güçlendirilmeleri gerekmektedir. Bu çalışma dalgacık regresyonun RMD hesaplanmasın da ilk oluşu açısından önem taşımaktadır ve bir öngörü oluşturmuştur. Bundan sonraki çalışmalarda yöntemin geliştirilerek daha iyi sonuçların elde edileceği düşünülmektedir.

7. KAYNAKLAR

Abramovich, F. ve Benjaminiand, Y., 1995. Thresholding of wavelet coefficients as multiple hypotheses testing procedure. *Wavelets and Statistics.* New York: Springer, p. 5−14.

Abramovich, F., Sapatinas, F. ve Silverman, B. W., 1998. Wavelet thresholding via a Bayesian approach. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B,* 60(4), pp. 725-749.

Atan, M., 2002. *Risk Yönetimi ve Türk Bankacılık Sektöründe Bir Uygulama.* Doktora Tezi: Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Ens. Ekonometri Anabilim Dalı, Ankara.

Aussem, A. ve Murtagh, F., 1997. Combining Neural Network Forecasts on Wavelet Transformed Timeseries. *Connection Sci.,* 9(1), pp. 113-121.

BDDK, 2012. *Bankaların İç Denetim ve Risk Yönetimi Sistemleri Hakkında Yönetmelik.* http://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2012/06/20120628-17.html [15 Ocak 2013 tarihinde erişilmiştir].

Bolgün, K. ve Akçay, M., 2005. *Risk Yönetimi*. İstanbul: Scala Yayıncılık.

Brooks, C. ve Persand, G., 2000. Value at Risk and Market Crashes. *Journal at Risk,* 2(4), pp. 5-26.

Ceylan, A., 1995. *Borsada Uygulamalı Portföy Yönetimi*. Bursa: Ekin Kitapevi.

Chew, C., 2001. *The Money and Income Relationship of European Countries by Time Scale Decomposition Using Wavelets,* New York: Preliminary Paper, New York University.

Chorafas, D. N., 1997. *Market Risk Amendment.* USA: Irwin Professional.

Chui, C., 1992. *An introduction to wavelets*. San Diego: Academic Press.

Daubechies, I., 1992. Ten Lectures on Wavelets. *Society for Industrial and Applied Mathematics,* 61(1), pp. 198-202.

Donoho, D. L. ve Johnstone, I. M., 1994. Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage. *Biometrika,* 81(3), p. 425−455.

Donoho, D. L. ve Johnstone, I. M., 1995. Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage. *American Statistical Association,* 90(432), p. 1200−1224.

Dowd, K., 1998. *Beyond value at risk: the new science of risk management*. New York: John Wiley ve Sons.

Dowla, U. F. ve Anant, S. K., 1997. Wavelet Transform Methods for Phase Identification in Three Component Seismograms. *Bulletin of Seismological Society of America*, 87(6), pp. 1598-1612.

Dragotti, P. L. ve Vetterli, M., 2000. Wavelet Transform Footprints: Catching Singularities for Compression and Denoising. *Image Processing International Conference Proceedings IEEE,* 2(1), pp. 363-366.

Gencay, R., Selcuk, F. ve Whitcher, B., 2002. *An introduction to Wavelets and Other Filtering Methods in Finance and Economics.* San Diego: Academic Press.

Genç, A., 2009. *Risk Analizi Ders Notları*. Konya: Aybil.

Gençaya, R., Selçuk, F. ve Whitcher, B., 2005. Multiscale Systematic Risk. *Journal of International Money and Finance,* 24(1), pp. 55-70.

Graps, A., 1995. An introduction to wavelets. *omputational Science ve Engineering, IEEE,* 2(2), pp. 50-61.

Hamburger, Y., 2003. *Wavelet based Value at Risk Estimation.* Master Thesis: InformaticsveEconomics, Erasmus University, Rotterdam.

Huang, W., 2003. *Wavelet RegressionWith an Emphasis on Singularity Detection.* Thesis of Master: Sam Houston State University Department of Mathematics and Statistics, Houston.

Hull, J., 2006. *Options, Futures, and Other Derivatives*. New Jersey: Pearson Education, Inc..

İnal, H. ve Günay, S., 1993. *Olasılık ve Matematiksel İstatistik*. Ankara: Hacettepe Ü. Fen Fak. .

Jorion, P., 2006. *Value At Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*. New York: McGraw-Hill.

Mallat, S. G., 1989. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions,* 11(7), pp. 674-693.

Markowitz, H. M., 1952. Portfolio Selection. *Journal of Finance,* 7(1), pp. 77-91.

Marron, J. et al., 1998. Exact Risk Analysis of Wavelet Regression. *Journal of Computational and Graphical Statistics,* 7(3), p. 278–309.

Meyer, Y., 1972. *Algebraic numbers and harmonic analysis.* Amsterdam: North Holland Publishing Company.

Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G. ve Poggi, J., 2002. *Wavelet Toolbox for use with Matlab User's Guide,* MA: The Mathworks, Inc..

Nason, G. P. ve Silverman, B., 1994. The discrete wavelet transform in S. *Journal of Computational and Graphical Statistics,* 3(2), pp. 163-191.

Norsworty, J., Li, D. ve Gorener, R., 2000. *Wavelet-based analysis of time series: an export from engineering to finance.* Albuquerque, New Mexico, IEEE IEMS Conference.

Ramsey, J. B., 1999. The contribution of wavelets to the analysis of economic and financial data. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences,* 357(1760), pp. 2593-2606.

Ramsey, J. B. ve Lampart., C., 1998. Decomposition of economic relationships by timescale using wavelets. *Macroeconomic dynamics,* 2(1), pp. 49-71.

Stein, C. M., 1981. Estimation of the mean of a multivariate normal distribution. *The annals of Statistics,* 9(6), pp. 1135-1151.

Stevenson, M., 2000. *Filtering and forecasting spot electricity prices in the increasingly deregulated australian electricity market,* Sydney: University of Technology Sydney.

Struzik, Z. R., 2001. Wavelet methods in (financial) time-series processing. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications,* 296(1), pp. 307-319.

Şanlıoğlu, M., 2005. *Basel Uzlaşısı Çerçevesinde Bankalarda Piyasa RiskYönetimi ve Bir Uygulama.* Yüksek Lisans Tezi: Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enst.İşletme Anabilim Dalı, Konya.

Van den Berg, J., Kaymak, U. ve Bergh., W.-M. V. d. B., 2004. Financial markets analysis by using a probabilistic fuzzy modelling approach. *International Journal of Approximate Reasoning,* 35(3), pp. 291-305.

Walker, J. S., 1999. *A primer on wavelets and their scientific applications.* Florida: CRC press.

Wiener, Z., 1999. Introduction to VaR (value-at-risk)." Risk management and Regulation in Banking.. *Springer US,* 12(1), pp. 47-63.

EK-1

Monte Carlo Similasyon Metodu MATLAB kodu

(3 yatırım aracından oluşan bir portföy için):

```
returns      = [0.1 0.15 0.12];%beklenen getiriler
STDs         = [0.2 0.25 0.18];%standart sapmalar
correlations = [ 1   0.3  0.4
                 0.3   1   0.3
                 0.4  0.3   1 ];% korelasyon matrisi
c = corr2cov(STDs, correlations);%covaryans matrisi
w = [0.078707777 0.436652447 0.484639776];%portföy ağırlığı
n = 1000;%similasyon sayısı
[portRisk, portReturn] = portstats(returns, c, w);%varyans kovaryans yöntemi ile risk ve getiri hesabı
r =chol(c);%varyans kovaryans matrisinin cholesky decompose matrisi elde edilir. bunun sebebi korelasyonların bir kere daha hesaba katılmamasıdır. Vc matrisi definite positive olmalı yani determinant >0 olacak aksi halde hesaplanamaz.
t =3;%portföydeki varlık sayısı
u =rand(n,t);%uniform dağılımdan rasgele sayı üretiliyor.
invU =icdf('norm',u,0,1);% ters dönüşümle uniform sayılar istenilen dağılıma çevriliyor. burada normal dağılım seçildi.
r1 =invU*r;%korelasyonlu teorik getiriler
rp=r1*w';%portföy getirileri
rpo=sort(rp);%portföy getirileri sıralanması
k=floor(n*0.05);% %95 güven düzeyi yeri belirleniyor.
varmontecarlo=rpo(k+1);%monte carlo VaR hesaplanıyor.
```

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı	**:**	TARIK YILMAZ
Uyruğu	**:**	T.C.
Doğum Yeri ve Tarihi	**:**	ILGIN-16.08.1976
Telefon	**:**	0 505 447 56 86
Faks	**:**	0 332 885 72 62
e-mail	**:**	tyilmaz@selcuk.edu.tr

EĞİTİM

Derece		**Adı, İlçe, İl**	**Bitirme Yılı**
Lise	:	Malatya Fen Lisesi	**1996**
Üniversite	:	S.Ü. Müh-Mim Fak. Bilgisayar Mühendisliği Böl.	**2000**
Yüksek Lisans	:	S.Ü. Fen Bil. Enst. Bilgisayar Sist. Anabilim Dalı	**2004**
Doktora	:	S.Ü. Fen Bil. Enst. İstatistik Anabilim Dalı	**2013**

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	**Kurum**	**Görevi**
1997-1998	Esmar AVM	Bilgi İşlem Müdür
1998-1999	Promek Akılı Kart Teknolojileri	Teknik Müdür
1999-2001	Konya Büyükşehir Belediyesi	Teknik Müdür
2001-..	S.Ü. Ilgın MYO	Öğr.Gör.; Mdr. Yrd.
2004-2012	S.Ü.Uygulamalı Matematik Arş.Mrk.	Mdr.Yrd.
2010-..	BTM ARGE	Genel Müdür
2011-..	S.Ü. Ilgın MYO	Bilg.Tekn.Böl. Bşk.

UZMANLIK ALANI

- Finansal ve Operasyonel Risk Analizi
- Yazılım Mühendisliği, Programlama Dilleri, Veritabanı Sistemleri, Sayısal Algoritmalar
- Veri Madenciliği İstatistiksel Analizler, Kümeleme Algoritmaları
- Smart Card, Biometrik ve Embedded Güvenlik Sistemleri
- Bulanık Kümeler ve Sistemler, Sinirsel Ağlar
- Şifreleme Teknikleri, Kriptoloji

YABANCI DİLLER

İngilizce (UDS 63,75)

VERİLEN SEMİNERLER

- Akıllı Kartlar Teknolojisine Dayalı Kampüs Kart Uygulaması, YL Seminer, 2003

- Veri Madenciliği, DR Seminer, 2008

TEZLER

- Akıllı Kartlarda Güvenlik Problemleri Çözümü, YL Tez, 2004
- Dalgacık Regresyon Kullanılarak Reel Sektör Risk Analizi

SERTİFİKALAR

- CE SİSTEM Uluslararası Belgelendirme Denetim Ltd. Şti., ISO 9001:2000 Kalite Yönetim Sistemi Temel ve Dökümantasyon Eğitimi, 2008
- Konya Teknokent, S.Ü. Teknoloji Geliştirme Bölgesi, Sanayi AR-GE Projesi Hazırlama Eğitimi, 2008
- Risk Active, Finansal Risklerin Ölçülmesi ve Yönetilmesi, 2008
- Milli Produktivite Merkezi, Verimlilik Ölçme ve Değerlendirme Eğitimi, 2007
- Konya Teknokent ve Project Management Institute, Proje Yönetimi Eğitimi, 2007
- T.C. Tarım ve Köyişleri Bakanlığı, Arıcılık Eğitimi Programı, 1995

VERDİĞİ DERSLER

- Görsel Programa Dilleri (Java, C#, Delphi)
- İnternet Programcılığı (PHP, ASP.NET)
- Nesneye Yönelik Algoritma (Java)
- Yapısal Programlama Dilleri (Pascal, C)
- Veri Tabanı Yönetim Sistemleri (MS SQL Server, MySQL, Access)
- Veri Madenciliği
- Risk Analizi (Finansal ve Operasyonel Risk Analizi)
- Aktüerya ve Sigortacılık
- Mobil Uygulama Geliştirme (Android ve IOS)

KOMİTE ÜYELİKLERİ

- Mevlana Kalkınma Ajansı: 2013-2017 Bölgesel Kalkınma Planı Hazırlanması, Sanayii ve Savunma Sanayii Teknik Komite Üyeliği

GÖREV ALDIĞI PROJELER

- Konya Büyükşehir Belediyesi Elektronik Bilet Sistemi Projesi, 2000
- Selçuk Üniversitesi Kampüs Kart Sistemi Projesi, 2006
- Selçuk Üniversitesi İstatistik Paket Yazılımı Projesi,2007
- SCF Döküm A.Ş. ERP ve Otomasyon Sitemi, 2007
- RiskActive Ltd. Şti. Kur-Parite-Hisse Senedi Tahmin Sistemi, 2008
- RiskActive Ltd. Şti. Reel Sektörde Risk Analizi Yazılımı, 2009
- Konya Büyükşehir Bel. Gençlik Merkezi SONUS Projesi, 2012
- YUNTES Makine Dinamik CRM Projesi,2013

YAYINLAR*

YAYINLAR - BİLİMSEL TOPLANTILAR HAKEMLİ DERGİ

1. Yılmaz,T, “Smart Card Approach for Secure Data Communication”, Selçuk Journal of Applied Mathematics, Special Issue, pp. 117-130, 2011. (YL Tez)
2. Yılmaz,T, “A New Wavelet Regression Based Approach That Calculates Portfolio Risk”, JOSUNAS Online ISSN: 2147-3781,vol 2, No 4, pp. 67-84, 2013. (DR Tez)

ULUSAL BİLDİRİLER

3. Koçer, H.E, Altun, A.A., Yılmaz, T., "İris Deseninin Bulanık C-Ortalaması Kullanılarak Sınıflandırılması", 11. Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Ulusal Kongresi, Cilt 2, sf. 462-465, 2005, İstanbul, Türkiye.

4. Genç, A., T. Yılmaz, "Yazılım Lisansı ve Kriptografik Teknikler Üzerine Bir Uygulama", I. Ulusal Ereğli Meslek Yüksek Okulu Tebliğ Günleri, 261-271, 2009.

5. Tekşen, Ü.M., Yılmaz, T., Korkmaz, M.Ç., A. Genç,"Ls-Svm'ye Dayalı Lineer Olmayan Bulanık Regresyon", VI. İstatistik Günleri Sempozyumu Bildiriler Kitabı, 347-353, Samsun, 2009.

6. Karadavut, U., Tekşen, Ü.M., A. Genç, A. Tozluca, Ç. Patla, D. A. Çarkacı, T. Yılmaz, "Mısır Bitkilerinde Büyüme Eğrisi Parametrelerinin Bulanık Lineer Olmayan Regresyon Yardımıyla Tahmini", 6. Zootekni Bilim Kongresi Bildiriler Kitabı, s. 3-9, Erzurum, 2009.

7. Genç, A.,Tekşen, Ü.M., Yılmaz, T., "Çoklu Lineer Bulanık Regresyon", I. Ulusal Ereğli Meslek Yüksek Okulu Tebliğ Günleri, 169-175, 2009.

8. Yılmaz, T., Yılmaz, R., Genç, A., "Akıllı Kartlar ile Güvenli Haberleşme", II. Ulusal Konya Ereğli Kemal Akman Meslek Yüksek Okulu Tebliğ Günleri, 1-15, 2010.

9. Yılmaz, R., Yılmaz, T., Genç, A., "Kriptolojik Uygulamalarda Bazı İstatistiksel Testler", II. Ulusal Konya Ereğli Kemal Akman Meslek Yüksek Okulu Tebliğ Günleri, p:16-30, 2010.

10. Yılmaz, T., Genç, A.,Çağlayan,V. "Pazar Araştırmalarında Finansal Risk", III. Ulusal Konya Ereğli Kemal Akman Meslek Yüksek Okulu Tebliğ Günleri, p: 64-79, 2011.

ULUSLARARASI BİLDİRİLER

11. Yılmaz, T., Altun,A.A., Koçer,H.E.,"Akıllı Kart ve Biyometrik Sistem Entegrasyonlu Kullanıcı Kimlik Denetleme Sistemi", 4. International Advanced Technologies Symposium, Volume 1, pp. 220-225, 2005, Konya, Türkiye.

12. Koçer,H.E., Altun, A.A, Allahverdi,N., Yılmaz,T., "İris Deseninin Yapısal Lineer Filtreler Kullanılarak Analizi", 4. International Advanced Technologies Symposium, Volume 1, pp. 81-84, 2005, Konya, Türkiye.

13. Altun,A.A, Allahverdi,N., Koçer,H.E., Yılmaz,T., Alan,S., "Fingerprint Image Enhancement Using Filtering Techniques", 13th Signal Processing and Communications Applications Conference, 2005, pp. 229-232, Kayseri, Türkiye.

14. Yılmaz,T.,Genc, A., "An Application Of Wavelet Regression For Portfolio Risk", The 24th International Conference of Jangjeon Mathematical Society, p: 132, Konya. 2011

15. Tekşen, Ü.M., Genç, A., Evren, A., Yıldız, D., Yılmaz T., "An Entropy Approach to Fuzzy Nonlinear Regression", The 24th International Conference of Jangjeon Mathematical Society, p: 132, Konya, 2011.

16. Genç, A., Çağlayan,V.,Yılmaz, T., Altındağ, İ.,"Servqual Ölçüm Modeli ile Üniversite Öğrencilerinin Hizmet Kalitesi Algısı Üzerine Bir Araştırma",12th International Symposium on Econometrics Statistics and Operations Reserarch, p:22-29, Denizli, 2011

17. Yılmaz, T.,Genç, A.,"Dalgacık Regresyon ile Kur Tahmini",13th International Symposium on Econometrics, Operations Reserarch and Statistics, p:22-29, Farmagusta, Turkish Republic of Northern Cyrprus, 24-26 May 2012

18. Yılmaz, T.,Genç, A.,” An Application of Wavelet Regression in Exchange Rate Estimation”, 25th European Conference on operational research, p:206, Vilnius, Lithuania, 8-11 July 2012

19. Genç, A., Yılmaz, T,” Wavelet Regression Based Financial Forecasting”, 25th European Conference on operational research, p:206, Vilnius, Lithuania, 8-11 July 2012

20. Genç, A., Yılmaz, T,” A Simulation Study of Supply Chain Disruptions Modelling”, OR2013-International Conference on Operations Research, p:128, Rotterdam, Netherland, September 3 –6, 2013

21. Yılmaz, T.,Genç, A.,” Genetic Algorithm Approaches for a Job Shop Scheduling: A Real Case Study”, OR2013-International Conference on Operations Research, p:144, Rotterdam, Netherland, September 3 –6, 2013