

**T.C.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
BANKACILIK VE SİGORTACILIK ENSTİTÜSÜ
BANKACILIK ANABİLİM DALI**

**VOLATİLİTE DEĞERLEME VE TAHMİNİ İÇİN GARCH
MODELLERİNİN KULLANIMI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İSMET KALE

İSTANBUL, 2006

**T.C.
MARMARA ÜNİVERSİTESİ
BANKACILIK VE SİGORTACILIK ENSTİTÜSÜ
BANKACILIK ANABİLİM DALI**

**VOLATİLİTE DEĞERLEME VE TAHMİNİ İÇİN GARCH
MODELLERİNİN KULLANIMI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İSMET KALE

DANIŞMAN: YRD. DOÇ. DR. BAHADTİN RÜZGAR

İSTANBUL, 2006

İÇİNDEKİLER

İÇİNDEKİLER.....	I
TABLolar LİSTESİ	II
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	III
ÖZET.....	IV
GİRİŞ.....	1

BİRİNCİ BÖLÜM

GARCH MODELLERİ İÇİN GEREKLİ OLASILIKLAR	4
1.1 Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu.....	4
1.2 Riske Maruz Değer	14
1.3 Regresyon ve En Küçük Kareler Metodu.....	16

İKİNCİ BÖLÜM

VARYANS MODELLERİNİN KURULUŞU.....	29
2.1 Koşullu ortalamada ARMA ve ARFIMA işlemleri	31
2.2 Koşullu varyansı GARCH ile modelleme	34
2.2.1 ARCH modeli.....	35
2.2.2 GARCH modeli.....	36

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

VARYANS MODELLEMEDE GARCH TÜREVLERİ	39
3.1 GJR ve TARCH modelleri	39
3.2 EARCH modeli	40
3.3 APARCH modeli.....	41
3.4 IGARCH modeli	43
3.5 FIGARCH modeli	45
3.6 HYGARCH modeli	46
3.7 BBM'ye karşılık Chung'un FI işlemi	47
3.8 FIEGARCH ve FIAPARCH modelleri	48

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

DENEYSEL UYGULAMALAR.....	49
4.1 Değerleme Sonuçları	51
4.2 Tahmin Sonuçları	59

SONUÇ.....	65
------------	----

EKLER

EK1 Modeller listesi.....	67
EK2 IMKB Değerleme&Tahmin.ox kodu	69
EK3 IMKB Değerleme&Tahmin.ox örnek çıktısı	47
EK4 Modellerin karşılaştırma sonuçları.....	57
EK5 Modellere toplu bakış.....	144

KAYNAKLAR.....	172
----------------	-----

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1.1.1: İki zar atımı sonucunda yazı sayısının olasılıkları.....	4
Tablo 1.1.2: İki zar atıldığında olası sonuçlar	5
Tablo 1.1.3: İki zar atıldığında iki zarın toplamı.....	5
Tablo 1.1.4: İki zarın toplamı için olasılık dağılımı.....	6
Tablo 4.1.1: Sabit ortalamalı modellerin farklı kriterlere göre değerlendirme performansı	52
Tablo 4.1.2: Farklı GARCH ve FIAPARCH modelleri için minimum sıralama toplamı.....	53
Tablo 4.1.3: APARCH ve FIAPARCH modellerinin karşılaştırması	55
Tablo 4.1.4: Log olasılık bazında en iyi değerlendirme yapan en iyi 20 model.....	56
Tablo 4.2.1: R^2 bazında en iyi tahmin eden 20 model	59
Tablo 4.2.2: Sabit ortalamalı modellerin tahmin performansı sıralaması	62
Tablo 4.2.3: Farklı IGARCH yapıları için minimum sıralama toplamı	63
Tablo 4.2.4: Farklı GARCH yapıları için minimum sıralama toplamı	64

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1.1: 1 zarın 100 defa atılması deneyi	7
Şekil 1.1.2: 2 zarın 100 defa atılması deneyinde beklenen değer	7
Şekil 1.1.3: 9 zarın 100 defa atılması deneyinde beklenen değer	7
Şekil 1.1.4: Varyansları farklı iki olasılık dağılımı	9
Şekil 1.1.5: Kuyruk ve tepe noktaları farklı yapıda iki olasılık dağılımı	9
Şekil 1.1.6: Eğiklikleri farklı iki olasılık dağılımı	10
Şekil 1.1.7: Normal Dağılım	11
Şekil 1.1.8: Öğrenci-t Dağılımı, serbestlik derecesi 1	13
Şekil 1.1.9: Öğrenci-t Dağılımı, serbestlik derecesi 40	13
Şekil 1.2.1: Bir günlük %90 YTL VaR	15
Şekil 1.3.1: Veriye en uygun doğruyu uydurma	19
Şekil 1.3.2: Hata miktarının bulunması, doğrudan dik olarak uzaklık	19
Şekil 1.3.3: Doğruya uzak bir nokta eklendiğinde yeni doğrunun durumu	23
Şekil 1.3.4: Doğruya yakın bir nokta eklendiğinde yeni doğrunun durumu	23
Şekil 1.3.5: Homoskedasticity (Eşit Varyanslılık)	28
Şekil 1.3.6: Heteroskedasticity (Değişken Varyanslılık)	28
Şekil 4.1.1: ARMA(1,1) FIARCHCh(2,1) Eğik-t.	57
Şekil 4.1.2: GARCH(1,1) Normal Dağılım	58
Şekil 4.2.1: IGARCH(1,1) Skt	60
Şekil 4.2.2: EGARCH(1,1) GED	60
Şekil 4.2.3: ARMA(1,1) FIAPARCH(2,d,1) Skt	61

ÖZET

Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişken Varyanslılık (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity veya GARCH) bir hata modellemesidir. Çoğunlukla başka modellerin içinde volatilité faktörünü temsilen kullanılır. İçinde GARCH bulunan modeller zehirli gazların atmosferde yayılma hızı tahmininden sinirsel aktiviteyi simüle etmeye kadar çeşitli alanlarda kullanılmaktadır. Ancak finans halen GARCH kullanımında önde gelen alandır ve bu konudaki araştırmaların başını çekmektedir.

Bu tezde GARCH modelleri tanıtılmış ve IMKB 100 Endeksine uygulandığında değerlendirme ve tahmin etme kapasiteleri incelenmiştir. Bunun yanı sıra IMKB'nin gelişmiş ülkelerdeki finanssal zaman serilerinin göstermiş olduđu ortak karakteristikleri ortaya koyup koymadığı gözlemlenmiştir. Bu sayede, 2007 yılında Basel II gerekliliklerinin uygulamaya konmasıyla sonuçları daha da önemli hale gelecek olan Türkiye temelli risk yönetimi araştırmalarına katkıda bulunmak hedeflenmektedir.

Bu çalışma, 9 yıllık günlük verilere dayanarak IMKB 100 endeksinin volatilitésini değerlendirmek ve tahmin etmek için, her biri dört ayrı dağılımla deneneyen, ARMA özellikleri eklenebilen 11 değişik ARCH modelinin performansını sunmaktadır.

Elde edilen sonuçlara göre, eğer aynı dağılım kullanılırsa, kısmi entegre edilmiş asimetrik modeller bu özelliğe sahip olmayan orijinal versiyonlarından daha iyi volatilité değerlemesi yapabilmektedir. Eğik-t ve Student-t dağılımlarının kullanılması modelin veriye daha iyi yerleşmesini sağlamaktadır. Belirli bir model veya dağılımın kullanılmasının volatilité tahmininde açık bir iyileşmeye yol açmadığı gözlenmiştir.

GİRİŞ

1980'lere kadarki analitik arařtırmaların çoğunluęu faktörlerle sonuçların iliřkisini konu alırdı. Bu nedenle modelin verdięi sonuç ile gerçekleřen sonuç arasındaki hatanın rakssal bir sabit olduęu varsayımı kolaylık ağısından en sık rastlanan varsayımıdı. İliřkileri temsil eden en iyi modeller en minimum hatayı verenlerdi. Bunun sonucu, optimum model bulmak niyeti ile sabit rastsal hataların minimize edilmesi ve böylece sayısal tahmin yürütme konusunun dıřına atılması oldu. Ancak bazı durumlarda tahmin edilmesi esas önemli olan konu tam olarak bu hataların sayısal miktarlarıdır. Finans dünyası bu hata miktarlarının bugün risk olarak tanımladıęımız olgu olarak yorumlanabileceęini fark ettięinden beri bu konudaki arařtırmaları destekleyen ilk sektör oldu.

Genelleřtirilmiř Otoresgresif Kořullu Deęiřken Varyanslılık (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity veya GARCH) bir hata modellemesidir. Çoğunlukla bařka modellerin içinde volatilité faktörünü temsilen kullanılır. İçinde GARCH bulunan modeller zehirli gazların atmosferde yayılma hızı tahmininden sinirsel aktiviteyi simule etmeye kadar çeřitli alanlarda kullanılmaktadır. Ancak finans halen GARCH kullanımında önde gelen alandır ve bu konudaki arařtırmaların bařını çekmektedir.

ARCH sınıfı modellerin ilki olan ARCH 1982'de Nobel ödülü sahibi Engle tarafından ortaya atıldı. O zamandan beri çok sayıda türevi yaratılmıř olsa da bunların hepsi kořullu varyansı gemiř sonuçların (karesinin) ve dięer karakteristiklerin bir fonksiyonu olarak modellemektedir. Böylece finans anlamında risk, gemiř getirilerin ve daęılım özellikleri, asimetri gibi getiriye has birtakım özelliklerin bir fonksiyonu olarak modellenebilir.

Son yıllarda teknolojik altyapı gelişmelerini takiben finanssal ticaretin büyümesi ve finanssal kurumların risk algılama mekanizmalarındaki eksiklikler nedeniyle oluşan alım satım zararlarının kontrol altına alınamaması finanssal düzenleyicileri ve bankalar denetleme komitesini harekete geirdi. Finanssal kurumların belirli bir süre içerisinde karřılařabilecekleri zararları deęerlendirebilecek sayısal teknikler ön plana çıktı. Riske maruz deęer (Value-at-Risk veya kısaca VaR) en çok tercih edilen tekniklerden biri haline geldi. VaR'ın bir getiri sepeti için hesaplanması yöntemi temelde o portföyün getiri daęılımında α düzeyinde deneysel (empirik) bir yüzdesel alan olan çeyreğin (quantil) hesaplanmasını gerektirir. Örneğin çeyrek $\alpha = \%5$ için 100 günlük bir projeksiyonda hesaplanırsa, 100 günün 95'inde VaR hesabının ortaya koyduęu miktardan daha az zarar oluşacağı şeklinde sonuç

çıkarılabilir. Çeyrekler parametrik VaR modellerinde varyansın direk fonksyonları olduğundan ARCH sınıfı modeller direk olarak koşullu VaR modelleri olarak kullanılabilir. Bu koşullu VaR modelleri gün içi veya günlük ticari pozisyonların kısa dönem riskini karakterize etmek için son derece kullanışlıdır.

Bu tezde GARCH modeli ve türevleri tanıtılmış ve IMKB 100 Endeksine uygulandığında değerlendirme ve tahmin etme kapasiteleri incelenmiştir. Bunun yanı sıra IMKB'nin gelişmiş ülkelerdeki finansal zaman serilerinin göstermiş olduğu ortak karakteristikleri ortaya koyup koymadığı gözlemlenmiştir. Bu sayede, 2007 yılında Basel II gerekliliklerinin uygulamaya konmasıyla sonuçları daha da önemli hale gelecek olan Türkiye temelli risk yönetimi araştırmalarına katkıda bulunmak hedeflenmektedir.

Bölüm 1, GARCH Modellerini anlamaya yardımcı olacak temel olasılık ve istatistik bilgilere ayrılmıştır. Ayrıca en küçük kareler yöntemine de değinilmiş ve GARCH modelleri ile bağlantısı kurulmuştur.

Bölüm 2'de ARMA ve GARCH süreçleri analiz edilen varyans modellerinin yapıtaşları olarak tanımlanmıştır. Koşullu ortalamada ARMA(r,s) ve ARFIMA(r,d,s) işlemleri, koşullu varyansı GARCH ile modelleme, ARCH modelleme ve GARCH modelleme tanımlanmış ve özellikleri belirtilmiştir.

Bölüm 3, temel GARCH modelinin temsil etmekte yetersiz kaldığı zaman serileri özelliklerini açıklamak için geliştirilmiş GARCH türevlerine ayrılmıştır. GARCH türevleri olarak, GJR ve TARARCH modelleri, EARARCH modeli, APARCH modeli, IGARCH modeli, FIGARCH modeli, HYGARCH modeli, Balli-Bollerslev-Mikkelsen (BBM)'inkine karşılık Chung'un FI modeli, FIEGARCH ve FIAPARCH modelleri tanımlanmış ve özellikleri ile açıklanmıştır.

Bölüm 4'te önceki bölümlerde tanımlanan bu modeller 9 yıllık günlük IMKB 100 verilerine dayanarak endeksinin volatilitesi değerlendirilmekte ve tahmin etmek için IMKB 100 endeksi verilerine uygulanmış, performansları değerlendirilmiş ve sonuçlar ortaya konmuştur. Ayrıca gerekli analizleri yapabilmek için Ox dilinde bir program yazılmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

GARCH Modelleri İçin Gerekli Olasılıklar

GARCH modellerinin kullanılması ve bu konuda araştırmalar yapılması birtakım ihtiyaçlardan doğmuştur. Daha önce kullanılan varsayımların, metotların ve modellerin pratikte faydaları olmasının yanı sıra finanssal açıdan önemli olabilecek bazı etkenler göz ardı edilmiştir. Bu nedenle birinci bölümü çok tanınan ve kullanılan ancak arkasında yatan fikir ve varsayımlara fazla değinilmeyen konulara ayrılmıştır. Bu sayede GARCH modellerinin daha iyi anlaşılması hedeflenmiştir.

1.1 Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu

Bir rassal değişken yine rassal bir deneyin sonucudur. “İki para ile yazı tura atıldığında gelen yazı sayısı” eğer rassal değişken X ise, X için bu olasılık hesaplanabilir. Mümkün olan sonuçlar tura-tura, yazı-tura, tura-yazı, yazı-yazı’dır. Bu dört olası sonuçtan sadece tura-tura seçeneğinde yazı yoktur, iki tanesinde hem yazı hem tura vardır, bir tanesinde ise iki yazı vardır. Böylece iki para atıldığında hiç yazı gelmeme olasılığı $\frac{1}{4}$ veya %25’tir. Bu durumda $X=0$ olasılığı 0,25 tir veya matematiksel olarak ifade edilirse $P(X=0)=0,25$ olur.

Tablo 1.1.1: İki zar atımı sonucunda yazı sayısının olasılıkları

x	<u>0</u>	<u>1</u>	<u>2</u>
$P(X=x)$	.25	.5	.25

Böylesine kolay bir örnekte bütün olasılıklar teker teker yazılabilir. Ancak birçok durumda bunun yerine bütün olasılıkları tek seferde ifade eden bir fonksiyon yazmak mümkündür. Böyle bir fonksiyona *Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu* denir.

Örneğin n tane zar attığımızı düşünürsek ve X değişkeni n tane zardaki sayıların toplamı ise, X için olasılıkları hesaplayabiliriz. $n = 1$ durumunda bütün olasılıklar $1/6$ 'dır. İki zar için ise ($n=2$) kolaylıkla olası sonuçların bir tablosu düzenlenebilir.

Tablo 1.1.2: İki zar atıldığında olası sonuçlar

(1,1)	(1,2)	(1,3)	(1,4)	(1,5)	(1,6)
(2,1)	(2,2)	(2,3)	(2,4)	(2,5)	(2,6)
(3,1)	(3,2)	(3,3)	(3,4)	(3,5)	(3,6)
(4,1)	(4,2)	(4,3)	(4,4)	(4,5)	(4,6)
(5,1)	(5,2)	(5,3)	(5,4)	(5,5)	(5,6)
(6,1)	(6,2)	(6,3)	(6,4)	(6,5)	(6,6)

Bu sonuçların toplamaları ise şöyledir:

Tablo 1.1.3: İki zar atıldığında iki zarın toplamı

2	3	4	5	6	7
3	4	5	6	7	8
4	5	6	7	8	9
5	6	7	8	9	10
6	7	8	9	10	11
7	8	9	10	11	12

Hepsi aynı derecede mümkün 36 sonuç olduğundan iki zarın toplamı için olasılıklar şöyle dağılır:

Tablo 1.1.4: İki zarın toplamı için olasılık dağılımı

X	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
adet	1	2	3	4	5	6	5	4	3	2	1
P(X)	1/36	2/36	3/36	4/36	5/36	6/36	5/36	4/36	3/36	2/36	1/36

Eğer zar sayısı ikiden fazla olursa böyle tablolar hazırlamak zorlaşmaya başlar. Mümkün olan sonuçların sayısı 6^n dir. Olasılığı hesaplamak için 6^n sonuç içinden her değişik toplamı saymak gerekir. Her toplamın kaç defa çıktığını bulma işlemi matematiksel olarak aşağıdaki fonksiyon ile düzenlenebilir.

$$f(x) = (x + x^2 + x^3 + x^4 + x^5 + x^6)^n \quad (1)$$

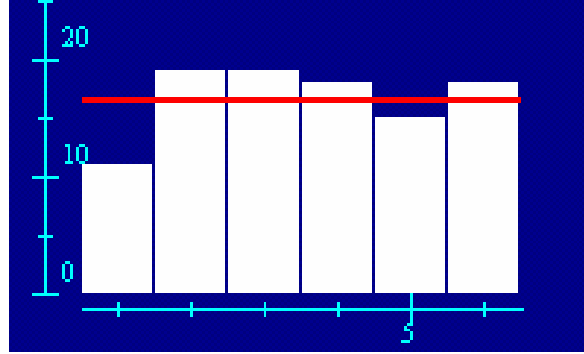
Örneğin;

$$(x + x^2 + x^3 + x^4 + x^5 + x^6)^2 = x^2 + 2x^3 + 3x^4 + 4x^5 + 5x^6 + 6x^7 + 5x^8 + 4x^9 + 3x^{10} + 2x^{11} + x^{12} \quad (2)$$

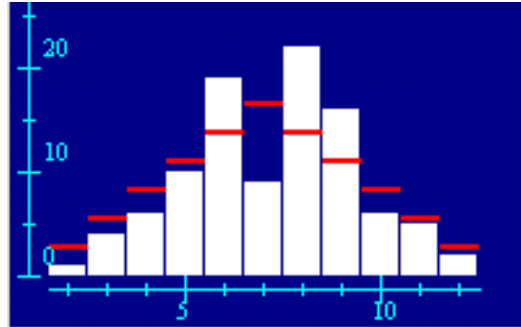
Buradaki x^n her toplamdan kaç adet çıktığını gösterir.

Eğer böyle bir deneyi birçok defa tekrarlırsak, elimizde X için her değer kaç defa çıktığına dair bir çubuk grafiği yapmak için yeterli veri geçer. Böyle bir olasılık çubuk grafiğine *histogram* denir.

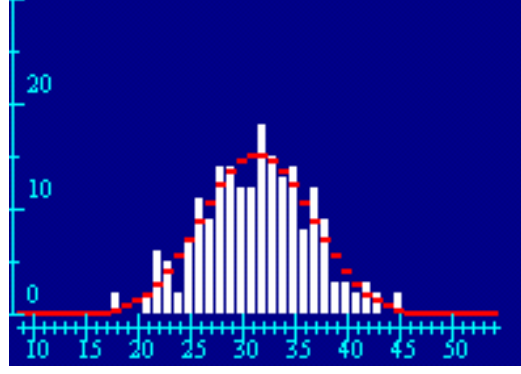
Aşağıdaki grafiklerde rastsal bir değişken olan X için ($X = n$ adet zar 100 defa arka arkaya atıldığında her seferinde n zarın toplamı) hazırlanan histogramlar verilmiştir. Atılan zar sayısı n sırasıyla 1, 2 ve 9'dur. Kırmızı çizgi X 'in beklenen değeridir. X 'in beklenen değeri, bütün zarların kaç defa atıldığı (bu örnekte 100) ve $P(X=x)$ 'nin çarpımı ile bulunur ($P(X=x)$, X 'in x değeri alması olasılığıdır, tek zar için $1/6$).



Şekil 1.1.1: 1 zarın 100 defa atılması deneyi sonucu her zarın kaç defa geldiği ve beklenen değer



Şekil 1.1.2: 2 zarın 100 defa atılması deneyi sonucu zar toplamlarının kaç defa geldiğinin beklenen değeri



Şekil 1.1.3: 9 zarın 100 defa atılması deneyi sonucu zar toplamlarının kaç defa geldiğinin beklenen değeri

Atılan zar sayısı arttıkça olası sonuçların miktarı artmakta, bu artan sayıda sonuç toplam %100 olasılık içinde kendine yer bulmaya çalışmaktadır. Histogramın şekli giderek daha simetrik bir şekil almakta ve beklenen değerlere giderek daha yakın hale gelmektedir. Hesaplanan beklenen değerler zaten simetrik ve en yüksek olasılığı ortalama değer üzerindeyken verir. Ortalama değerden uzaklaştıkça olasılıklar tipik bir eğri yaparak sıfıra yaklaşırlar.

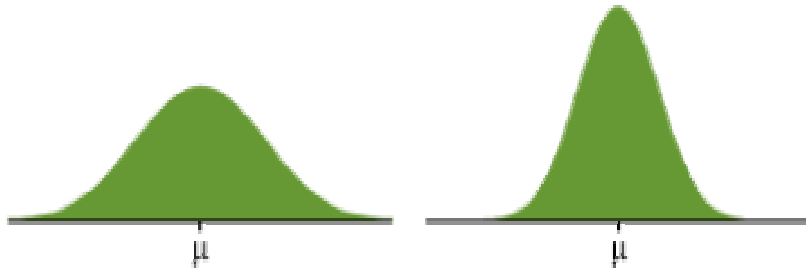
Rastsal bir çok değişkenin olasılıkları toplandığında her zaman anlatılan şekilde bir eğri ortaya çıkar. Bu rastsal değişkenler değişik makul değerlerin getirileri de olabilir. Belirli bir sermaye ne kadar çok değişik menkul değere dağıtılsa, toplamda ortalamaya yakın bir değer sağlanması olasılığı o kadar artacaktır. Bu prensipler Markowitz'in Merkezi Limit Teoremi'nin de temelidir.

Histogramların kesintili (discrete) olmasına karşın, fonksiyon sonucu ortaya çıkacak bir grafik devamlı (continious) olacaktır.

Olasılık yoğunluk fonksiyonu ise bize bütün olasılıkları bir seferde verir. Sadece x için bir değer koyarak x 'in olasılığını fonksiyon sonucu olarak bulabiliriz. Tanımı itibariyle olasılık

yoğunluk fonksiyonu veya *olasılık dağılımı* grafik olarak gösterildiğinde, grafik sürekli ve eğrinin altında kalan alan 1'e eşittir (eğrinin altındaki olasılıkların toplamı %100'dür).

Varyans, bir rassal değişkenin olasılık dağılımının ortalama etrafında ne kadar yayılmış olduğunu gösteren parametredir. Aşağıdaki şekilde iki rassal değişken için olasılık dağılımı verilmiştir. Solda olan sağda olana göre daha dağınık bir yapıdadır. Bu da solda olanın daha büyük bir varyansı olduğunu gösterir.



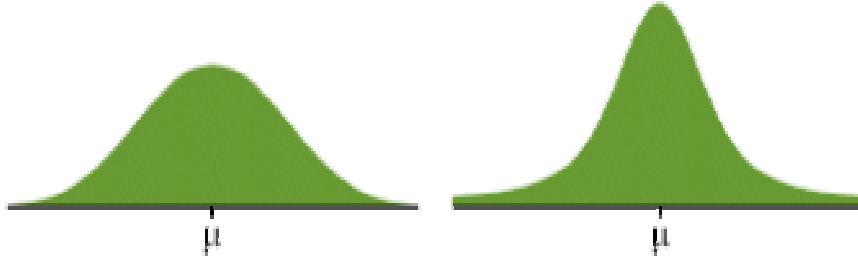
Şekil 1.1.4: Varyansları farklı iki olasılık dağılımı

Bir rassal değişken X 'in varyansı σ^2 veya $var(X)$ olarak gösterilir ve X 'in bir fonksiyonunun beklenen değeridir.

$$var(X) = E[(X - \mu)^2] \quad (3)$$

Burada ortalama ise X 'in beklenen değeridir ($\mu = E(X)$). *Standart sapma* ise σ veya $std(X)$ olarak gösterilir ve varyansın pozitif kare köküdür.

Kurtosis rastsal bir deęişkenin olasılık daęılımının şeklini tanımlayan parametredir. Aşağıdaki şekilde kuyruk ve tepe noktaları farklı yapıda iki olasılık daęılımı gösterilmektedir. Sağdaki daęılımın kurtosis'i daha yüksektir. Merkezde daha yüksek ve buna karşılık dardır. Merkezden uzaklaştıkça deęerler hızla küçülür ancak sifıra yaklaşma hızı soldaki daęılımda olduğundan daha azdır. Merkezden uzakta iken sağdaki daęılım soldakinden daha yüksek olasılıklar verir. Bu özellięe *kalın kuyruklu* veya *leptokurtosis* denir.



Şekil 1.1.5: Kuyruk ve tepe noktaları farklı yapıda iki olasılık daęılımı

Hangi daęılımın daha büyük standart sapmaya sahip olduğunu söylemek imkansızdır. Sağdaki daęılımın ortada daha yüksek ve zayıf olması daha düşük standart sapması olduğunu gösterse de daha kalın kuyruklu olması tam tersine bir etki yapmaktadır. Eęer kalın kuyruğun etkisi yüksek merkezin etkisini tam olarak karşılayabilirse iki daęılımın da standart sapması aynı olurdu.

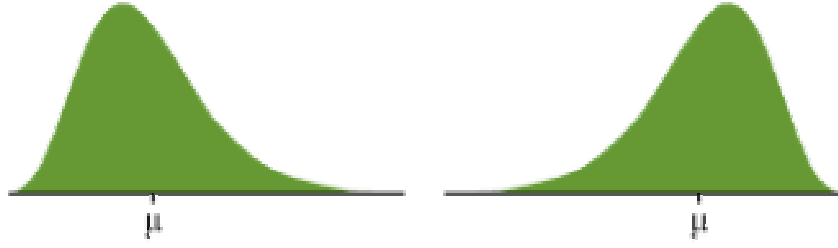
Bir rassal deęişken X 'in kurtosis'i η^2 veya $kurt(X)$ olarak gösterilir ve aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$kurt(X) = \frac{E[(X - \mu)^4]}{\sigma^4} \quad (4)$$

burada μ ve σ , X 'in ortalaması ve standart sapmasıdır.

Normal dağılımların kurtosis'i ortalama ve standart sapmalarından bağımsız olarak 3'tür. Eğer bir dağılımın kurtosis'i 3'ten büyükse leptokurtik, eğer 3'ten küçükse platikurtik dağılım olarak adlandırılır.

Eğiklik bir rassal değişkenin olasılık dağılımının asimetrisini tanımlar. Aşağıda gösterilen dağılımların ikisinin de ortalamaları ve standart sapmaları eşittir. Ancak soldaki pozitif olarak, sağdaki negatif olarak eğiktir.



Şekil 1.1.6: Eğiklikleri farklı iki olasılık dağılımı

Bir rassal değişken X 'in eğikliği η_1 veya $skew(X)$ olarak gösterilir ve aşağıdaki gibi tanımlanır:

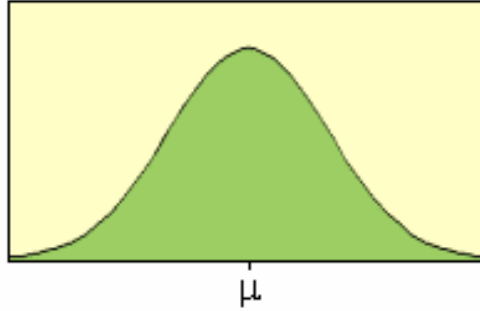
$$skew(X) = \frac{E[(X - \mu)^3]}{\sigma^3} \quad (5)$$

burada μ ve σ , X 'in ortalaması ve standart sapmasıdır.

Merkezi Limit Teoremi'nin sonuçları nedeniyle normal dağılım en sık kullanılan dağılımdır. İki parametre tarafından belirlenir: ortalama ve varyans. Eğer dağılımı $N(\mu, \sigma^2)$ olarak adlandırırsak, bu dağılımın olasılık yoğunluk fonksiyonu aşağıdaki gibidir:

$$\phi(x) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right)}{\sigma\sqrt{2\pi}} \quad (6)$$

$N(\mu, \sigma^2)$ dağılımının simetrik “çan şekilli” bir olasılık yoğunluk fonksiyonu vardır.



Şekil 1.1.7: Normal Dağılım

Ortalama ve standart sapmasından bağımsız olarak her normal dağılımın eğikliği 0, kurtosis'i 3'tür.

Getiri terimi, bir varlığın veya portföyünün belirli bir zaman içerisindeki net değerini belirleyen ölçüm birimleri için kullanılmaktadır. Zamanı gün, hafta, ay, yıl gibi uygun birimlerden biri ile ölçersek, y_t bir varlık ya da portföyünün t zamanındaki değerini verir. Getirinin toplam veya net bazda üç standart ölçü birimi vardır. Bunlar:

Brüt Getiri: y_t / y_{t-1}

Basit Getiri: $y_t - y_{t-1} / y_{t-1}$ ve

Logaritmik Getiri: $\log (y_t / y_{t-1})$ 'dir. Burada $\log$ doğal logaritmadır.

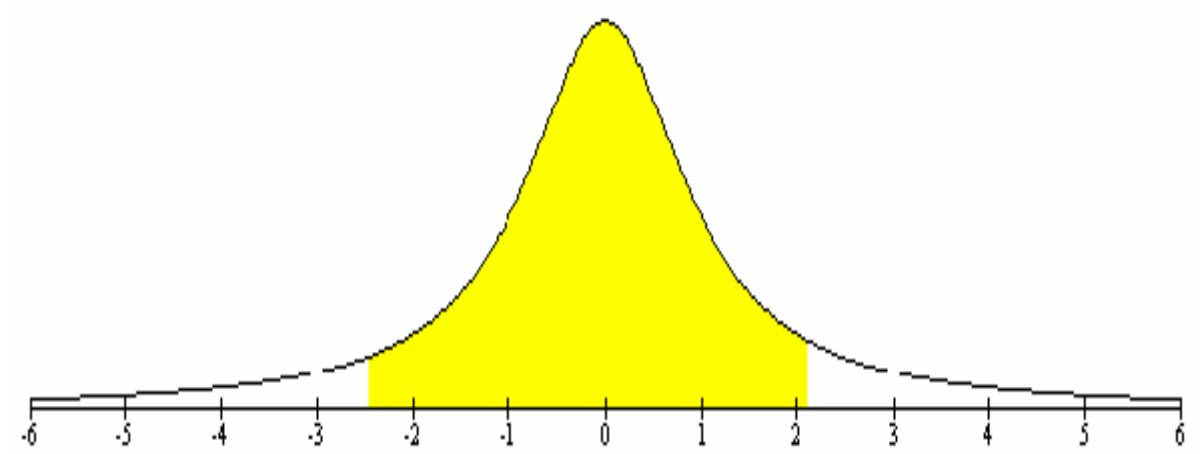
Getiriler çoğunlukla bir yıllık dönemler için hesaplanır. Eğer bir yıldan az bir dönem veri olarak kullanılmışsa getiri yıllık bazda rapor edilebilir. Eğer bir yılda n dönem varsa ve z bir yılın n de biri kadarki zaman içerisinde elde edilen basit getiri ise *yıllığa dönüştürülmüş getiri* $(z+1)^n - 1$, eğer log getiri ise z^n olarak hesaplanır.

Bir ölçü birimi olarak getirinin en büyük handikabı, hesaplamasında bölme işleminin kullanılmasıdır. Eğer bir enstrümanın veya portföyünün değeri 0 veya negatifse, getiri tanımlanamayabilir. Bu özellikle swaplar ve türev ürünlerde sorun yaratmaktadır. Bir hisse senedi taciri portföyünün performansını getiri ile ölçebilir ancak bir türev ürünler taciri ürünleridir. Bu durum geçerli bir ölçü olamaz.

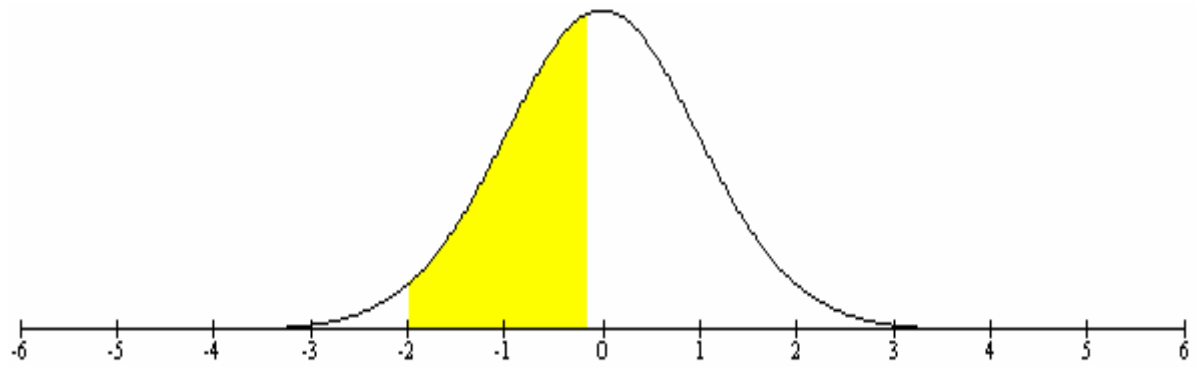
Sayısal finans getiri tanımına tamamen matematiksel bir anlam yüklemiştir. Örneğin volatilité bir günde 0,050 den 0,055'e yükselmişse, volatilitenin 1 günlük %10 basit getirisi olduğunu söyleyebiliriz. Bu bağlamda getiri artık toplam değerdeki değişimin metrik ölçüsü olmaktan çıkar ve herhangi bir zaman serisinin değişiminin metrik ölçüsü olur. Hava sıcaklığının bir günlük %10 getirisi buna örnek olabilir.

William Gosset, 1899 yılında Arthur Guinness Son and Company'ye ait bira üretim fabrikasında çalışırken önemli bir istatistik yöntem geliştirmiştir. Bira üretiminde küçük sayıdaki örnek üzerinde kalite kontrolü yapabilmek için rassal sayılar üzerinde matematiksel ve şimdi Monte-Carlo Metodu olarak bilinen deneysel çalışmalar yaparak t-tipi dağılımları bulmuştur. Guinness firması çalışmalarını ancak bir takma isimde yayınlamasına izin verince kendi için "öğrenci" ismini bulmuş ve bu nedenle bugün bu dağılıma "Öğrenci-t Dağılımı"

(Student-t Dağılımı) adı verilmiştir. Her örnek sayısı için farklı bir t-dağılımı vardır. Bu nedenle t aslında bir dağılımlar sınıfıdır. Öğrenci-t dağılımının şekli gözlemlenen örnek sayısına bağlı olan *serbestlik derecesi* (Degrees of Freedom) ile belirlenir. Eğer belli bir t dağılımından bahsediyorsak mutlaka serbestlik derecesini belirtmeliyiz.



Şekil 1.1.8: Öğrenci-t Dağılımı, Serbestlik derecesi 1



Şekil 1.1.9: Öğrenci-t Dağılımı, Serbestlik derecesi 40

Örnek veri sayısı arttıkça Öğrenci-t Dağılımı Normal Dağılıma yaklaşır.

1.2 Riske Maruz Değer (VaR)

Risk iki birleşenden oluşur; belirsizlik ve bu belirsizliğe maruz kalan değer. Eğer bu bileşenlerden biri yoksa risk te yoktur. Ticari bankalar, yatırım bankaları, sigorta şirketleri, emeklilik fonları veya finansal olmayan firmalar ellerinde bonolar, hisse senetleri, dövizler veya türev ürünler gibi varlık portföyleri bulundurlar. Her kurumun belirli bir dönem içerisinde portföyün taşıdığı riski sayısal olarak ifade etmeye ihtiyacı vardır.

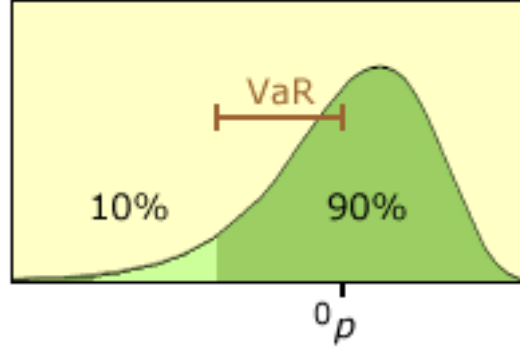
Örneğin bir bankanın potansiyel zararlarını belirlemesi ve ona göre sermaye yeterliliğini sağlayacak yeterli sermayeyi planlaması gerekmektedir. Aynı şekilde bir firmanın da olası zararlarına karşı nakit akışını düzenlemesi gerekir.

Riske Maruz Değer (Value-at-risk (VaR)), olasılık bazında bir portföyün pazar riskini tanımlayan risk ölçümleme yöntemlerinden biridir. Riskin ölçüsü olarak geçmiş zaman volatiliteleri kullanılabilir. Örneğin en son yüz günün pazar değerleri üzerinden geçmiş zaman volatilitesi hesaplanabilir. Ancak bu volatiliteler riski geçmişin bakış açısıyla (retrospektiv) tanımlar. Aslında bugünkü risk hakkında bize birşey belirtmez.

Riski yönetebilmek için riskler alındığı zaman bilinmelidir. VaR geleceğe dönük (prospektiv) şekilde pazar riskini sayısallaştırmayı amaçlar.

Zamanı işlem yapılan günlerle ölçersek t bugünkü zamanı, $t+1$ bir sonraki işlem gününü belirtir. Portföyün bugünkü değeri y_t 'dir. Ancak y_{t+1} bilinmeyendir ve dolayısı ile rassal bir değerdir. Bu değere bir olasılık dağılımı verilebilir. VaR ile bu portföyün Pazar riskini bu dağılımın bazı parametrelerini raporlayarak özetleyebiliriz. Örneğin portföyün tek dönem için YTL bazında %90 yüzdelik kaybını raporlayabiliriz. Buna kısaca “bir günlük %90 YTL VaR”

denmektedir. Eđer bir portföyün bir günlük %90 YTL VaR'ı 5 Milyon YTL ise önümüzdeki on işlem gününden birinde 5 Milyon YTL'den daha fazla bir kayıp beklenir.



Şekil 1.2.1: Bir günlük %90 YTL VaR

Yukarıdaki şekilde bir portföy için bir günlük %90 YTL VaR gösterilmektedir. Bu aynı zamanda portföyün yarınki değerinin olasılık yoğunluk fonksiyonudur. Portföyün şimdiki değeri bilinmemektedir. %90 olasılıkla portföyün yarın VaR sonucu bulunan miktardan daha az kaybedeceğini gösterir.

VaR değişik şekillerde ölçülebilir. Örneğin Bankacılık Otoriteleri, Basel II uygulanmaya başlandıktan sonra, her finansal kuruluşun %99 yüzdeler iki haftalık gelecekte VaR hesaplamasını ve raporlamasını bekleyecektir.

Başka ölçüler kullanmak da mümkündür. VaR'ı portföy değerinin standart sapması veya portföy getirisinin standart sapması olarak da ölçebiliriz.

VaR bütün likit portföylere uygulanabilir. VaR bir portföyün performansını gelecekteki belirli bir zaman için hesaplar (bir iş günü, bir hafta, bir ay gibi). Buna VaR projeksiyonu veya gelecekteki durumu denir.

VaR'ı ilk kullananlardan biri Harry Markowitz'dir. "Portföy Seçimi" adlı makalesinde tek dönemlik varyans ve getiri için bir VaR ölçüsü kullanılmış ve bunu portföy optimizasyonu tekniklerini geliştirmek için kullanmıştır.

1990'ların başında gerçekleşen olaylar pratik bir araç olarak VaR kullanımını popüler hale getirmiştir. 1993'te, 30'lar Grubu olarak bilinen araştırmacılar türev ürünler hakkında bir rapor yayınlayarak finanssal risk yönetimi kavramının oluşmasını sağladılar. 1994'te JP Morgan müşterileri için bedava RiskMetrics servisini başlattı. Burada amaçları kurumsal müşterileri arasında VaR kullanımını teşvik etmektir. Bu servis VaR'ın nasıl uygulanacağını detaylı biçimde anlatan bir teknik doküman ve her gün güncellenen birkaç yüz ana faktörün kovaryans matrisini internetten yayınlamaktan ibaretti. Model temelde bir GARCH(1,1) modeliydi. Parametre kestirmek veya optimizasyon gerekmiyordu, bu bilgiler RiskMetrics tarafından sunuluyordu. 1995 de ise Bankacılık Üst kurulunun Basel Komitesi bankalar için pazar riskine karşılık sermaye ayırma zorunluluğu getirmiştir.

VaR tahminleri kullanılan yöntemlere göre farklı sonuçlar vermektedir. Parametrik Metotlar, Monte Carlo Simulasyonu veya Tarihsel Değer Simulasyonu kullanılabilir. Ancak bunların hepsi için volatilitiyi tahmin edecek metotlara ihtiyaç vardır.

1.3 Regresyon ve En Küçük Kareler Metodu

Regresyon iki ölçülebilen değer arasındaki ilişkiyi en iyi temsil eden çizgi veya eğriyi bulmak için kullanılan istatistiksel bir metottur. Eğer ölçümler bir grafik üzerine noktalar olarak yerleştirilirse ve bu noktaların hepsi bir çizginin yakınından geçiyorlarsa, noktalara en uyumlu çizgiyi bulmak için en küçük kareler metodu uygulanabilir. Bu metot teklif edilen çizgiye dik olarak bütün veri noktalarının mesafesinin karelerinin toplamını minimize edecek cebirsel yöntemler kullanır. Daha genel olarak bu işleme regresyon, eğer veriye uygulanacak eğri düz bir çizgiye doğrusal regresyon denir.

Doğrusal regresyonda, En Küçük Kareler Yöntemi $Y = a + bX$ düz çizgisini verilen (X_1, Y_1) , (X_2, Y_2) , ..., (X_n, Y_n) nokta bilgilerine uyumlaştırmak için kullanır. Burada $n \geq 2$ 'dir.

İki rastsal değişken arasındaki ilişkiyi belirlemeye çalışmak klasik bir yaklaşımdır. Özellikle ekonomide araştırmacılar bir değişkenin, diğer değişkenin sonucunu nasıl etkilediği ile ilgilenirler. Gerçek dünya ilişkileri modellerle tamamen ifade edilemeyecek kadar karışık olduklarından, bazı etkileyici faktörleri yokmuş gibi varsayarak veya birtakım değişkenler incelenirken diğerlerinin sabit durduğu düşünülerek (*ceteris paribus*) modeller basitleştirilir.

Çok tipik bir örnek tüketim davranışları olabilir. Genel düşünce, tüketimin gelirin artışının belirli bir kısmı şeklinde arttığıdır. Bunun dışında insanlar hiç gelirleri olmasa da belirli bir seviyede tüketim yapmaya devam ederler. Bu düşünceyi bir hipotez olarak kullanabiliriz.

Gelire X , tüketime Y adını verelim. Yukarıda anlatılan hipotez tüketimin gelire bağlı bir fonksiyon olduğunu belirtir. Bunu matematiksel olarak $Y = f(X)$ olarak ifade edebiliriz. Kolaylık için aradaki ilişkinin doğrusal olduğunu varsayalım. Bu durumda tüketim gelire

dayalı doğrusal bir fonksiyon olur ve bu fonksiyon $Y = a + bX$ doğrusal matematik formuna adapte edilebilir. Burada Y bağımlı değişken, X bağımsız değişken, a ve b sabit parametrelerdir. Burada a hiç gelir olmadığı halde yapılması zorunlu otonom tüketimi (autonomous consumption) ifade eder. Toplam gelirin biriktirilmeyen kısmının oranını ise belirler. Bu ilişki grafiksel olarak bir çizgi şeklinde gösterilebilir. Böyle bir grafikte her X için sadece bir tane Y olacaktır.

Bu ilişkiden teorik olarak herhangi bir gelir düzeyindeki tüketimi hesaplamak mümkündür. Ancak öncelikle a ve b için doğru sayılar bulunmalıdır. Bunun için yapılan işlemin adına *parametre kestirme* denmektedir. Bu aşamaya kadar kullandığımız varsayımların içine bakarsak:

a) Aslında Y ve X arasındaki ilişkinin doğrusal olup olmadığını bilmemekteyiz.

- Tüketicinin gelir düzeyine bağlı olarak doğrusal değil üslü bir şekilde arttığını varsayabiliriz. O zaman sözü geçen fonksiyon $Y = a + bX^2$ olacaktır. Bu şekilde fonksiyon *değişkenler bazında doğrusal* değildir.
- Veya fonksiyonun $Y = a + b^2X$ şeklinde olduğunu varsayabiliriz. Bu durumda gelir içinden tüketim olarak harcanan kısmı gösteren parametre b 'nin üslü şekilde artışı hipotezinden yola çıkmış oluruz. Bu fonksiyon *parametreler bazında doğrusal* değildir.

Her iki şekilde de fonksiyonun grafiği çizgi değil eğridir.

b) X 'in Y 'yi etkileyen tek faktör olup olmadığını ya da X 'in Y 'yi nasıl ve hangi bağlantılarla etkilediğini de bilmemekteyiz.

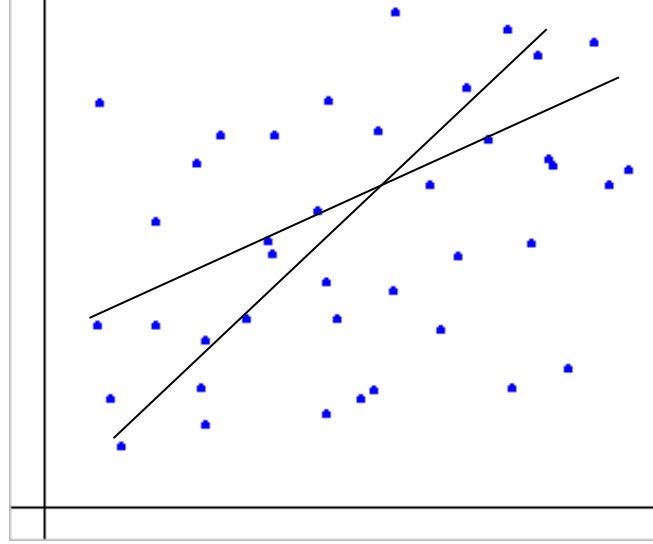
- Tüketim miktarı ailenin hazır kaynaklarına (W), beklenen gelecek gelirlere (F), vergi oranlarına (T) vs. gibi faktörler tarafından da etkilenebilir. Bu durumda tüketim fonksiyonu $Y = f(X, W, F, T, \dots)$ bağılılıklarına sahip olacaktır. Ve

$Y = a + b(X - T) + cW + dF + \dots$ şeklinde modellenebilecektir. Bu durumda grafik iki boyutlu değil çok boyutlu olacaktır.

- Örneğin; Y 'nin modelini $Y = 3 + 0.5X$ veya $Y = 3000 + 0.23456X$ şeklinde de kurabiliriz. Kullanılan parametrelerin miktarları bilinmemektedir ve hepsinin teker teker kestirilmesi gerekir.

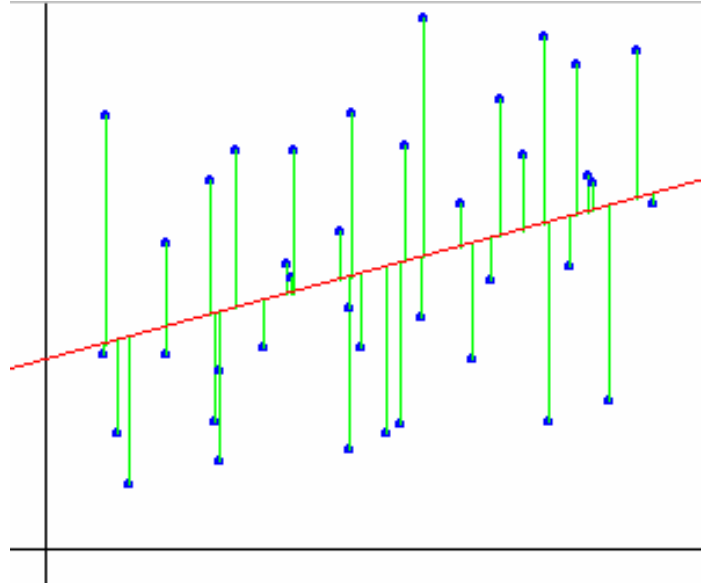
Açıklayıcı olarak sadece iki değişkenli doğrusal bir ilişki en kolay çözüm gibi görülmektedir. Daha sonra bu doğrusallık varsayımı logaritmik, üslü veya kuvvet fonksiyonları kullanılarak basitleştirilebilir. Sadece iki değişken varsayımı ise kolaylıkla çoklu regresyon yapılarak basitleştirilebilir. Her durumda da parametrelerin kestirilmesi gerekmektedir.

Eğer elimizdeki X ve Y 'lerden oluşan veriyi iki boyutlu bir koordinat eksenine yerleştirirsek ve bu noktaların hepsini en uygun şekilde temsil edebilecek bir doğru çizmeye çalışırsak aslında regresyon veya eğri uydurma işlemi yapıyor oluruz.



Şekil 1.3.1.: Veriye en uygun doğruyu uydurma

Değişik a ve b değerleri için sınırsız sayıda doğru çizebiliriz ve bunların büyük kısmının gelir ve tüketim arasındaki ilişkiyi başarılı bir şekilde temsil ettiğini düşünebiliriz.



Şekil 1.3.2: Hata miktarının bulunması, doğrudan dik olarak uzaklık

Doğru üzerindeki her nokta, belirli bir gelir seviyesindeki tüketimin beklenen değeridir. Bu durum matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$f(X) = E(Y | X) \quad (7)$$

ve şu şekilde yorumlanır:

X'in fonksiyonu olan Y doğrusu = Y'nin X'e göre (X'e koşullu olarak) beklenen değeri

Burada bahsedilen beklenen değer basit ortalamadır ve şu şekilde yorumlanabilir:

Y'nin koşullu ortalaması X'in bir fonksiyonudur

Doğrusal regresyon, matematiksel olarak bir ilişkinin düz bir çizginin verilere uydurulması yöntemi ile açıklanması çabasıdır. Doğrusal regresyon modeli aşağıdaki gibi kurulur:

$$Y = a + bX + e \quad (8)$$

Yeni parametre e beklenen değer in gerçekte gözlenen değerden sapmasıdır. Diğer bir şekilde açıklırsa, e , gerçekte gözlenen tüketim miktarı ile hipotetik tüketim fonksiyonu $Y = a + bX$ kullanılarak bulunan beklenen tüketim miktarı arasındaki farktır.

Grafik olarak e , her bir noktanın çizgiden dik olarak mesafesidir. Aynı zamanda daha önceki varsayımlarla modelin dışında tutulmuş, ama topluca Y üzerinde etkisi olan vergi, mal varlığı, gelecek gelir beklentileri gibi bütün diğer değişkenlerin yerini tutan bir parametredir. Bu rassal eklentiye *hata terimi* (error term) veya *artan* (residual) denmektedir.

Eğer beklenen Y değerini $\hat{Y}$ olarak adlandıırırsak, o zaman gerçekleşen $Y = \hat{Y} + e$ olur. Böylece:

$$e = Y - \hat{Y} \quad (9)$$

X ve Y 'den oluşan sonsuz sayıda çift olabileceği için bu değişkenlere indisler atayarak aşağıdaki matematiksel ifadeyi kullanabiliriz:

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (10)$$

Artanlar (e_i) basit olarak ifade edilirse gerçekleşen ve tahmin edilen değerler arasındaki farktır. Negatif veya pozitif değerler alabilirler.

Gelir ve tüketim örneğini şimdilik bir kenara bırakırsak standart notasyon olarak Y bağımlı ve X bağımsız değişkendir. Gerçekleşen Y 'nin fonksiyonu şöyle tanımlanır:

$$Y_i = a + bX_i + e_i \quad (11)$$

Tahmin edilen Y 'nin tanımını ise şöyledir:

$$\hat{Y}_i = a + bX_i \quad (12)$$

Daha önce de belirtildiği gibi değişik a ve b çiftleri ile veriye uygun olduğunu düşündüğümüz çok sayıda doğru bulabiliriz. Bu nedenle en uygun doğruyu bulmak için matematiksel bir metoda ihtiyacımız vardır. Bu yapılan işleme *parametre kestirme* denir ve bunun için kullanılan araç *regresyon analizidir*.

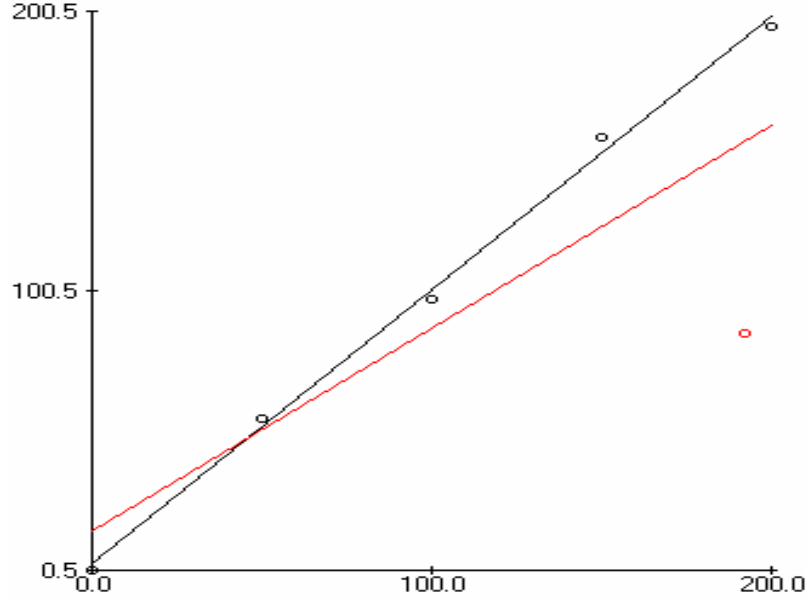
Eğer öyle bir doğru (bir çift a ve b) bulmalıyız ki, bütün artanların toplamı mümkün olduğu kadar küçük olsun, o zaman bu doğru toplamda bütün noktalara en yakın olan doğru olacaktır. Biraz değişiklikle de olsa bu metoda *En Küçük Kareler Metodu* denir.

Regresyon ham saha verilerine yaklaşan eğrilerin (veya çoklu regresyon söz konusu olduğunda yüzeylerin) eşitliklerini verir. Bütün veri noktalarından minimal sapma (e_i) gösteren bir eğri aranmaktadır. Bu eğri bütün artanların toplamının minimum olduğu şekildedir.

$$\sum e_i = \sum (Y_i - \hat{Y}_i) \rightarrow \min \quad (13)$$

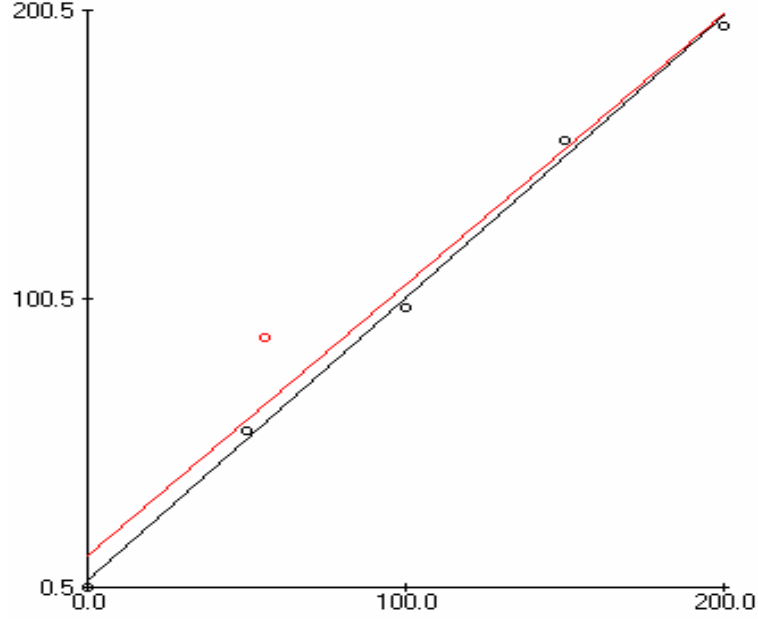
Her ne kadar bu eşitlik minimum sapma ile ilgili sorunu çözüyormuş gibi görünse de aslında bir takım yeni sorunları da beraberinde getirmektedir. Öncelikle doğrunun etrafındaki noktaların bazıları doğruya yakinken bazıları da doğrudan oldukça uzaktadır. Eğer sadece bu noktaların doğrudan olan uzaklığını toplarsak, bütün artanların eşit ağırlığı olur. Bunun anlamı bir noktanın doğrudan uzak veya yakın olması hesaba katılmadan bütün artanların aynı öneme sahip olmalarıdır.

İkinci olarak, eşit ağırlıkların bir sonucu olarak, her ne kadar bütün noktalar doğrudan oldukça uzak düşen yerlere yayılmış olsa da bütün e_i 'lerin cebirsel toplamının küçük hatta sıfır olması bile mümkündür. O zaman böyle bir doğrunun gözlemlenen noktaları başarıyla temsil edemez ve Y 'nin X 'e göre tahmin sonuçları büyük hatalar içerir.



Şekil 1.3.3: Doğruya uzak bir nokta eklendiğinde yeni doğrunun durumu

Yukarıdaki şekilde dört noktadan oluşan bir veriye en uygun oluşan regresyon doğrusu gösterilmiştir. Bu dört noktanın dışında bunlardan uzak bir beşinci noktayı da içerecek şekilde regresyon doğrusu hesaplandığında uzaktaki noktanın doğruyu etkileme miktarı büyüktür.



Şekil 1.3.4: Doğruya yakın bir nokta eklendiğinde yeni doğrunu durumu

Yukarıdaki şekilde ise daha yakın bir beşinci noktanın etkisi gösterilmektedir. Beşinci nokta yakın olunca toplamda regresyon doğrusuna etkisi düşük kalmaktadır.

Bu problemten en küçük kareler kriteri ile kurtulabiliriz. Bu kriterin temelinde bir modeldeki adapte edilebilir parametreleri hesaplanan ve gözlemlenen değerler arasındaki farkların toplamının karesi minimum olacak şekilde ayarlamak yatar.

En küçük kareler kriterine göre böyle bir çizginin eşitliği aşağıdaki koşullara uyacak şekilde belirlenmelidir.

$$\sum e_i^2 = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \rightarrow \min \quad (14)$$

Böylece

$$\sum e_i^2 = \sum (Y_i - a_i - b_i X_i)^2 \rightarrow \min \quad (15)$$

Kare alma işleminden sonra doğrudan daha uzakta olan noktaların daha fazla ağırlığı vardır ve toplamda fonksiyonu çizgiye yakın olan noktalardan daha fazla etkileyecektir. Buna göre doğrunun hesaplanması uzaktaki noktalarda daha hassas olacaktır. Bunun yanı sıra kare alma işlemi sonucunda e_i 'lerin işaretlerinin bir anlamı kalmayacaktır. Böylece e_i mutlak değer olarak ne kadar büyükse $\sum e_i^2$ terimi de o kadar büyük olacaktır.

En küçük kareler metodunun bir başka matematiksel avantajı daha vardır. Bir önceki eşitlikten de görebileceğimiz gibi, hataların toplamının karesi aynı zamanda a ve b 'nin bir fonksiyonudur.

$$\sum e_i^2 = f(a_i, b_i) \quad (16)$$

Herhangi bir veri seti için a ve b 'ye değişik değerler seçmek değişik $\sum e_i^2$ değerleri ile sonuçlanacaktır. Çok faydalı olacak şekilde en küçük kareler metodunun sağladığı bir kısa yol olarak, basit türevsel cebir işlemleri ile en küçük $\sum e_i^2$ 'yi verecek şekilde tek bir a ve b çifti bulunabilir. Bunun basitleştirilmiş sonucu aşağıdaki gibidir:

$$b = \frac{n \sum XY - \sum X \sum Y}{n \sum X^2 - (\sum X)^2} \quad (17)$$

$$a = \bar{Y} - b\bar{X} \quad (18)$$

Burada, $\bar{X}$ ve $\bar{Y}$, X ve Y 'nin basit ortalamasıdır, $y_i = (Y_i - \bar{Y}_i)$ 'dir ve n örnek adedidir.

Bu sayede a ve b 'yi gözlemlenebilen değerlerden hesaplayabiliriz. (17) ve (18) denklemlerine normal denklemler denir. Verilerden elde edilen toplam değerler normal denklemlerde yerine yazılıp denklem sistemini çözerek regresyon katsayıları olan a ve b bulunmuş olur. Bunun için ihtiyacımız olan araçlar toplama, çıkarma, çarpma ve kare alma işlemlerinden başka bir şey değildir. Hesaplamaların daha kolay ve hızlı olması için a ve b değerlerini direkt formülleri kullanarak bulabiliriz.

Bu şekilde elde edilen regresyon çizgisinin özellikleri şunlardır:

1. X ve Y 'nin ortalamalarından geçer.
2. Hesaplanan Y 'nin ($= \hat{Y}_i$) ortalaması gözlemlenen Y 'nin ortalamasına eşittir.
3. Artan e_i 'nin ortalaması sıfır'dır.
4. Artan e_i ler tahmin edilen Y_i ile korelasyon içinde değildir.
5. Artan e_i ler tahmin edilen X_i ile korelasyon içinde değildir.

En küçük kareler metodu Alman matematikçi *Carl Friedrich Gauss*'a atfedilmiştir. Çekici istatistiksel özellikleri nedeniyle regresyon analizinde kullanılan en güçlü ve popüler metod olmuştur. Bu metodun ispatı basit cebirsel işlemlerle yapılabilir. Regresyon problemlerinde kitleye genelleme yaptığımızda doğrusal kitle kesişimi α ve kitle eğimi β ile ilgileniriz. Bu tam bilgi gerektirir ve kitlenin her elemanı için X ve Y değerleri bilinmelidir. Bir çok olayda tam bilginin alınması imkansızdır ve kitleden sadece rastsal örneklem alınarak işlem yapılabilir. Daha sonra bu örnekleme kullanarak a 'nın α için iyi bir tahminci ve b 'nin de β için iyi bir tahminci olduğu beklentisi ile örneklemin kesişim değeri a ve eğimi b bulunur.

En küçük kareler yönteminin en iyi mümkün tahminciyi verdiği ispat edilebilir. Sonuçlar ne kadar gerçektir? Bu soruya yanıt verebilmek için yapılması gerekli olan işlemler şunlardır;

1. Katsayıların işaretlerini incelemek ve hesaplamak,
2. Determinasyon katsayısını hesaplamak,
3. Gerçekte elde edilen eğim katsayılarının doğru kitle değerlerini yansıtıp yansıtmadığını belirlemek için hipotez testleri yapmaktır.

Genel olarak regresyon denklemlerinde katsayıların işaretleri hakkında kesin tahminlerde bulunulur. Ancak bu metodun altında yatan varsayımları anlamak bu tezin içeriği açısından daha önemlidir. Bu varsayımlardan özellikle üç tanesi nedeniyle GARCH modelleri üzerinde yoğun araştırmalar yapılmaktadır.

Günümüzde Gauss Doğrusal Regresyon Modeli olarak adlandırılan, ve ekonometrik teorinin temel taşlarından olan model şu varsayımları içerir:

1. Verilen X_i 'ye koşullu olarak artanların ortalaması sıfırdır. Model içinde özellikle yer almayan ve bu nedenle bir hata terimi tarafından temsil edilen faktörler Y 'nin ortalamasını sistematik olarak etkilemezler. Pozitif artanlar negatif artanların etkisini yok eder ve böylece Y üzerindeki ortalama etkileri sıfırdır.

$$E(e_i | X_i) = 0 \quad (19)$$

Bu varsayıma göre aynı zamanda Y 'nin beklenen değeri gözlemlenen Y 'ye eşittir, hata yoktur:

$$E(Y_i | X_i) = a + bX_i + 0 \quad (20)$$

2. Artanlar arasında otokorelasyon yoktur. Bir noktanın bulunan çizgiye yalın veya uzak düşmesi başka bir noktanın çizgiden uzaklığını ekilemez.

$$\text{cov}(e_i, e_j) = 0 \quad (21)$$

Burada i ve j iki farklı gözlemdir cov covaryanstır.

3. Artanların varyansı pozitif sabit bir sayıdır ve σ^2 'ye eşittir. X_i 'ye koşullu olarak bütün belirlenen noktalardaki artanların varyansı eşittir.

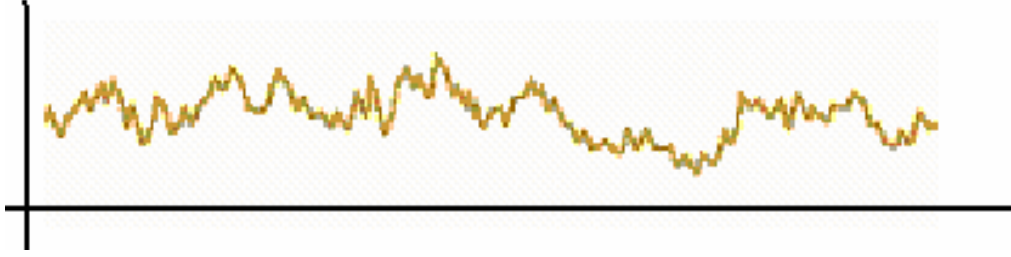
$$\text{var}(e_i | X_i) = \sigma^2 \quad (22)$$

Burada var varyansı gösterir. σ^2 ise aşağıdaki gibi hesaplanır.

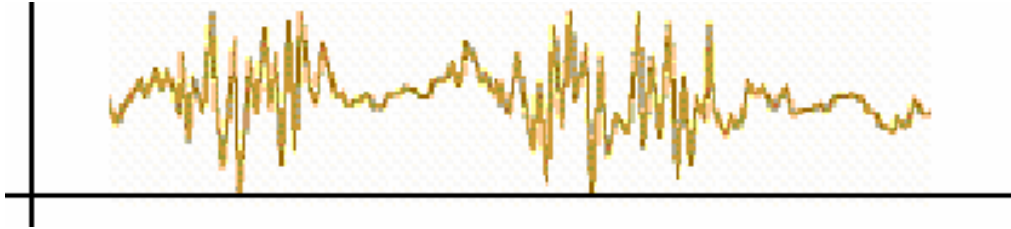
$$\sigma^2 = \sum e_i^2 / (N - 2) \quad (23)$$

Burada 2 değişken sayısını göstermektedir. 3 değişkenli bir durumda eşitliğin bölüm kısmı $(N - 3)$ olacaktır. Bu etkiye *serbestlik derecesi* denmektedir.

Teknik olarak bu özelliğe *homoskedasticity* veya eşit varyanslılık denmektedir. Eğer artanların varyansının sabit bir sayı değil de koşullara göre değişebilen bir değişken olduğu düşünülürse, ki finansal varlıkların davranışları genelde bu şekildedir, o zaman bu özelliğe *heteroskedasticity* veya değişken varyanslılık denir.



Şekil 1.3.5: Homoskedasticity (Eşit Varyanslılık)



Şekil 1.3.6: Heteroskedasticity (Değişken Varyanslılık)

Yukarıdaki Şekil 1.3.5 eşit varyanslılık ile sürekli bir hareketlilik gösterirken, değişken varyanslılığa sahip olan Şekil 1.3.6 da volatilité dönem dönem yükselmekte ve yüksek kalmakta daha sonra sakinleşip bu durumunu bir süre devam ettirmektedir.

İKİNCİ BÖLÜM

Varyans Modellerinin Kuruluşu

GARCH modelleri finansal zaman serileri için olağan sayılan birtakım karakteristikleri ortaya koymak için dizayn edilmiştir.

Aktif getirilerinin olasılık dağılımı çan eğrileri uç noktalarında (kuyruklarda) normal dağılımdan daha yüksektir. Hata ortalamadan uzaklaştıkça olasılık normal dağılımda olduğu kadar hızlı sifıra yaklaşmamaktadır. Olasılıklar normal dağılımda olduğu gibi ortada yüksek ve yoğunlaşmış olsa da %99 veya %1 gibi uç noktalarda normal dağılımdan daha fazladır. Bu tarz kalın kuyruklu (fat tail) dağılım gösteren zaman serileri leptokurtik olarak adlandırılmaktadır. GARCH modelleri çeşitli dağılımlara uygun halde kullanılabilir.

Bunun dışında finansal zaman serileri volatilité kümelenmesi denen bir karakter de içermektedir. Bu nedenle büyük değişimler arkasından büyük değişimleri, küçük değişimler arkasından küçük değişimleri getirme eğilimindedir. Ancak tipik olarak her iki durumda da değişikliğin yönü tahmin edilemez. Ortalamadan büyük bir sapma, önceki periyoda göre yönü ister pozitif ister negatif olsun, bir sonraki dönemde oluşacak sapmanın tahmininde kullanılan bilgi setine dahil olur. Bu şekilde iki yönde de oluşabilecek büyük şokların devamlılığı ve volatilité tahmini yapılırken model içinde uzun süre etkili kalması sağlanır. Volatilité kümelenmesi veya devamlılık, kurulacak bir modelde, GARCH modellerinde olduğu gibi, birbirini takip eden hata miktarlarının korelasyon içinde olmamalarına rağmen seri olarak bağımlı oldukları varsayımını gerektirir.

Son olarak negatif ve pozitif değişimler aynı miktarda olsalar dahi bir sonraki dönem getirilerini farklı miktarda etkilerler. Buna kaldıraç etkisi denmektedir. Çoğunlukla aktif getirilerinin volatilitédeki değişikliklerle negatif bir korelasyon halinde olduğu

gözlemlenmiştir. GARCH modellerinin belli türevleri kaldıraç etkisini yakalama kabiliyetine sahiptir.

Zaman serileri analizinde kullanılan standart bir yaklaşım komplike davranışlar içeren bir zaman serisini alıp daha basit bir forma getirmektir. Optimal olan, böyle bir kolaylaştırmanın sonucunda zaman serilerinin öyle basit bir hale dönüşmesidir ki, modellerken serinin bağımsız ve her bir bölümünde aynı dağılımlı (Independent and Identically Distributed veya IID) olduğu varsayımı kullanılabilirsin. Pratikte -özellikle finansal uygulamalarda- bu çok seyrek mümkün olur. Durağanlık (Stationarity), IID'ye benzer fakat onun kadar güçlü olmayan bir koşuldur. İki değişik durağanlık formu tanımlanmıştır:

- Bir işlemin **kati durağan** (strict stationary) olması için herhangi bir $(y_t, y_{t+1}, \dots, y_{t+r})$ segmentinin koşulsuz ortak dağılımı ile eşit uzunluktaki herhangi bir $(y_{t+s}, y_{t+s+1}, \dots, y_{t+s+r})$ segmentinin koşulsuz ortak dağılımı aynı olmalıdır.
- Eğer bir işlemde **kovaryans durağan** (covariance stationary) ise herhangi bir $(y_t, y_{t+1}, \dots, y_{t+r})$ segmenti ile aynı uzunluktaki herhangi başka bir $(y_{t+s}, y_{t+s+1}, \dots, y_{t+s+r})$ segmentinin koşulsuz ortak dağılımının ortalaması, standart sapması ve korelasyonları aynı olmalıdır. Bahsedilen korelasyonlara otokorelasyonlar ve çapraz korelasyonlar da dahildir.

Kati durağanlık koşulunun çekici yanı, birimlerin bağımsız olmasını gerektirmeden bir homojenlik formu sağlamasıdır.

Kovaryans durağanlık GARCH modellerince daha sık kullanılan bir varsayımdır. Kati durağanlığın aksine kovaryans durağanlıkta bütün birinci ve ikinci anların (first and second moments) varolması lazımdır. Bu bağlamda kovaryans durağanlık kati durağanlıktan daha güçlü bir koşuldur.¹

Analiz bölümünde kati veya kovaryans durağanlık varsayımı gerektiren, ortalama ve varyans modelleri birleştirilerek oluşturulmuş doğrusal getiri modelleri incelenmiştir. Ortalama için

¹ Holton, G. ,1996: Contingency Analysis, risk yönetimi içerikli internet bilgi bankası (glossary) <http://www.contingencyanalysis.com>

ARMA modellemesi, varyans için GARCH ve GARCH türevlerinden oluşan modeller kullanılmıştır.

1.1 Koşullu ortalamada ARMA (r, s) ve ARFIMA (r, d, s) işlemleri

Box ve Jenkins tarafından ortaya konan esnek bir zaman serileri modeli ailesi birçok değişik kısa dönem seri ilişkileri doğrusal regresyon cinsinden ifade edebilir. Bunun için gerekli bilgi seti geçmiş dönem sonuçları ve geçmiş dönem hata miktarlarıdır.

Box-Jenkins çerçevesinin bir parçası otoregresiv (autoregressiv veya AR) eşitliktir. Burada tahmin için gerekli değişkenler geçmiş zaman gözlemleri ile elde edilen sonuçlardır. Geçmiş r dönemin sonuçları modele dahil edilirse bir AR(r) modeli aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$y_t = \sum_{i=1}^r \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (24)$$

Eşitlik 1’de, y nin şimdiki değeri y_t , y nin $t-i$ dönemlerindeki r tane değerine ($i \leq r$) ve rassal bir değişken olan ve hatayı ifade eden ε ’ ye bağlıdır. ε ’nin tipik olarak Gauss ihtimal dağılımı içinde olduğu varsayılır ve bu durumda ses mühendisliğinden gelen adıyla beyaz gürültü (white noise) olarak adlandırılır. Geçmiş dönem değerlerinin modeldeki ağırlıklarının zaman içerisinde $\phi_1 > \phi_2 > \dots > \phi_r$ şeklinde azaldığı da varsayılır.

Box-Jenkins çerçevesinin diğer parçası ise hareketli ortalama (moving average veya MA) eşitliğidir. MA işleminde y_t , y ’nin geçmiş r dönemdeki değerine değil, geçmiş s dönemde gözlemlenen ε_{t-j} ’ ye ($j \leq s$) ve şimdiki dönem ε_t ‘ye bağlıdır. Geçmiş s dönem sonuçları modele dahil edilen MA(s) (kısaca “ s ’inci dereceden MA”), aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$y_t = \sum_{j=1}^s \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (25)$$

Ooms ve Doornik (1999) temel ARMA(r,s) modelini aşağıdaki gibi tarif eder:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_r y_{t-r} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_s \varepsilon_{t-s} \quad (26)$$

ve genel ARMA (r,s) formu olan Eşitlik 4'te

$$y_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^r \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^s \phi_j \varepsilon_{t-j} \quad (27)$$

r , AR(r) bölümünün derecesini; ϕ_i , aynı bölümün parametrelerini; s , MA(s) bölümünün derecesini; θ_j , o bölümün parametrelerini ve ε_t normal ve aynı dağılımlı gürültüyü (normally and identically distributed veya NID) ifade eder.²

Eşitlik 4'te tanımlanan ARMA modelleri ailesi yapı açısından esnektir ve görünüşte komplike olan seri bağımlılıkları büyük doğrulukla ifade edebilir. Modele verilmesi gereken sadece geçmiş değerler ve AR ve MA parçalarının derecesidir.

Ekonomi ve Fizik gibi alanlarda uzun zaman içerisinde dalgalanan olaylar çoğunlukla uzun dönem süren seri korelasyonlar (long-range serial correlation) gösterirler. Geleneksel ARMA zaman serileri kısmi entegrasyonu (fractional integration veya FI) mümkün kılacak şekilde adapte edilebilirler ve böylece uzun dönemli korelasyonları yakalayabilirler. Sonuçta ortaya çıkan ARFIMA modelleri ekonometri ve hidrolojide popülerdirler ve aynı anda kısa ve uzun süreli işlemlerin parametreleri için maksimum olasılık değerlemesine (maximum likelihood estimation) olanak tanırırlar. Ancak modelde FI için ekstra bir parametre d gereklidir.

Laurent ve Peters'in (2002) tanımını takip edersek, dereceleri temsilen gecikme polinomları (lag polynomials) kullanarak ve ortalamayı temsilen μ 'yı ekleyerek Eşitlik 4 şu şekilde yazılabilir:

$$\phi(L)(y_t - \mu) = \theta(L)\varepsilon_t \quad (28)$$

Burada L , gecikme operatörünü; μ , y_t nin koşulsuz ortalamasını; $\phi(L) = 1 - \sum_{i=1}^r \phi_i L^i$ ve

$\theta(L) = 1 + \sum_{i=1}^s \theta_i L^i$ gecikme operatörü içindeki AR ve MA operatörlerini temsil eder.

Bunlar sırasıyla r ve s derecesindeki polinomlardır.

² Doornik, J., ve M. Ooms (1999): "ARFIMA Modellerinin Değerleme, Tahmin ve Simule edilmesi için bir bilgisayar yazılımı: Ox için Arfima Paketi 1.0" Nuffield College (Oxford) tartışma makaleleri.

Kısmi entegrasyon parametresi d ile birlikte ARFIMA(r,d,s) modeli aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\phi(L)(1-L)^d (y_t - \mu) = \theta(L)\varepsilon_t \quad (29)$$

Eşitlik 6'daki kısmi entegrasyondan sorumlu operatör $(1-L)^d$ aşağıdaki sonsuz polinomu temsil eder:

$$(1-L)^d = \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\Gamma(i-d)}{\Gamma(i+1)\Gamma(-d)} L^i \equiv \sum_{i=0}^{\infty} \pi_i(d) L^i \quad (30)$$

Burada $\pi_i(z) \equiv \Gamma(i-z)/\Gamma(i+1)\Gamma(-z)$ ve $\Gamma(\cdot)$ Standard Gamma Fonksyonu'dur. y_t işleminin durağanlığını ve tersine çevirilebilirliğini (stationary and invertibility) sağlamak için d -0.5 ve 0.5 aralığında alınır. y_t veri serileri biliniyorsa koşullu veya kesin olasılık yöntemi kullanılarak parametreler ve dereceler belirlenebilir. Ljung-Box hata istatistikleri ile modelin uyumluluğu kontrol edilebilir.³

Bhardwaj and Swanson (2004)'un bulduğuna göre ARFIMA modelleri tahmin edilecek dönem sayısı arttıkça daha iyi performans sergilemektedirler. Ayrıca belli koşullarda AR, MA, ARMA, GARCH, basit rejim değiştirme (simple regime switching) modellerinden daha iyi veridişi tahmin (out-of-sample prediction) performansı gösterebilmektedir.⁴

Bu makale boyunca ARMA yöntemi sadece getirilerin ortalamasını modellemek için kullanılacaktır. ARMA(0,0) sabit ortalama, ARMA(1,0) ise AR(1) anlamına gelmektedir. Koşullu ortalamayı koşullu varyansı da içeren bir model şeklinde de kurabiliriz. Bu durumda GARCH modelinden elde edilen koşullu varyans ortalama modelinde bir değişken olarak kullanılır. Ortalamada ARCH bulunduran (ARCH-in-mean) olarak adlandırılan modellere analiz bölümünde (-m) eki ile dikkat çekilmiştir.

³ Laurent, S., ve J.-P. Peters (2002): *G@RCH 3.0 dökümantasyonu*.

⁴ Bhardwaj, G. ve Swanson, N.-R. (2004): "Makroekonomik ve Finansal Zaman Serilerini Tahminde ARFIMA Modellerinin Yararlılığı Konusunda Bir Deneysel Araştırma" *The Journal of Econometrics özel sayısı "Makroekonomi ve Finasta Deneysel Metodlar"*

1.2 Koşullu varyansı GARCH ile modelleme

Bir pazar endeksinin t zamanındaki değerini P_t olarak alırsak, aynı endeksin t zamanındaki getirisi $y_t = \ln(P_t / P_{t-1})$ olarak hesaplanabilir. Burada $\ln$ doğal logaritmadır.

Logaritmik getiri serisi y_t 'nin ortalamasının ARMA olarak modellendiğini varsayarsak, o zaman $\varepsilon_t = y_t - \mu_t$ için ortalamaya göre düzeltilmiş logaritmik getiri diyebiliriz. Gayrimenkul piyasası endeksi getirileri aşağıdaki eşitlikle ifade edilebilir:

$$y_t = \mu + \varepsilon_t \quad (31)$$

Getirilerin ortalaması μ 'nın beklenen değeri sıfırdır. t modelin rassal değişkenidir, zamana göre otokorelasyon içinde değildir. ε_t serisi stokastik bir işlemdir (stochastic process) ve

$$\varepsilon_t = z_t \sigma_t \quad (32)$$

şeklinde ifade edilir. Burada z_t bağımsız ve aynı dağılımlı (IID) rassal değişkenler serisidir. Dağılımı, beklenen değer $E(z_t) = 0$ ve varyans $\text{Var}(z_t) = 1$ şeklindedir.

Tanımı itibarıyla ε_t seri ilişkili değildir (serially uncorrelated) ve ortalaması sıfırdır, ancak koşullu varyansı σ_t^2 'ye eşittir ve bu nedenle zaman içinde değişebilir. Bu açıdan standart regresyon modellerindeki sabit varyans yaklaşımından farklıdır. Koşullu varyans, bir model ve bir data seti verildiğinde sözkonusu değişkenin gerçek değeri hakkındaki belirsizliğin ölçüsüdür.

Markowitz' in tanımını takip edersek, volatilité beklenen getirilerin standart sapmasıdır. Bu durumda σ_t , t zamanındaki logaritmik getirilerin volatilitésini gösterir. Bu volatilité de aşağıda açıklanan ARCH-tipi işlemciler ile modellenebilir.

1.2.1 ARCH modeli

Volatilite kümelenmesi, birbirini takip eden hata miktarlarının korelasyon içinde olmamalarına rağmen seri olarak bağımlı oldukları varsayımını gerektirir. Rob Engle otoregresif koşullu değişken varyanslılık (ARCH) sınıfı zaman serileri modelleri sınıfını ortaya atarak, zamana göre değişken volatilite kümelenmesini modellemeyi başardı ve sonraki yıllarda yoğunlaşacak çalışma ve araştırmaların ilk adımını attı.⁵

Modelinde uzun bir periyotta geçmiş dönem hatalarının karesinin ağırlıklı ortalamasını alıyordu. Yakın geçmişteki hataların ağırlığı yüksek, uzak geçmiştekilerin ise küçük fakat sıfırdan büyük oluyordu.

ARCH(q) modeli aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\begin{aligned}\varepsilon_t &= z_t \sigma_t \\ z_t &\sim i.i.d D(0,1)\end{aligned}\tag{33}$$

$$\sigma_t^2 = \sigma^2(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, t, x_t, b) = \sigma^2(\sigma_{t-1} z_{t-1}, \sigma_{t-2} z_{t-2}, \dots, t, x_t, b)$$

Burada ε_t , t zamanındaki tahmin hatası miktarını gösterir. x_t , gecikmeli egzojen değişkenlerden (lagged exogenous variables) oluşan bir vektör, b ise parametre vektörüdür. $D(\cdot)$ dağılımdır.

$t-1$ zamanındaki bilgi kümesine göre ε_t 'nin koşullu varyansı σ_t^2 'dir. Literatürde bu varyansın parametrik hale dönüşümü için birçok yöntem ortaya atılmıştır. Orijinal haliyle ARCH aşağıdaki gibi ifade edilmiştir.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2\tag{34}$$

Σ operatorü kullanırsak Eşitlik 11 aşağıdaki şekle dönüşür:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2\tag{35}$$

⁵ Engle, R. (1982): "İngiltere'deki Enflasyonun Değişkenliğini Değerlemede ARCH, Autoregresiv Koşullu Değişken Varyanslılık" *Econometrica*, 50, 987–1007.

Otoregresyonu daha rahat göstermek için $\varepsilon_t = z_t \sigma_t$ eşitliğini kullanabiliriz:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \sigma_{t-i}^2 z_{t-i}^2 \quad (36)$$

ARCH modeli volatilité kümelenmesini şu yapı ile tanımlar: eğer ε_{t-1} 'in mutlak değeri büyükse, σ_t^2 ve böylece ε_t 'nin mutlak değerinin de büyük olması beklenir.

ARCH modelinden çıkarılan koşullu varyans her ne kadar zamana göre değişkense de, ε_t 'nin koşulsuz varyansı eğer $\alpha_0 > 0$ ve $\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$ ise sabittir. Koşullu varyans σ_t^2 bütün t ler için pozitif olmalıdır. Gerekli koşullar $\alpha_0 > 0$ ve $\alpha_i \geq 0$ durumunda sağlanır.

Yapılan çalışmaların gösterdiğine göre, koşullu varyansın dinamiklerini yakalayabilmesi için yüksek bir ARCH derecesi seçilmelidir. Bu da büyük miktarlarda parametre çıkarımına gerek duyulması demektir. Bollerslev'in (1986) genelleştirilmiş ARCH modeli sonsuz bir ARCH düzeneği üzerine kuruludur ve tahmin edilecek parametre sayısını doğrusal olmayan kısıtlamalar getirerek makul düzeylere indirir.⁶

1.2.2 GARCH modeli

GARCH modeli ARCH'a göre fazladan bir varsayım içerir. Bu da zaman içinde değişen varyans tahminlerinin sermaye mallarının gecikmeli koşullu varyansına da bağımlı olduğudur. Bir aktifin t zamanındaki getirisinde beklenmedik bir artış ya da düşüş bir sonraki periyotta beklenen değişkenliği arttırıcı etki yapmaktadır.

Engle (1982) ve Bollerslev (1986) tarafından ortaya atılan ve en sık kullanılan GARCH (p, q) modelleri σ_t^2 'yi eşitlik 14'te olduğu gibi gecikmeli koşullu varyansların ve geçmiş zaman hatalarının karelerinin bir fonksyonu olarak alırlar.

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 \quad (37)$$

$\sum$ operatorü kullanarak,

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

⁶ Bollerslev, T. (1986): "Genelleştirilmiş Otoregresif Koşullu Değişken Varyanslılık" *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.

(38)

Burada p GARCH derecesini; q ARCH derecesini gösterir. $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$ dır.

Kovaryans durağanlık koşulu ise $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$ dir.

Yukarıdaki eşitlik şimdiki dönem getirilerin değişkenliğini geçmiş dönem verilerine (yani ε_{t-i}^2 ve σ_{t-j}^2 değerlerine) bağımlı olarak gösterdiğinden bu değişkenliğe koşullu diyoruz.

Gözlemlenebileceği gibi GARCH (p,q) modelinin önemli özelliklerinden biri ARMA (r,s) modeli olarak da algılanabiliyor olmasıdır. p ve q arasından hangisi daha büyükse r olarak o derece alınmalıdır. Bu sonuç ekonometri ile uğraşan bilim adamlarının ARMA araştırmalarında edindikleri deneyimleri GARCH modeline uygulamalarını sağlamıştır.

Geciktirici operatörü kullanarak GARCH (p,q) modeli aşağıdaki gibi yazılabilir: ($\omega=\alpha_0$)

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha(L) \varepsilon_t^2 + \beta(L) \sigma_t^2 \quad (39)$$

L geciktirici operatörünü gösterir. $\alpha(L)$ ve $\beta(L)$ sırasıyla AR ve MA polinomlarıdır ve aşağıdaki şekilde tanımlanırlar:

$$\begin{aligned} \alpha(L) &= \alpha_1(L) + \alpha_2(L)^2 + \dots + \alpha_q(L)^q \text{ ve} \\ \beta(L) &= \beta_1(L) + \beta_2(L)^2 + \dots + \beta_p(L)^p. \end{aligned}$$

Eğer $|1 - \beta(L)| = 0$ polinomunun bütün kökleri birim dairenin dışında kalıyorsa Eşitlik 40'ı elde ederiz.

$$\sigma_t^2 = \omega |1 - \beta(L)|^{-1} + \alpha(L) |1 - \beta(L)|^{-1} \varepsilon_t^2, \quad (40)$$

Yukarıdaki eşitlik sonsuz bir ARCH işlemi veya ARCH (∞) olarak yorumlanabilir, çünkü koşullu varyans doğrusal olarak bütün geçmiş hataların karesine bağımlıdır.

Koşulsuz varyans ise aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$\sigma^2 \equiv E(\varepsilon_t^2) = \frac{\omega}{1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i - \sum_{j=1}^p \beta_j} \quad (41)$$

Temel ve en sık kullanılan GARCH (1,1) modeli aşağıdaki gibi kısadır:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (42)$$

Varyansın pozitif olması beklendiğinden, regresyon parametreleri ω , α , β 'nın da her zaman pozitif olması gereklidir (α ve β 0 da olabilir). Buna karşın varyansın durağanlık koşulunu yerine getirmesi için α ve β 'nin toplamının 1 den küçük olması gerekir.

Eşitlik 19'da tanımlanan getirilerin koşullu varyansı üç etki tarafından belirlenir:

1. ω olarak gösterilen sabit;
2. $\alpha \varepsilon_{t-1}^2$ ilişkisi ile ifade edilen ve ARCH parçası olarak adlandırılan bölüm;
3. $\beta \sigma_{t-1}^2$ ilişkisi ile ifade edilen geçmiş dönemler değişkenlik tahminleri.

Regresyon parametrelerinin toplamı olan $(\alpha + \beta)$, geçmiş dönem değişkenlerinin değişimlerinin şimdiki değişkenlik seviyesine (volatilité) etkisini ifade eder. Bu değer çoğunlukla 1'e yakındır ve şokların finansal varlıkların getirilerindeki değişkenliğe daha çok etki ettiğine işaret eder.

Temel GARCH modeli bir seviyeye kadar leptokurtik davranışı açıklayabilse de gerçek işlemlerden elde edilen verileri açıklamakta yetersiz kalabilmektedir. Bu nedenle analizlerimizde kalın kuyruklu dağılımlar elde etmek için normal dağılımın dışında 3 ayrı dağılımı daha kullanacağız. Bunlar “Öğrenci-t (Student-t)”, “Eğik-t (Skewed-t)”⁷ ve “Genelleştirilmiş Hata Dağılımları”dır (Generalized Error Distributions).

⁷ Lambert, P., ve S. Laurent (2001): “Finansal Zaman Serilerini GARCH Tipi Modeller ve Eğik Student Dağılımı Kullanarak Modelleme” Mimeo, Université de Liege.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

Varyans Modellemede GARCH Türevleri

Koşullu varyansı modellerken kare alma işlemini seçmenin önemli sonuçlarından bir tanesi şudur: Geçmiş hata değerlerinin sadece büyüklükleri şimdiki değişkenlik üzerine etki eder. Bu değerlerin pozitif veya negatif olmasının bugünkü değişkenlik üzerine bir etkisi yoktur. Halbuki sistematik olarak iyi (+) ve kötü haber (-) durumlarında birbirinden farklı miktarlarda volatilité değişiklikleri gözlemlenmektedir. Bu nedenle GARCH modelinin prensipte en büyük dezavantajı sıklıkla rastlanan asimetriyi modellemek için uygun olmamasıdır.

Getirilerdeki düşüş ve artışlar, kötü ve iyi haberler olarak yorumlanabilirler. Kötü bir haberin yaratacağı negatif yönde volatilité, iyi bir haberin yaratacağı pozitif yönde volatiliteden daha büyük hacimli olabilir. Bu durumda bir kaldıraç etkisinden (leverage effect) bahsedebiliriz. Aşağıdan anlatılan GARCH model sınıfları bu asimetrik etkiyi yakalama yeteneğine sahiptirler.

3.1 GJR ve TARARCH modelleri

GJR asimetrik bir modeldir. Glosten, Jagannathan ve Runkle (1993) tarafından ortaya atılmıştır. Genel versiyonu aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \gamma_i S_{t-i} \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (43)$$

Burada S_t yapay değişkendir. Aldığı değer eğer $\varepsilon_{t-i} < 0$ ise $S_{t-i} = 1$ ve

$\varepsilon_{t-i} \geq 0$ ise $S_{t-i} = 0$ dır.

Bu modelde ε_t^2 'nin koşullu varyans σ_t^2 'ye olan etkisi ε_t 'nin pozitif veya negatif olmasıyla da bağlantılıdır.⁸ Zakoian'ın (1994) TARARCH modeli (Threshold ARCH= Eşikli ARCH) GJR'nin

⁸ Glosten, L., R. Jagannathan, ve D. Runkle (1993): "Menkul Kıymetlerin Beklenen Getirilerinin İlişkisi Hakkında" *Journal of Finance*, 48, 1779–1801.

yakın benzeridir. Zakoian koşullu varyans yerine standart sapmayı modellemeyi tercih etmiştir.⁹

Temel versiyon olan GJR(1,1) şu şekilde ifade edilir:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \sigma_{t-1}^2 + \beta \varepsilon_{t-1}^2 S_{t-1} \quad (44)$$

Model şöyle yorumlanabilir: ε_t olarak ifade edilen y_t endeksindeki beklenmeyen bir değişim, menkul piyasası endeks getirilerinin koşullu varyansı üzerinde değişik şekillerde etki edebilir. Beklenmeyen bir yükselme iyi haber olarak değerlendirilir ve modelde varyansı α çarpanı yolu ile etkiler. Beklenmedik bir düşüş kötü haber olarak değerlendirilir ve α ve β çarpanları yolu ile volatilitede bir artış üretir. Getirilerin asimetrik doğasını modele β değişkeninin sıfırdan farklı değeri iletir. β 'nın pozitif olması 'kaldıraç etkisi' ni işaret eder.

Kovaryans durağanlık koşulu $\sum_{i=1}^q \alpha_i (1 + \gamma_i^2) + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$ dur.

3.2 EARCH modeli

Üslü (exponential) GARCH (EGARCH) modelini ortaya atan Nelson'dur (1991). Modelinde koşullu varyans aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$\ln \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i s(z_{t-i}) + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2) \quad (45)$$

Burada $z_t = \varepsilon_t / \sigma_t$ normalize edilmiş hatalar serisidir. Modeldeki $s(\cdot)$ fonksiyonu şu işlemleri yapar:

$$s(z_t) = \delta_1 z_t + \delta_2 \{ |z_t| - E(|z_t|) \} \quad (46)$$

Böylece $\delta_1 z_t$ pozitif veya negatif ε_t etkisi katarken, $\delta_2 \{ |z_t| - E(|z_t|) \}$ mutlak değer olarak ε_t 'nin büyüklüğünü modele yansıtır. $E(|z_t|)$ 'nin hesaplanması getiri serilerinin dağılımına bağlıdır.¹⁰

⁹ Zakoian, J.-M. (1994): "Eşikli Değişken Varyanslılık Modelleri" *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18, 931-955.

Normal dağılım için $E(|z_t|) = \sqrt{\frac{2}{\pi}}$ dir.

Normal dağılımlı temel model EGARCH(1,1) aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$\ln \sigma_t^2 = \omega + \alpha(\delta_1 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \delta_2 \left[\left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]) + \beta \ln \sigma_{t-1}^2 \quad (47)$$

Getirilerin asimetrik doğası δ_1 'ın sıfırdan farklı değeri tarafından sağlanmaktadır. δ_1 'ın pozitif değeri 'kaldıraç etkisi' ni işaret eder.

Logaritmik dönüşüm kullanılması σ_t^2 'nın her zaman pozitif olmasını sağlar ve bunun sonucu olarak parametrelerin işaretleri üzerinde bir kısıtlamaya gerek kalmaz. Bunun dışında beklenmedik dışsal şokların tahmin edilen volatiliteye etkisi TARCH veya GJR'den daha fazla olacaktır.

3.3 APARCH modeli

Genel olarak, bir değişkenin karesini veya küpünü almak gibi üssel dönüşümler kullanıldığında incelenen serinin genel gidişine göre dizinin dışında kalan (outliers) örneklerin etkisi modele daha güçlü yansır. Böylece üssel işlemciler model içinde göreceli olarak daha sakin veya daha değişken dönemlere yapılan vurguyu arttırırlar. Kare alma işleminin modellerde sıkça kullanılmasının nedenlerinden biri de budur (diğer bir önemli kullanım alanı ise değişkenlerin işaretlerinin etkisini yok etmektir). Eğer veri serileri normal dağılım gösteriyorsa bu dağılımın karakteristik özelliklerini ilk iki anı kullanarak modele tamamen yansıtabiliriz.¹¹ Ancak verinin normal dışında bir hata dağılımı olduğunu kabul ediyorsak (örneğin menkul değerler endeks verilerinde durum budur) ikiden farklı üssel dönüşümler modellemede daha uygun olabilir.

¹⁰ Nelson, D. (1991): "Varlık Getirilerinde Koşullu Değişken Varyanslılık: Yeni Bir Yaklaşım" *Econometrica*, 59, 349–370.

¹¹ McKenzie, M. ve Mitchell, H. (2001): "Döviz Kuru Volatilitesi Modellemede Genelleştirilmiş Asimetrik Üssel ARCH" Royal Melbourne Institute of Technology tartışma makaleleri.

Kare alma işleminin en optimal sonuçları vermeyebileceğini farkedenden Ding, Granger ve Engle (1993) üssel ARCH (Power ARCH veya PARCH) denilen yeni bir ARCH sınıfı ortaya attılar. Üssel ARCH sınıfı modeller veriyi bir yapıya empoze etmekten ziyade optimum üssel dönüştürücüyü bulmada kullanılır.

Ding, Granger ve Engle aynı zamanda üssel ARCH sınıfının geliştirilmiş asimetrik bir versiyonunu da tanımladılar. Asimetrik Üssel ARCH (asymetric power ARCH veya APARCH) modeli APARCH (p, q) aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$\sigma_t^\delta = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| - \gamma_i \varepsilon_{t-i})^\delta + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^\delta \quad (48)$$

Burada $\alpha_0 > 0$, $\delta \geq 0$, $\beta_j \geq 0$, $\alpha_i \geq 0$ ve $-1 < \gamma_i < 1$ dir.¹²

Bu model kaldıraç etkisini modellemek için değiştirilebilir üssel dönüşümcü δ 'nin esnekliğini asimetriyi sağlayan γ_i değişkeni ile birleştirir. Bunun yanısıra APARCH modeli, içinde ARCH, GARCH ve GJR modellerini de özel durumlar olarak barındırır.

ARCH: eğer $\delta = 2$, $\gamma_i = 0$ ($i = 1, \dots, p$) ve $\beta_j = 0$ ($j = 1, \dots, p$) ise,

GARCH: eğer $\delta = 2$ ve $\gamma_i = 0$ ($i = 1, \dots, p$) ise ve

GJR: eğer $\delta = 2$.

Bu tezde anlatılmayan dört farklı model de APARCH'ın özel durumları olarak ifade edilir.

APARCH modeli

- eğer $\delta = 1$ ise, Eşik ARCH (treshold ARCH veya TARCH),
- eğer $\gamma_i = 0$ ($i = 1, \dots, p$) ve $\beta_j = 0$ ($j = 1, \dots, p$) ise, Normalleştirilmiş ARCH (normalized ARCH veya NARCH)
- eğer $\delta \rightarrow 0$ ise, Logaritmik ARCH (Log-ARCH) ve
- eğer $\delta = 1$ ve $\gamma_i = 0$ ($i = 1, \dots, p$) ise, Taylor / Schwert GARCH

modeline dönüşmektedir.

¹² Ding, Z., C. W. J. Granger, ve R. F. Engle (1993): “Hisse Senedi Piyasalarının Uzun Hafıza Özellikleri ve Yeni Bir Model” *Journal of Empirical Finance*, 1, 83–106.

APARCH için de bir durağanlık çözümü olduğu Ding, Granger ve Engle tarafından adı geçen makalede gösterilmiştir.

3.4 IGARCH modeli

GARCH (p,q) modeli anlatılırken GARCH'ın bir ARCH (∞) işlemi olarak yorumlanabileceğinden bahsetmiştik. Bunun nedeni koşullu varyansın doğrusal olarak bütün geçmiş dönem hatalarının karesine bağımlı olmasıdır. Ayrıca GARCH işleminin kovaryans durağanlığına sahip olması sadece ve sadece $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$ koşulundan sağlanabilir. Ancak kati durağanlık için varyansın t 'den bağımsız olması amacıyla bu kadar sıkı bir kısıtlandırmaya gerek yoktur. Aslında GARCH modellerinin parametreleri bulunduğunda genellikle $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j$ 'nin 1'e yakın olduğu gözlemlenir.

Eğer şimdiki şokla gelecekteki koşullu varyans arasındaki zaman gecikmesine h dersek o zaman koşullu varyans σ_t^2 'nin maruz kaldığı bir şokun gelecek zaman koşullu varyansı σ_{t+h}^2 'ye zaman içinde giderek azalan bir etkisi olacaktır. Zaman aralığı h arttıkça bu etki yoksayılabılır bir düzeye inecektir. Bu durum modelin 'kısa süreli hafızası' olduğuna işaretler.

Ancak eğer $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j \geq 1$ ise, σ_{t+h}^2 'ye olan etki aradan çok zaman geçse bile (büyük h değeri) yok olmaz. Bu özelliğe literatürde *süreklilik* (persistence) denmektedir. Yüksek frekanslı zaman serileri uygulamalarında koşullu varyanslar güçlü bir süreklilik gösterirler.

GARCH (p,q) modelinin aynı zamanda bir ARMA işlemi olduğundan da bahsedilmişti. Eğer

$\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j = 1$ ise ARMA işleminin bir birim kökü olduğu bilinmektedir. Eğer bütün AR

ve MA parametrelerinin toplamı 1 ise o zaman bu işleme entegre edilmiş ARMA (integrated ARMA veya ARIMA) denmektedir. ARMA modellerine benzerliklerinden dolayı standart GARCH modelleri simetrik ve kısa hafızalıdır.

$\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j = 1$ (veya $\alpha(L) + \beta(L) = 1$ şeklinde yazılabilir) koşulunu sağlayan GARCH

modellerine entegre GARCH (integrated GARCH veya IGARCH) denir.¹³ Buna göre şimdiki zaman bilgisi bütün tahmin ufuklarında, ne kadar zaman geçerse geçsin, model üzerinde önemli etkiye sahip olmaya devam edecektir. IGARCH (p,q) modelleri bir nevi volatilité için kullanılan ARIMA modelleri olarak düşünülebilir. Eşitlik 26'da GARCH modelini yeniden çağırırsak:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha(L)\varepsilon_t^2 + \beta(L)\sigma_t^2 \quad (49)$$

eğer $v_t \equiv \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ olarak tanımlarsak,

$$\varepsilon_t^2 = \omega + (\alpha(L) + \beta(L))\varepsilon_t^2 + \beta(L)v_t + v_t \quad (50)$$

sonucuna ulaşırız. Bu da karesi alınmış hatalar için bir ARMA $\{\max(p,q), p\}$ modelidir. (GARCH (p,q)'da dereceler p ve q 'dan hangisi büyükse ARMA (r,s)'de otoregresyon derecesi r olarak o alınır.) Eğer $\alpha(L) + \beta(L) = 1$ ise elimizdeki model bir entegre GARCH veya IGARCH modelidir.

IGARCH modeli aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$\phi(L)(1-L)\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \text{ veya} \quad (51)$$

$$\phi(L)(1-L)\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)](\varepsilon_t^2 - \sigma_t^2), \quad (52)$$

Burada $\theta(L) = [1 - \alpha(L) - \beta(L)](1-L)^{-1}$ bir polinomdur ve derecesi $\{\max(p,q)-1\}$ dir.

Eğer koşullu varyansı karesi alınmış hataların bir fonksyonu olarak yazarsak o zaman IGARCH (p,q) aşağıdaki şekli alır:

$$\sigma_t^2 = \frac{\omega}{[1 - \beta(L)]} + \left\{1 - \phi(L)(1-L)[1 - \beta(L)]^{-1}\right\} \varepsilon_t^2 \quad (53)$$

IGARCH işlemine tabi tutulan bir y_t serisi kovaryans durağanlığına sahip değildir ve koşulsuz varyansı sonsuzdur. Buna karşılık IGARCH işleminde y_t 'nin koşulsuz yoğunluk dağılımı bütün t 'ler için aynıdır ve böylece işlemin kati durağanlığına sahip olduğunu söyleyebiliriz.

¹³ Engle, R., ve T. Bollerslev (1986): "Koşullu Varyansların Sürekliliğinin Modellenmesi" *Econometric Reviews*, 5, 1-50.

Yine de IGARCH davranışının gerçekten verilerden ortaya çıktığı konusu kontrol edilmelidir. Bunun nedeni modelin yapısal yanlışlarının da benzer davranışlara yol açabilmesidir. Tezin geri kalan kısmında entegre edilmiş işlemler $I(1)$, entegre edilmemiş işlemler $I(0)$ olarak kısaltılacaktır.

Standart GARCH modellerinde olduğu gibi kısa hafıza varsayımı gerçek verilerle karşılaştığında çoğu zaman geçerliliğini kaybeder. Ding Granger ve Engle'in APARCH modeli için yaptıkları araştırmalar sırasında şu şaşırtıcı sonuçlarla karşılaşmıştır: Getiriler birbirleri ile yüksek korelasyon içinde olduklarından mutlak getirilerin ve onların üstsel dönüştürücülerinin oldukça belirleyici uzun hafıza özellikleri vardır. Örneğin S&P 500 endeksinde 17,054 adet günlük gözlem içinde 2,700'den fazla geriye dönük adımda belirgin pozitif otokorelasyon bulunmuştur. Bu da $2,700 \text{ adım} / 252 \text{ iş günü} = 10.7 \text{ yıl}$ boyunca bir şokun varyans oluşumunda etkili olduğunu ortaya koyar.¹⁴

Diğer yandan IGARCH modellerinin uygulamada koşulları çok ağırdır ve bu nedenle parçalı entegre edilmiş modeller gündeme gelmiştir.

3.5 FIGARCH modeli

Ding, Granger, ve Engle'in yanısıra birçok yazarın belirttiği gibi, bir şokun etkilerinin azalması için dikkate değer bir zamanın geçmesi gerekmektedir. Bu nedenle de $I(0)$ ve $I(1)$ işlemleri arasındaki ayrılık çok kısıtlayıcıdır. Bir $I(0)$ işleminde şokların etkisi üssel oranlarda azalarak modele yansır ve bu nedenle kısa hafızalıdır. $I(1)$ işleminde ise şokların sürekliliği sonsuzdur.

Koşullu ortalama modellenirken ARFIMA yönteminin kısa süreklilik ve tamamen süreklilik arasındaki uçurumu kapattığını görmüştük. Burada zaman serilerinin kısa dönem davranışları ARMA parametreleri tarafından yakalanırken, kısmi entegrasyon parametresi de uzun dönem bağımlılıkları modellemeye yarıyordu.

¹⁴ Ding, Z., C. W. J. Granger, ve R. F. Engle, a.g.e. Sf 16

İlk uzun hafızalı GARCH modeli Ballie, Bollerslev ve Mikkelsen (1996) tarafından ortaya atılan kısmi entegre GARCH (fractionally integrated GARCH veya FIGARCH) modelidir. FIGARCH (p,d,q) modelinde $(1-L)^d$ operatörü yer alır.

$$\phi(L) \left[(1-\alpha) + \alpha(1-L)^d \right] \varepsilon_t^2 = \omega + [1-\beta(L)] \nu_t \quad (54)$$

Burada $\theta(L) = [1-\alpha(L) - \beta(L)](1-L)^{-1}$ bir polinomdur ve derecesi $\{\max(p,q)-1\}$ dir. d hafıza parametresidir.¹⁵

Eğer koşullu varyansı, karesi alınmış hataların bir fonksyonu olarak yazarsak o zaman FIGARCH (p,d,q) aşağıdaki şekli alır:

$$\sigma_t^2 = \frac{\omega}{[1-\beta(L)]} + \left\{ 1 - \phi(L)(1-L)^d [1-\beta(L)]^{-1} \right\} \varepsilon_t^2 \quad (55)$$

FIGARCH modelleri uzun hafızaya sahiptir. İçinde özel durum olarak GARCH ($d=0$ ise) ve IGARCH ($d=1$ ise) modellerini içerirler. ARFIMA modellerinde hafıza parametresi d için $-0.5 < d < +0.5$ önerilirken FIGARCH için d $0 < d < 1$ olarak önerilmektedir.

FIGARCH işlemleri IGARCH'da da olduğu gibi durağanlık koşulunu karşılamaz. Bu da birim kökler konseptinin doğrusal işlemlerden doğrusal olmayan işlemlere genelleştirilemeyeceğini gösterir. Bunun dışında FIGARCH modelinin kurulumunda hafıza parametresi d 'nin yorumlanması oldukça zordur.

3.6 HYGARCH modeli

¹⁵ Baillie, R., T. Bollerslev, and H. Mikkelsen (1996): “Kısmi Entegre GARCH” *Journal of Econometrics*, 74, 3–30.

Davidson(2001) FIGARCH sınıfı modelleri hiperbolik GARCH veya HYGARCH(p, α, d, q) modellerine dönüşecek şekilde genişletmiştir.¹⁶

HYGARCH-modelleri FIGARCH'daki $(1-L)^d$ operatörünü $[(1-\alpha)+\alpha(1-L)^d]$ ile değiştirerek oluşturulur.

HYGARCH-modellerinin parametrik yazılışı aşağıdaki gibidir:

$$\sigma_t^2 = \frac{\omega}{[1-\beta(L)]} + \left\{ 1 - [1-\beta(L)]^{-1} \phi(L) \left\{ 1 + \alpha [(1-L)^d] \right\} \right\} \varepsilon_t^2 \quad (56)$$

α ve d parametrelerinin negatif olmadığı varsayılır. HYGARCH modeli içinde özel durum olarak GARCH ($\alpha = 0$ ise), FIGARCH ($\alpha = 1$ ise) ve IGARCH ($\alpha = d = 1$ ise) modellerini barındırır.

3.7 Ballie, Bollerslev ve Mikkelsen (BBM)'inkine karşılık Chung'un FI işlemi

Chung (1999) BBM modelindeki bir takım problemlere dikkat çeker: BBM yönteminde olduğu gibi, orijinalinde koşullu ortalama için dizayn edilmiş ARFIMA çerçevesinin koşullu varyans eşitliğine direk uygulanması bulunan parametrelerin yorumunda güçlüklerle yol açmaktadır.¹⁷

Gerçekten ARFIMA'da kısmi entegrasyon operatörü ortalama eşitliğindeki sabite uygulanmaktadır. FIGARCH varyans eşitliğinde ise durum böyle değildir. Chung (1999) küçük bir değişiklik önermiştir:

$$\sigma_t^2 = \sigma^2 + \left\{ 1 - [1-\beta(L)]^{-1} \phi(L)(1-L)^d \right\} (\varepsilon_t^2 - \sigma^2) \quad (57)$$

veya

$$\sigma_t^2 = \sigma^2 + \lambda(L)(\varepsilon_t^2 - \sigma^2) \quad (58)$$

¹⁶ Davidson, J. (2001): "Doğrusal Koşullu Değişken Varyanslılık Modellerinde An ve Hafıza Özellikleri" Manuscript, Cardiff University.

¹⁷ Chung, C.-F. (1999): "Kısmi Entegre GARCH Modelinin Değerlemesi" National Taiwan University çalışma makaleleri.

$\lambda(L)$ aslında sonsuz bir toplama işlemidir ancak pratikte belirli bir sayı ile sınırlandırılır. BBM $\lambda(L)$ 'yi 1000 adım ile sınırlandırmayı ve gözlemlenemeyen ε_t^2 'yi bulmak için hesaplama başlangıç tahmini girdisi olarak koşulsuz ortalamayı almayı önerir. BBM'nin aksine Chung (1999) $\lambda(L)$ 'yi $t-1$ zamanındaki bilgi setinin miktarı ile (gözlemlenebilen veri sayısı) sınırlamayı ve gözlemlenemeyen $(\varepsilon_t^2 - \sigma^2)$ 'yi bulmak için hesaplama başlangıç tahmini girdisi olarak 0 almayı önerir. Analizimizde BBM'nin önerdiği gibi $\lambda(L)$ 'yi 1000 adım ile sınırlandırdık.

3.8 FIEGARCH ve FIAPARCH modelleri

Kısmi entegrasyon (fractional integration) fikri diğer GARCH tipi modellere de uygulanmıştır. Bunun sonucunda Bollerslev ve Mikkelsen (1996) tarafından FIEGARCH ve Tse (1998) tarafından FIAPARCH modelleri ortaya atılmıştır.

GARCH(p, q) gibi EGARCH(p, q) modeline de uzun zaman hafıza özellikleri eklenebilir. Otoregresif polinom $[1 - \beta(L)] = \phi(L)(1 - L)^d$ çarpanlarına ayrılır ve $\phi(z) = 0$ 'ın bütün kökleri birim dairenin dışındadır.¹⁸ FIEGARCH (p, d, q) aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \phi(L)^{-1}(1 - L)^{-d} [1 + \alpha(L)] s(z_{t-1}) \quad (59)$$

Ve FIAPARCH (p, d, q) modeli şu şekilde yazılabilir:¹⁹

$$\sigma_t^\delta = \omega + \left\{ 1 - [1 - \beta(L)]^{-1} \phi(L)(1 - L)^d \right\} (|\varepsilon_t| - \rho \varepsilon_t)^\delta \quad (60)$$

¹⁸ Bollerslev, T., ve H. O. Mikkelsen (1996): “Hisse Senedi Piyasalarında Volatilitedeki Uzun Hafızanın Modellenmesi ve Fiyatlanması” *Journal of Econometrics*, 73, 151–184.

¹⁹ Tse, Y. (1998): “Yen-Dolar Kurunun Koşullu Değişken Varyanslılığı” *Journal of Applied Econometrics*, 193, 49–55.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

Deneyisel Uygulamalar

GARCH modellerinin değerlendirme ve tahmin performanslarını incelemek için 11 değişik model sınıfı İstanbul Menkul Kıymetler Borsası 100 Endeksine uygulandı. 3.1.1996'dan 15.12.2004 tarihleri arasında günlük veri kullanılmıştır. Toplam 2200 iş gününden 2000 tanesi değerlendirme için 200 tanesi ise gelecek tahminlerinin başarısını kontrol etmek için kullanılmıştır.

Uygulanan modeller GARCH, EGARCH, GJR, APARCH, IGARCH, FIGARCH (BBM), FIGARCH (Chung), FIEGARCH, FIAPARCH (BBM), FIAPARCH (Chung) ve HYGARCH'dır. Bütün modellerin $(p,q) = (1,1)$ versiyonu sistematik olarak dört değişik ihtimal dağılımı ile test edilmiştir. Bu dağılımlar Gaussian Normal, Student-t, Genelleştirilmiş Hata Dağılımı (GED) ve Eğik-t'dir. Böylece 44 temel model oluşur. Bunun dışında gözlemlemek amacı ile 43 değişik model de daha yüksek dereceler, ARMA ile kombinasyonlar ve farklı dağılımlar kullanılarak sistematik olmayan bir şekilde kurulmuş ve değerlendirme, tahmin yetenekleri yönünden incelenmiştir.

Bu denli çeşitli modelleri standart programlarda kullanma olasılığı olmadığından hedefimiz için IMKB Değerleme&Tahmin.ox adı ile bir Ox kodunu Ox 3.40 ve G@RCH 3.00 paketi ile sağlanan örnek ve nesnelerden yararlanarak yazdık ve analizimizde ana program olarak kullandık. Bu kod Ek 2 de örnek bir model için düzenlenmiş şekliyle verilmiştir. Aynı kodun çıktısı ise Ek 3 te incelenebilir.

Laurent ve Peters'in (2002) yazmış olduğu G@RCH 3.00 paketi, GARCH modelleri ve uzantılarının kullanımını merkez alan nesneler içerir.²⁰ Ox ise Doornik (1999) tarafından yaratılmış nesne yönelimli (object oriented) bir matris programlama dilidir. Yapı itibarı ile matris programlama dilleri özellikle model analizlerinde programlama esnekliği ve hız açısından büyük avantajlar sağlamaktadır. Ox dilinin nesne yönelimli olması sayesinde

²⁰ Laurent, S., ve J.-P. Peters (2002): "G@RCH 2.3 : ARCH Modelleri için Bir Ox Paketi" *G@RCH 3.0 dokümantasyonu*.

G@RCH nesneleri de diğer genel amaçlı nesnelerle birlikte bir programın fonksiyonel yapıtaşları olarak derlenebilir.²¹

G@RCH 3.0'ın akademik açık kodlu versiyonu akademik amaçlar ve yazılım geliştirme için <http://www.egss.ulg.ac.be/garch/> adresinden ücretsiz indirilebilir. Grafik arayüzleri bulunan ticari bir kapalı kod versiyonu ise, GiveWin programının bir parçası olarak Timberlake Consultants'tan satın alınabilir. Biz açık kodların esnekliğinden yararlanan akademik versiyonu kullandık. Grafik üretebilmek içinse TS Mod (Davidson, 2004)²² adlı başka bir programın arayüzlerini Gnudraw paketi (Bos, 2004)²³ ile birlikte programımıza monte ettik. Bunun sonucunda çıkan grafikler şimdilik ancak resim olarak görüntülenebilmektedir. Resimler vektörel değil piksel bazlı olduğundan üzerlerinde düzenleme yapmak mümkün değildir.

Programın oldukça esnek ve hızlı olduğu ortaya çıktı. Şu anda sadece akademik araştırma amaçlı ortak kullanıma açık yazılımlar bu kadar güncel modelleri analiz etmeye imkan tanımaktadır. Ticari data analizi programlarında GARCH paketleri yer bulmaya başlamış olsalar da böylesine esnek kombinasyonların üretilmesi ve analizlerde kullandığımız kadar çok çeşitli versiyonların sunulması daha standart değildir. Açık kodlar sayesinde ileride özellikler eklemek, modifikasyonlar yapmak, yeni işlemler ve program içinde çalışan grafikler eklemek mümkün olacaktır.

Değerleme sonuçları Estimation ML, Akaike, Schwarz, Shibata ve Hannan-Quinn kriterlerine göre yapılmıştır. Tahmin sonuçlarında ise Mincer Zarnowitz regresyonu R^2 'si, Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Square Error), Ortalama Kare Hatası (Mean Square Error) ve Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değerleri kriterlerdir. Elde edilen istatistiki sonuçların kısaltılmış versiyonu EK 4 'te yer almaktadır.

Modelleri tanımlarken kullanılan kısaltmalar sırasıyla ARMA derecesi, Varyans Modeli Türü, GARCH derecesi ve dağılım türüdür.

²¹ Doornik, J. A. (1999): "Nesne Yönelimli Matris Programlama Dili" Timberlake Consultant Ltd., 3. baskı. *Ox dökümantasyonu*.

²² Davidson, J. (2004): "TS Mod – Zaman Serileri Modelleme Versiyon 4.05" Yazılım Dökümantasyonu, University of Exeter.

²³ Bos, C. (2004): "GnuDraw, GnuPlot Grafikleri Yaratan bir Ox Paketi" Tinbergen Research Institute, Vrije Universiteit Amsterdam.

Örneğin **ARMA11FIAparchCh212Skt** kısaltması şunları ifade eder:

ARMA (r,s) = (1,1)

Varyans Modeli = FIAPARCH (p,d,q) = (2,1,2)

FI (d) = (1)

FI Metodu = Chung (Ch=Chung, BBM= Bailie,Bollerslew, Mickelsen)

Dağılım= Eğik-t (Skt=Skewed-t, St-t=Student-t, GED=GED, N=Normal)

4.1 Değerleme Sonuçları

Tablo 3.1.1’de de açıkça görüldüğü gibi, eğer ana amaç modelin eldeki verileri en iyi şekilde temsil etmesi ise, t-tipi dağılımlar kullanıldığında daha başarılı sonuçlar alınmaktadır. En iyi değerlendirme yapan ilk onbeş modelin dağılımı ya eğik-t ya da student-t’dir. Bunlar logaritmik olasılık kriterine göre sıralandığında, FIAparchCh11Skt, FIAparchBBM11Skt, FIAparchBBM11St-t, FIAparchCh11St-t, HYGarch11Skt, HYGarch11St-t, FIGarchCh11Skt, FIGarchCh11St-t, FIGarchBBM11St-t, Aparch11Skt, Gjr11Skt, Aparch11St-t, Gjr11St-t ve FIAparchCh11GED modelleridir.

Normal ve GED dağılımı diğer iki dağılımdan daha kötü sonuç vermektedir. Bu nedenle modellerin değerlendirme gücü üzerine yorum yaparken aksi belirtilmedikçe modellerin öğrenci veya eğik t dağılımlarına sahip oldukları bilinmelidir.

Maksimum olasılık kriterini optimize etmek istiyorsak eğik-t dağılımı bütün modellerde student-t’den daha iyi sonuç vermektedir. Diğer dört kriter, modelden elde edilen maksimum olasılık değerinin yanısıra, modelde kullanılan parametre sayısını ve gözlemlenen örnek sayısını da dikkate almaktadır. Bu kriterlere göre modeller değerlendirildiğinde eğik-t dağılımı bariz avantajını kaybetmemektedir, çünkü bu kriterler parametre sayısı fazla olan modellere caza puanı yazmaktadır ve dağılımdaki eğikliği sağlamak için eğik-t ek bir eğiklik parametresine ihtiyaç duymaktadır. Özellikle Hannan-Quinn testi model özelliklerinden çok dağılım özelliklerini değerlendiriyor gibi davranmaktadır ve student-t dağılımına daha yüksek puanlar vermektedir.

Tablo 4.1.1: Sabit ortalamalı modellerin farklı kriterlere göre değerlendirme performansı sıralaması

Log Likelihood		Akaike $-2 \frac{\text{Log} L}{n} + 2 \frac{k}{n}$	Schwarz $-2 \frac{\text{Log} L}{n} + 2 \frac{k \log \left[\frac{\log (n)}{n} \right]}{n}$	Shibata $-2 \frac{\text{Log} L}{n} + 2 \frac{\log (k)}{n}$	Hannan-Quinn $-2 \frac{\text{Log} L}{n} + \log \left(\frac{n+2 k}{n} \right)$	
5	FIaparchCh11Skt	FIaparchBBM11St-t	FlgarchCh11St-t	FIaparchBBM11St-t	FlgarchCh11St-t	5
	FIaparchBBM11Skt	FIaparchCh11Skt	FlgarchBBM11St-t	FIaparchCh11Skt	FlgarchBBM11St-t	
	FIaparchBBM11St-t	FIaparchBBM11Skt	HYGarch11St-t	FIaparchBBM11Skt	FIaparchBBM11St-t	
	FIaparchCh11St-t	FIaparchCh11St-t	FlgarchCh11Skt	FIaparchCh11St-t	FIaparchCh11St-t	
10	HYGarch11Skt	FlgarchCh11St-t	FIGarchBBM11Skt	FlgarchCh11St-t	HYGarch11St-t	10
	HYGarch11St-t	FlgarchBBM11St-t	FIaparchBBM11St-t	FlgarchBBM11St-t	FlgarchCh11Skt	
	FlgarchCh11Skt	HYGarch11St-t	lgarch11St-t	HYGarch11St-t	FIGarchBBM11Skt	
	FIgarchBBM11Skt	FlgarchCh11Skt	FIaparchCh11St-t	FlgarchCh11Skt	FIaparchCh11Skt	
15	FlgarchCh11St-t	FIgarchBBM11Skt	Garch11St-t	FIgarchBBM11Skt	FIaparchBBM11Skt	15
	FlgarchBBM11St-t	HYGarch11Skt	Gjr11St-t	HYGarch11Skt	HYGarch11Skt	
	Aparch11Skt	Gjr11St-t	HYGarch11Skt	Gjr11St-t	Gjr11St-t	
	Gjr11Skt	Gjr11Skt	FIaparchCh11Skt	Gjr11Skt	Gjr11Skt	
20	Aparch11St-t	Aparch11St-t	FIaparchBBM11Skt	Aparch11St-t	Garch11St-t	20
	Gjr11St-t	Aparch11Skt	lgarch11Skt	Aparch11Skt	Aparch11St-t	
	FIaparchCh11GED	Garch11St-t	Garch11Skt	Garch11St-t	lgarch11St-t	
	FIaparchBBM11GED	Garch11Skt	Gjr11Skt	Garch11Skt	Garch11Skt	
20	Garch11Skt	FIaparchCh11GED	FlgarchCh11GED	FIaparchCh11GED	Aparch11Skt	20
	HYGarch11GED	FIaparchBBM11GED	Aparch11St-t	FIaparchBBM11GED	FlgarchCh11GED	
	Garch11St-t	FlgarchCh11GED	FlgarchBBM11GED	FlgarchCh11GED	FlgarchBBM11GED	
	FlgarchCh11GED	FlgarchBBM11GED	Aparch11Skt	FlgarchBBM11GED	lgarch11Skt	
...						
10	FlgarchBBM11N	HYGarch11N	Garch11N	HYGarch11N	HYGarch11N	10
	EGarch11Skt	Gjr11N	lgarch11N	Gjr11N	Garch11N	
	Aparch11N	Garch11N	Gjr11N	Garch11N	Gjr11N	
	Gjr11N	Aparch11N	Aparch11N	Aparch11N	Aparch11N	
5	Garch11N	EGarch11Skt	EGarch11Skt	EGarch11Skt	lgarch11N	5
	lgarch11N	lgarch11N	EGarch11GED	lgarch11N	EGarch11Skt	
	EGarch11GED	EGarch11GED	FIEgarch11N	EGarch11GED	EGarch11GED	
	FIEgarch11St-t	FIEgarch11St-t	FIEgarch11St-t	FIEgarch11St-t	FIEgarch11N	
5	FIEgarch11N	FIEgarch11N	EGarch11N	FIEgarch11N	FIEgarch11St-t	5
	EGarch11N	EGarch11N	FIaparchBBM11GED	EGarch11N	EGarch11N	

Yukarıdaki tabloda ortalamayı modellemek için ARMA kullanılmayan temel modeller sıralanmıştır. Sadece 11 değişik varyans modellemesi her dört dağılım için ayrı ayrı kurulmuştur. Bu modellerin Logaritmik olasılık, Akaike, Schwarz, Shibata ve Hannan-Quinn kriterlerine göre sıralanmasında en iyi performans gösteren 20 modelle en kötü sonuçları veren 10 model listelenmiştir.

Akaike, Schwarz, Shibata ve Hannan-Quinn kriterleri logaritmik olasılık değerinin yanısıra gözlem sayısı ve kestirilmesi gereken parametre sayısının da bir fonksiyonudur. Tablonun üstünde bu kriterlerin hesaplanması gösterilmiştir. Bu formüllerde LogL = logaritmik olasılık değeri (Log Likelihood) , n = gözlem sayısı, k = kestirilmesi gereken parametre sayısı olarak kısaltılmıştır.

Kriterlerin hesaplanışlarının farklı olması nedeniyle bir kritere göre çok başarılı olan bir model başka kritere göre başarısız görülebilir. Tabloda FIAParcgCH11Skt ve GARCH 11Skt modellerinin farklı kriterlere göre sıralanışı da ayrıca gösterilmiştir.

Bir modelde kestirilmesi gereken parametre sayısının fazla olması, modelin hata yapma olasılığını arttırabilir. Ancak parametre sayısı en çok hesaplamaları zorlaştırdığı için tercih edilmez. Diğer yandan GARCH modelleri gibi karmaşık yapılar zaten bilgisayarların yardımı olmadan pratik olarak kullanılamazlar. Bilgisayarlar optimizasyon işlemini yaparken bir başlangıç verisi ile başlayıp, belirli bir algoritma kullanarak bu değeri optimum kılacak diğer parametre kombinasyonlarını denerler. Bilgisayarın işlem hızının yanısıra yazılımda kullanılan optimizasyon algoritması da sonuçların alınma hızını doğrudan etkiler. Analizlerde kullandığınız yazılım Broyden, Fletcher, Goldfarb ve Shanno tarafından geliştirilmiş Newtonumsu (quasi Newton) BFGS algoritmasıdır.

Bulgularımıza göre model yapısının seçimi en azından dağılım seçimi kadar önemlidir. En iyi performansı sağlayan model yapıları ile en iyi iki dağılımı kombine ettiğimizde, değişik dağılımlı iki aynı yapının genellikle listenin üst sıralarında beraber yer aldığı görülmüştür.

Tablo 4.1.2: Farklı GARCH ve FIAPARCH modelleri için minimum sıralama toplamı

	Log Likelyhood	Akaike	Shibata	Hannan-Quinn	TOTAL
AR1Garch22Skt	2	1	1	2	6
Garch22Skt	3	2	2	1	8
ARMA22Garch-m33Skt	1	3	3	7	14
AR1Garch-m11Skt	4	4	4	6	18
AR1Garch11Skt	5	5	5	5	20
Garch11St-t	7	6	6	3	22
Garch11Skt	6	7	7	4	24
Garch11GED	8	8	8	8	32
AR1Garch11N	9	9	9	9	36
Garch11N	10	10	10	10	40

	Log-likelyhood	Akaike	Schwarz	Shibata	Hannan-Quinn	TOTAL
AR1FIAparchCh11Skt	3	2	3	2	3	13
ARMA11FIAparchCh21Skt	1	1	7	1	6	16
AR1FIAparchCh21Skt	2	4	5	3	5	19
AR1FIAparchCh21St-t	4	3	4	4	4	19
FIAparchCh11Skt	5	5	2	5	2	19
FIAparchCh11St-t	6	6	1	6	1	20
FIAparchCh11GED	8	7	6	7	7	35
AR1FIAparchCh21GED	7	8	8	8	8	39
AR1FIAparchCh21N	9	9	10	9	10	47
FIAparchCh11N	10	10	9	10	9	48

Yukarıdaki tabloda farklı GARCH ve FIAPARCH model yapıları için bütün kriterleri dikkate alan minimum sıralama toplamı gösterilmiştir. Buna göre Log Olasılık sonuçları toplam sonuçlarla uyum içinde görünmektedir. Normal dağılım kullanılması, bütün model yapıları için en kötü değerlemeye yol açmaktadır. Modelde yüksek derecelerin kullanılmasının tek başına etkisi, ortalama eşitliğine ARMA özellikleri katılmasının tek başına etkisinden daha fazladır. Beraber kullanıldıklarında maksimum olasılık değerini daha da yükseltmektedirler ancak marjinal artış giderek düşmektedir.

Ortalaması sabit (ARMA kullanılmayan) temel modeller arasından kısmi entegre edilmiş olanlar, özellikle BBM'nin ve Chung'un FIAPARCH modeli, eğik-t ve student-t dağılımları ile beraber kullanıldığında bütün kriterlerde diğer yapılara göre sıradışı iyi performans sergilemektedir. BBM ve Chung'un metodlarının değerlendirme güçleri arasında sadece küçük farklar gözlemlenmiştir.

Genel olarak aynı ortalama yapısı ve aynı dağılım kullanıldığında FI(1) modellerinin FI(0) karşıtlarına göre daha iyi değerlendirme yapabildikleri sonucuna varabiliriz. Bu da IMKB 100 Endeksinde güçlü bir süreklilik bulunduğunu ve bir şokun gelecek getiri düzeylerini uzun periyodlar boyunca etkilediğini açık biçimde göstermektedir. FI(1) tipi modellerin I(1) tipi modellerden daha iyi sonuç vermesi ise bu sürekliliğin tamamen kalıcı olmadığını, ve analizimizde kullandığımız 2000 günden önce sona erdiğini gösterir.

Model yapıları açısından bir sıralama yaparsak kısmi entegrasyondan sonraki en etkili metod asimetri etkisini kullanmaktır. Asimetri etkisini modele yansıtan parametreler analiz sonuçlarında çoğunlukla kayda değerdir (significant). Bu da IMKB 100 Endeksinde kaldıraç etkisinin bulunduğunu göstermektedir. Temel GARCH (1,1), t dağılımları ile beraber kullanıldığında t-dağılımlı daha karmaşık modellerden aşağılarda yer almaktadır. Buna rağmen GED veya normal dağılım kullanan en karmaşık FI(1) ve asimetrik modellerden bile daha iyi sonuçlar vermektedir. Bu da IMKB 100 Endeksindeki getiri dağılımlarının gelişmiş ülke endeksleri ile benzer davranışlar içinde olduğunu gösterir. Hiçbir EGARCH modeli sayısal optimizasyon sırasında güçlü yakınsamamıştır (strong convergence) ve sonuçlar bu nedenle yanıltıcı olabilmektedir.

Tablo 4.1.3: APARCH ve FIAPARCH modellerinin karşılaştırması

Model	Model Structure			Log-likelihood
	Mean Equation	Variance Equation	Distribution	
ARMA11Aparch33Skt	ARMA (1,1)	Aparch (3,3)	Skewed-t	4239.96
AR1Aparch22Skt	ARMA (1,0)	Aparch (2,2)	Skewed-t	4238.40
Aparch22Skt	ARMA (0,0)	Aparch (2,2)	Skewed-t	4237.11
Aparch33Skt	ARMA (0,0)	Aparch (3,3)	Skewed-t	4236.68
AR1Aparch11Skt	ARMA (1,0)	Aparch (1,1)	Skewed-t	4230.44
Aparch11Skt	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	Skewed-t	4228.85
Aparch11St-t	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	Student-t	4227.98
ARMA11Aparch-m11GED	ARMA (1,1)	Aparch (1,1)	GED	4221.97
Aparch11Ged	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	GED	4218.36
Aparch11N	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	Normal	4170.24

Model	Model Structure			Log-likelihood
	Mean Equation	Variance Equation	Distribution	
AR1FIAparchBBM21Skt	ARMA (1,0)	FIAparchBBM (2,d,1)	Skewed-t	4239.05
AR1FIAparchBBM11St-t	ARMA (1,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Student-t	4238.10
FIAparchBBM11Skt	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Skewed-t	4237.78
FIAparchBBM11St-t	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Student-t	4236.83
AR1FIAparchBBM11GED	ARMA (1,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	GED	4227.41
FIAparchBBM11GED	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	GED	4226.64
FIAparchBBM11N	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Normal	4181.37

Yukarıdaki tabloda APARCH ve FIAPARCH modelleri Logaritmik Olasılık Kriterine göre karşılaştırılmıştır. Buna göre dağılımlar ve ortalama yapıları aynı olduğu sürece Log Olasılık bazında FI(1) versiyonları FI(0) versiyonlarından daha iyi sonuçlar vermektedir.

Aynı dağılımlar ve GARCH dereceleri alındığında ortalama yapısına bir otoregresyon AR(1) veya otoregresyon+kayan ortalama ARMA(1,1) veya ortalamada ARCH efekti (ARCH-in-mean effect) yerleştirmek maksimum olasılık baz alındığında her seferinde sonuçları iyileştirmiştir. Daha önce belirtildiği gibi diğer dört kriter bu ek yapıların getirdiği ilave parametreleri de dikkate alır ve modele ceza puanları yazar ama maksimum olasılıktaki artış çoğunlukla bu ceza puanlarını kompanse edecek ve sonucu iyileştirecek kadar yüksektir. Ortalama yapısı karmaşıklıkça marjinal iyileşme azalır.

Varyans yapısındaki dereceleri arttırmanın tek başına etkisi ortalama yapısına eklenti yapmaktan bariz biçimde daha etkilidir. (2,2) ve (3,3) dereceleri iyi sonuçlar vermekle beraber, dereceleri arttırdıkça optimizasyon sırasında kavuşmama (non-convergence) ihtimali de artmaktadır.

Tablo 4.1.4: Log olasılık bazında en iyi değerlendirme yapan en iyi 20 model

Model	Model Structure			Log-likelihood	R ²
	Mean Equation	Variance Equation	Distribution		
ARMA11FIAparchCh21Skt	ARMA (1,1)	FIAparchCh (2,d,1)	Skewed-t	4241.82	0.011570
AR1FIAparchCh21Skt	ARMA (1,0)	FIAparchCh (2,d,1)	Skewed-t	4239.99	0.012283
ARMA11Aparch33Skt	ARMA (1,1)	Aparch (3,3)	Skewed-t	4239.96	0.008243
ARMA11GJR33Skt	ARMA (1,1)	GJR (3,3)	Skewed-t	4239.43	0.020429
AR1FIAparchCh11Skt	ARMA (1,0)	FIAparchCh (1,d,1)	Skewed-t	4239.07	0.012136
AR1FIAparchBBM21Skt	ARMA (1,0)	FIAparchBBM (2,d,1)	Skewed-t	4239.05	0.011850
AR1FIAparchCh21St-t	ARMA (1,0)	FIAparchCh (2,d,1)	Student-t	4238.99	0.011743
AR1Gjr22Skt	ARMA (1,0)	GJR (2,2)	Skewed-t	4238.46	0.008727
ARMA22Garch-m33Skt	ARMA (2,2) ARCH-m	GARCH (3,3)	Skewed-t	4238.41	0.014413
AR1Aparch22Skt	ARMA (1,0)	Aparch (2,2)	Skewed-t	4238.40	0.008754
AR1FIAparchBBM11St-t	ARMA (1,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Student-t	4238.10	0.011746
FIAparchCh11Skt	ARMA (0,0)	FIAparchCh (1,d,1)	Skewed-t	4237.81	0.012526
FIAparchBBM11Skt	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Skewed-t	4237.78	0.012499
Aparch22Skt	ARMA (0,0)	Aparch (2,2)	Skewed-t	4237.11	0.008964
FIAparchBBM11St-t	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Student-t	4236.83	0.012130
Gjr33Skt	ARMA (0,0)	GJR (3,3)	Skewed-t	4236.68	0.021404
Aparch33Skt	ARMA (0,0)	Aparch (3,3)	Skewed-t	4236.68	0.021544
FIAparchCh11St-t	ARMA (0,0)	FIAparchCh (1,d,1)	Student-t	4236.47	0.008248
AR1HYGarch22Skt	ARMA (1,0)	HYGarch (2,d,2)	Skewed-t	4236.00	0.012553
AR1HYGarch11Skt	ARMA (1,0)	HYGarch (1,d,1)	Skewed-t	4235.85	0.011973

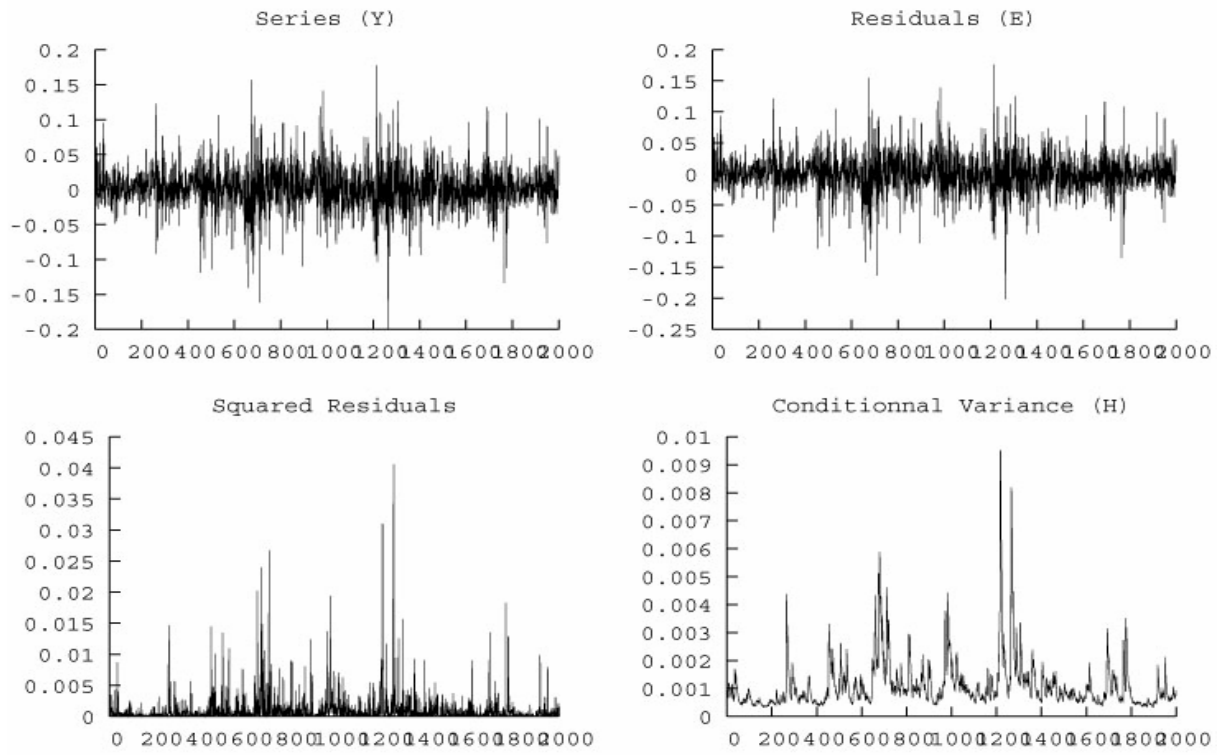
Yukarıdaki tabloda değişik ortalama ve varyans modelleri kullanılarak elde edilmiş Log olasılık bazında en iyi değerlendirme yapan en iyi 20 model listelenmiştir. Dikkat edilirse değişik dağılımlar ve değişik yapılar içeren FIAPARCH modellerin listede ağırlıkta olduğu görülecektir. Ortalama yapısına eklenti yapılması Log olasılıkları belirgin şekilde arttırmaktadır. Modelin veriye uyumu açısından IMKB 100 Endeksinde de gözlemlenen kalın kuyruklu dağılımlara karşı eğik-t dağılımı bir çözüm gibi görünmektedir.

Daha karmaşık ortalama yapılarının daha yüksek derecelerle kombine ilave parametreler pahasına toplamda daha iyi sonuçlar vermektedir. Bu durumda maksimum olasılık bazında bir modelin karmaşıklaştıkça daha iyi sonuçlara ulaştığı sonucuna varabiliriz.

Diğer kriterlerle birlikte değerlendirildiğinde, maksimum olasılık kriterinin geçerli bir değerlendirme kriteri olduğunu söyleyebiliriz. Akaike, Shibata, Schwarz ve Hannan-Quinn kriterleri tamamen farklı sıralamalara yol açsa da, toplam sıralamalardan elde edilen sonuçlar maksimum olasılık ile tutarlıdır.

Eğer eğik-t veya student-t dağılımları kullanılırsa, verinin özelliklerine daha uyumlu olabilecek ama buna karşılık daha karmaşık olacak yapılar kurarak maksimum olasılığı arttırmak çoğunlukla mümkündür.

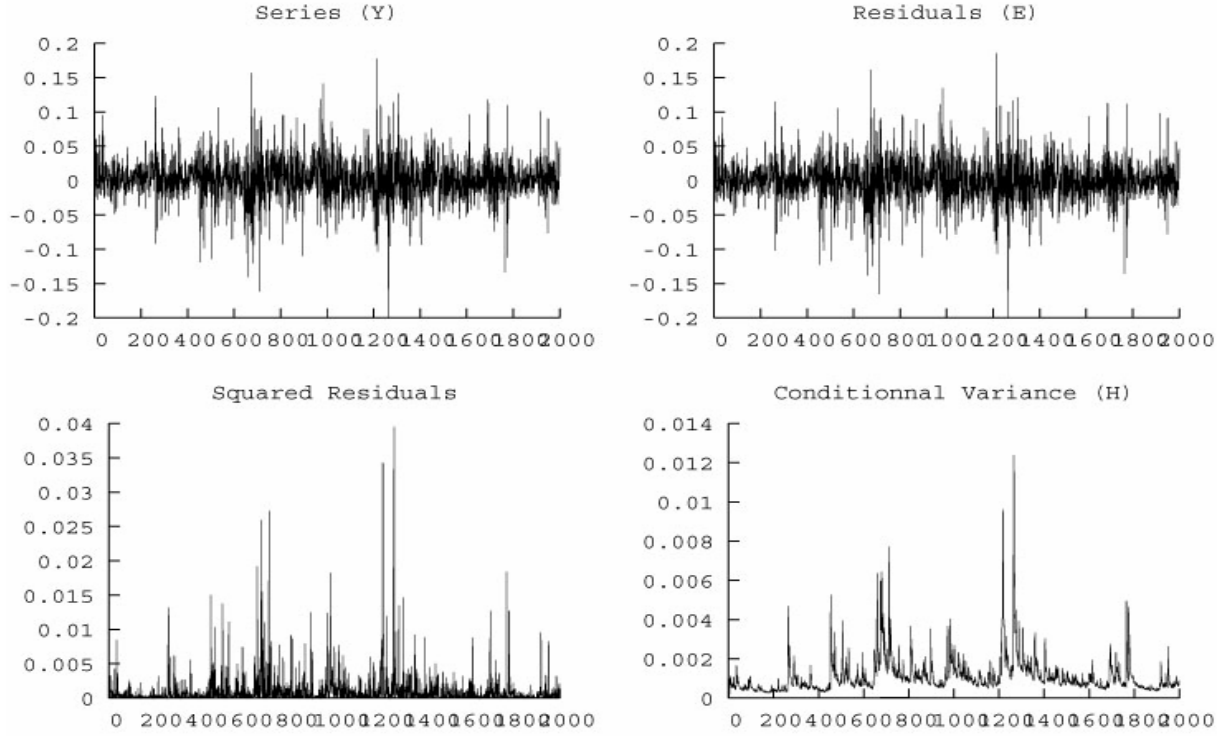
Bunların yanında grafiklerle gösterebiliriz ki en temel GARCH (1,1) bile aslında veriye uyumluluk açısından tatmin edicidir. Daha başarılı görünen modellerle arasındaki fark belirleyici değildir. Çok daha karmaşık olan ARMA (1,1) FIAPARCH (2,1) modeli izlenerek alınandan daha farklı bir karar alınmasına neden olmayacaktır. GARCH modelleri genel olarak gerçek endeks verilerinde görülen volatilité kümelenmesi, süreklilik, kaldıraç efekti ve kalın kuyruklu dağılım özelliklerini sayısal olarak yeniden üretmede şimdiye kadar bilinen en başarılı parametrik yöntemlerdir.



Şekil 4.1.1 ARMA(1,1)FIARCHCh(2,1)Eğik-t.

Yukarıdaki şekillerde ARMA(1,1)FIARCHCh(2,1)Eğik-t modeli kullanıldığında elde edilen verilerin logaritmik değişimlerini (Series Y), ortalamaya göre hataların değişimlerini (Residuals E), bu hataların karesinin değişimlerini (Squared Residuals) ve koşullu varyansın değişimlerini bir arada görmekteyiz. Testteki en iyi değerleyici model olan ARMA(1,1)FIARCHCh(2,1)Eğik-t için Logaritmik Olasılık değeri 4241,82 olarak hesaplanmıştır. Veriler (Series Y) ile hatalar (Residuals E) adeta aynı görünümü vermekte. Bu da verinin karakteristiklerinin modelde ne kadar iyi şekilde yeniden üretilbildiğini gösterir.

Seri dışında kalan veriler çok iyi şekilde yakalanmıştır. Görüldüğü gibi koşullu varyans hataların arttığı zamanlarda hızlı tepki göstererek riskin yükseldiğini haber vermiştir.



Şekil 4.1.2 GARCH(1,1)Normal Dağılım

Yukarıdaki şekillerde ise GARCH(1,1) modeli normal dağılım ile birlikte kullanıldığında elde edilen verilerin logaritmik değişimlerini (Series Y), ortalamaya göre hataların değişimlerini (Residuals E), bu hataların karesinin değişimlerini (Squared Residuals) ve koşullu varyansın değişimlerini bir arada görmekteyiz.

Normal dağılım kullanmanın sonucu olarak bu model alt sıralarda yer almıştır. Logaritmik Olasılık 4168,74 olarak hesaplanmıştır. Verinin yeniden yaratılması konusunda önemli seri dışı veriler yakalanmıştır. Buna karşılık hataların ancak ortalamaya daha yakın durmaya eğilimli olduğu gözlemlenmektedir. Bu nedenle hatalar grafiği ortalama etrafında daha kalın bir görünüm vermektedir. 1200'üncü veri yakınlarındaki (Kasım-Aralık 2000) en tepe noktalara dikkatle bakıldığında koşullu varyans ± 0.1 büyüklüğündeki orta boy hataların kümелendiği yerde tek ve -0.2 büyüklüğünde hatanın görüldüğü yerden daha yüksektir. Bir önceki grafikte durum bunun tersidir. Bu nedenle GARCH(1,1) Normal modelinin, ARMA(1,1)FIARCHCh(2,1) Eğik-t modeline göre daha yavaş tepki verdiği anlaşılmaktadır.

4.2 Tahmin Sonuçları

Beklendiği gibi değerlendirme konusundaki en başarılı modellerin, tahmin konusunda genellikle en uygun modeller olmadığı gözlemlenmiştir. Aynı şey dağılımlar konusunda da göze çarpmaktadır. Model yapılarındaki farkların kriterler arasından Mincer Zarnowitz regresyon R^2 'sine daha net ve tahmin edilebilir etkisi olmaktadır. Laurent ve Peters (2002) tarafından anlatıldığı gibi Mincer-Zarnowitz regresyonu ağırlıklı olarak koşullu ortalama tahminlerini değerlendirmek için kullanılır. Koşullu varyans değerlendirmesi için, tahmin edilen değişkenliğin gerçek değişkenlik verileri üzerine regresyonu hesaplanır.²⁴

$$\sigma_t^2 = \alpha + \beta \hat{\sigma}_t^2 + v_t \quad (57)$$

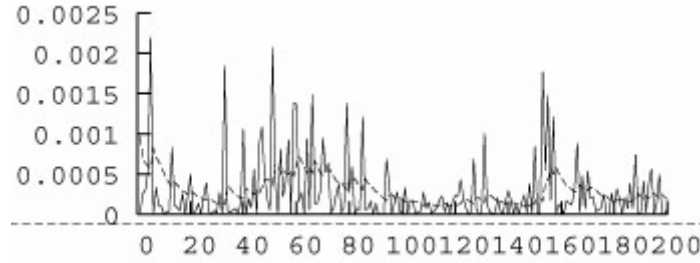
Diğer kriterler hataları minimize etmek üzerine kuruludur ve analizimizde yorumlama zorluklarına ve tutarsız sıralamalara neden olmuştur. Değerlendirme yorumlarındaki maksimum olasılık kriteri gibi, tahmin yorumlarında R^2 genellikle toplam sıralamalarda diğer kriterlere göre daha tutarlıdır.

Tablo 4.2.1: R^2 bazında en iyi tahmin eden 20 model

Model	Model Structure			Log-L	R^2
	Mean Equation	Variance Equation	Distribution		
Igarch11Skt	ARMA (0,0)	Igarch (1,1)	Skewed-t	4222.01	0.021975
Igarch11N	ARMA (0,0)	Igarch (1,1)	Normal	4163.80	0.021846
Igarch11GED	ARMA (0,0)	Igarch (1,1)	GED	4212.15	0.021611
Aparch33Skt	ARMA (0,0)	Aparch (3,3)	Skewed-t	4236.68	0.021544
Igarch11St-t	ARMA (0,0)	Igarch (1,1)	Student-t	4221.30	0.021478
Gjr33Skt	ARMA (0,0)	GJR (3,3)	Skewed-t	4236.68	0.021404
Ar1Igarch11Skt	ARMA (1,0)	Igarch (1,1)	Skewed-t	4223.65	0.020980
ARMA11Igarch11GED	ARMA (1,1)	Igarch (1,1)	GED	4214.04	0.020875
ARMA11Igarch11Skt	ARMA (1,1)	Igarch (1,1)	Skewed-t	4225.31	0.020874
Aparch11Skt	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	Skewed-t	4228.85	0.020827
Gjr11Skt	ARMA (0,0)	GJR (1,1)	Skewed-t	4228.82	0.020781
ARMA11GJR33Skt	ARMA (1,1)	GJR (3,3)	Skewed-t	4239.43	0.020429
Aparch11St-t	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	Student-t	4227.98	0.020152
Gjr11St-t	ARMA (0,0)	GJR (1,1)	Student-t	4227.97	0.020110
Aparch11N	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	Normal	4170.24	0.020053
Gjr11N	ARMA (0,0)	GJR (1,1)	Normal	4170.24	0.020052
Gjr11GED	ARMA (0,0)	GJR (1,1)	GED	4218.37	0.019908
Aparch11Ged	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	GED	4218.36	0.019904
AR1Aparch11Skt	ARMA (1,0)	Aparch (1,1)	Skewed-t	4230.44	0.019801
Garch11Skt	ARMA (0,0)	GARCH (1,1)	Skewed-t	4225.11	0.019484

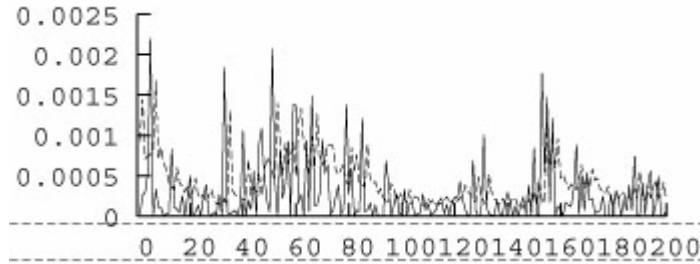
²⁴ Laurent, S., ve J.-P. Peters (2002): “G@RCH 2.3 Kitapçığı”

Yukarıdaki tabloda Mincer Zarnowitz regresyonu R^2 bazında en iyi tahmin eden 20 model listelenmiştir. Bu listeye göre IGARCH modelinin performansı dikkat çekicidir. J.P.Morgan'ın Riskmetrics yöntemi de IGARCH'ın özel bir durumudur.²⁵



Şekil 4.2.1 IGARCH(1,1) Skt

Yukarıdaki şekilde eldeki 2000 günlük veriyi kullanılarak IGARCH(1,1) Skt modeli nin yaptığı 200 günlük tahminler ve bu tahminlerin gerçek verilerle karşılaştırılması görülmektedir. Tahmin verileri kesik çizgilerle gösterilmiştir. Bu model R^2 kriteri bazında iyi sonuçlar veren entegre modellerden biridir. Buna karşılık MSE kriteri ise bu modelin en kötü tahmin yapan üçüncü model olduğunu göstermektedir.

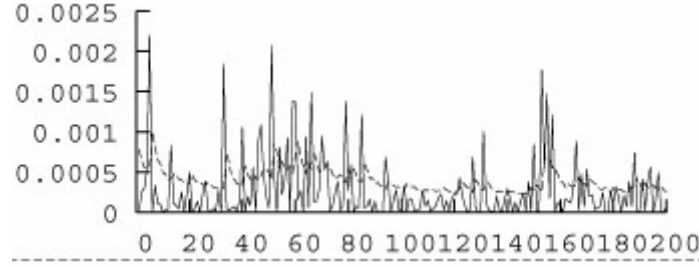


Şekil 4.2.2 EGARCH(1,1) GED

Yukarıdaki şekilde ise yine eldeki 2000 günlük veriyi kullanılarak, fakat bu sefer IGARCH(1,1) Skt modeli nin yaptığı 200 günlük tahminler ve bu tahminlerin gerçek verilerle karşılaştırılması görülmektedir. Tahmin verileri kesik çizgilerle gösterilmiştir. Bu model zayıf optimizasyon yakınsamasına ancak 208 BFGS adımından sonra 52 saniyede ulaşabilmiştir.

²⁵ Mina, J. ve Xiao, J.-Y. (2001): "RiskMetrics'e geri dönüş: Bir Standardın Evrimi" Copyright © 2001 RiskMetrics Group. *RiskMetrics Teknik Dökümanı*' ndaki matematiksel modellerin geliştirilmesi ve yeniden tanımlanması.

Buna karşılık R^2 ve MSE kriterlerine göre rekor değerlere ulaşmıştır. Grafiklere göre mutlak getirilerin koşullu varyansını oldukça iyi tahmin etmiş gibi görünse de dikkatlice bakıldığında tepe noktaların gecikmeli olarak tahminlere yansıdığı görülebilir. MAE ve RMSE kriterlerine göre ise bu model sıralamada en kötü ikinci model olarak belirlenmiştir.



Şekil 4.2.3 ARMA(1,1)FIAPARCH(2,d,1) Skt

Yukarıdaki şekilde de yukarıdaki diğer iki şekilde olduğu gibi eldeki 2000 günlük veriyi kullanarak, ARMA(1,1)FIAPARCH(2,d,1) Skt_modeli nin yaptığı 200 günlük tahminler ve bu tahminlerin gerçek verilerle karşılaştırılması görülmektedir. Tahmin verileri kesik çizgilerle gösterilmiştir. Bu model Logaritmik Olasılık bazında en iyi değerleyici model olarak hesaplanmıştı. Aynı model R^2 bazında ise ortalama performans gösteren bir tahmin modelidir. RMSE kriterine göre ise bu model sıralamada en son sırayı almaktadır.

GED ve eğik-t dağılımları tahminlerde iyi performans sergilemiş olsa da herhangi bir dağılım için tercihte bulunmak zordur. RMSE ve MAE t-dağılımlarını ön sıralara yerleştirse de, MSE GED dağılımını tercih etmekte ve t-dağılımlarını en sonlara yerleştirmektedir. R^2 kriteri dağılımlar üzerine bir tercih göstermemektedir. Normal dağılımlar tutarlı bir şekilde ortalama düzeyde başarı göstermektedirler.

Tablo 4.2.2: Sabit ortalamalı modellerin tahmin performansı sıralaması

	R2	RMSE	R2 Rank	MSE	R2 Rank	MAE	R2 Rank
5	<u>EGarch11GED</u>	Garch11Skt	14	Gjr11GED	12	Garch11GED	17
	Igarch11Skt	FIaparchBBM11Skt	19	Aparch11Ged	13	FIegarch11Skt	40
	Igarch11N	FIaparchCh11Skt	18	<u>EGarch11GED</u>	1	Garch11Skt	14
	Igarch11GED	FIGarchBBM11Skt	25	FIegarch11N	38	FIaparchBBM11Skt	19
	Igarch11St-t	<u>Igarch11Skt</u>	2	Aparch11N	10	FIaparchCh11Skt	18
10	Aparch11Skt	HYGarch11Skt	21	Gjr11N	11	FIgarchBBM11Skt	25
	Gjr11Skt	FIgarchCh11Skt	22	FIaparchBBM11GED	20	<u>Igarch11Skt</u>	2
	Aparch11St-t	Aparch11Skt	6	FIaparchCh11GED	36	HYGarch11Skt	21
	Gjr11St-t	Gjr11Skt	7	FIegarch11GED	39	FIgarchCh11Skt	22
	Aparch11N	HYGarch11St-t	32	Garch11GED	17	FIaparchBBM11St-t	23
15	Gjr11N	FIgarchCh11St-t	33	FIgarchCh11GED	28	FIaparchCh11St-t	37
	Gjr11GED	FIegarch11Skt	40	FIaparchCh11N	35	Igarch11St-t	5
	Aparch11Ged	Igarch11N	3	Igarch11GED	4	<u>Garch11St-t</u>	16
	Garch11Skt	FIaparchBBM11St-t	23	FIaparchBBM11N	24	Aparch11Skt	6
	Garch11N	FIaparchCh11St-t	37	HYGarch11GED	26	Gjr11Skt	7
20	<u>Garch11St-t</u>	Igarch11St-t	5	FIgarchBBM11GED	31	HYGarch11St-t	32
	Garch11GED	<u>Garch11St-t</u>	16	Aparch11St-t	8	FIgarchCh11St-t	33
	FIaparchCh11Skt	FIgarchBBM11St-t	34	Gjr11St-t	9	FIgarchBBM11St-t	34
	FIaparchBBM11Skt	Gjr11GED	12	Garch11N	15	FIgarchCh11GED	28
	FIaparchBBM11GED	Aparch11Ged	13	FIgarchBBM11N	29	FIaparchCh11N	35
...							
10	FIgarchBBM11GED	HYGarch11GED	26	FIgarchCh11St-t	33	FIaparchCh11GED	36
	HYGarch11St-t	FIgarchBBM11GED	31	FIgarchBBM11St-t	34	FIegarch11GED	39
	FIgarchCh11St-t	Aparch11St-t	8	FIegarch11Skt	40	Igarch11GED	4
	FIgarchBBM11St-t	Gjr11St-t	9	Garch11Skt	14	FIaparchBBM11N	24
	FIaparchCh11N	Garch11N	15	FIaparchBBM11Skt	19	HYGarch11GED	26
5	FIaparchCh11GED	FIgarchBBM11N	29	FIaparchCh11Skt	18	FIgarchBBM11GED	31
	FIaparchCh11St-t	HYGarch11N	30	FIgarchBBM11Skt	25	Gjr11GED	12
	FIegarch11N	FIgarchCh11N	27	<u>Igarch11Skt</u>	2	Aparch11Ged	13
	FIegarch11GED	<u>EGarch11GED</u>	1	HYGarch11Skt	21	<u>EGarch11GED</u>	1
	FIegarch11Skt	FIegarch11N	38	FIgarchCh11Skt	22	FIegarch11N	38

Yukarıdaki tabloda ortalamayı modellemek için ARMA kullanılmayan temel modeller sıralanmıştır. Sadece 11 değişik varyans modellemesi her dört dağılım için ayrı ayrı kurulmuştur. Bu modellerin Mincer Zarnowitz regresyonu R^2 , Kök Ortalamanın Karesinin Hatası (Root Mean Square Error - RMSE), Ortalamanın Karesinin Hatası (Mean Square Error - MSE), Ortalamanın Ortalama Hatası (Average Mean Error – MAE) kriterlerine göre sıralanmasında en iyi performans gösteren 20 modelle en kötü sonuçları veren 10 model listelenmiştir.

Bir taraftan R^2 kriteri daha çok model yapılarını dikkate alarak sıralama yaparken, öbür taraftan minimum hata kriterleri daha çok dağılımları dikkate alıyor gibi görünmektedir. Kısmi entegre FI(1) modelleri R^2 bazında zayıf performans gösterse de diğer kriterler bir sonuca varmaya yetecek sonuçlar ortaya koymamaktadır.

Sadece model yapıları gözönünde bulundurularak modeller hakkında bir sonuca varmak zordur. Model yapısı itibariyle en göze çarpan performansı GJR, IGARCH ve GARCH modelleri göstermektedir. R^2 kriteri FI(1) modellerini başarısız, I(1) ve entegre olmayan modelleri ise başarılı modeller olarak göstermektedir. Bu nedenle entegre olmayan veya tamamen entegre olan modeller kısmi entegre modellere tercih edilmektedir sonucuna varabiliriz.

Genel olarak bir model ne kadar basit kurulmuş ise o kadar iyi R^2 sonucu vermektedir. Özellikle (2,2) derecesinde R^2 düzenli olarak kötü sonuçlar vermektedir. (3,3) derecesi ya denemeye degecek kadar çok iyi sonuçlar vermekte ya da kötü seçim olmaktadır. BBM ve Chung'un FI yöntemleri yine birbirine yakın sonuçlar vermektedir. Kriter seçimine göre bu modeller ya en ön ya da en arka sıralarda yer almaktadırlar.

Tablo 4.2.3: Farklı IGARCH yapıları için minimum sıralama toplamı

	R2	RMSE	MSE	MAE	TOTAL
Igarch11N	2	2	2	3	9
Igarch11GED	3	1	1	4	9
Igarch11Skt	1	4	5	1	11
Igarch11St-t	4	2	3	2	11
Igarch33Skt	10	3	4	1	18
Igarch22Skt	8	4	6	1	19
Ar1Igarch11Skt	5	5	9	3	22
ARMA11Igarch11GED	6	4	7	5	22
AR1Igarch22Skt	9	5	8	2	24
ARMA11Igarch11Skt	7	6	10	6	29

Yukarıdaki tabloda farklı IGARCH yapıları kullanılan modellerin karşılaştırılması yapılmıştır. Modeller bütün kriterler için sıraya dizilmiş ve bu sıralamalar toplanmıştır. Bu nedenle en düşük toplama sahip olan modelin bütün kriterler dikkate alındığında en başarılı model olduğu çıkarımı yapılabilir. Bu yöntem minimum sıralama toplamı adını verdik.

Minimum Sıralama Toplamlarına göre R^2 sıralamaları toplam sıralamalarla uyumluluk içindedir. Genel olarak daha az parametre içeren basit yapılar daha iyi tahmin yeteneğine sahiptir.

RMSE, MSE ve MAE kriterleri çapraz karşılaştırmalarda farklı sıralamalara yol açmaktadır. Ortalama yapıları kullanıldığında modelin esnekliği kısıtlanmakta ve genel trendi yakalayabilmekle beraber sürü dışı kalan verileri yakalamakta yetersiz kalmaktadır.

Tablo 4.2.4: Farklı GARCH yapıları için minimum sıralama toplamı

	R2	RMSE	MSE	MAE	TOTAL
Garch11GED	4	1	1	1	7
Garch11N	2	1	2	4	9
Garch11St-t	3	2	3	3	11
Garch11Skt	1	4	6	2	13
AR1Garch11N	6	3	4	5	18
AR1Garch11Skt	5	4	8	4	21
AR1Garch-m11Skt	7	3	5	6	21
Garch22	9	4	7	2	22
ARMA22Garch-m33Skt	8	3	6	7	24
AR1Garch22Skt	10	4	8	3	25

Yukarıdaki tabloda ise farklı GARCH yapıları kullanılan modellerin minimum sıralama toplamı yöntemine göre karşılaştırılması yapılmıştır. Buna göre temel GARCH(1,1) modeli genel olarak bütün kriterlere göre başarılı görünmektedir. GARCH değerlendirme çıktıları kestirilen parametrelerin toplamının çoğunlukla 1'e yakın çıktığını göstermektedir. Bu da tahmin yeteneğinde IGARCH'a yakın bir performans göstermesini açıklamaktadır.

Kullanılan örnek sayısının (öğrenme verileri) bir modelin tahmin yeteneği üzerinde önemli bir etkisi vardır. Bu nedenle analizimizde kullanılan modellerin değişik örnek sayılarında değişik tepkiler vereceğini düşünüyoruz. Bu da ayrı bir araştırmanın konusu olabilir.

Zemke (2003), tahmin modelleri konusunda bilgisayar mühendisliği altyapısının verdiği avantajla çok farklı yöntemleri araştırmış, değişik algoritmalar geliştirmiş ve bunları çok sayıda veri üzerinde deneme olanağı bulmuştur. Modellerin verileri temsil etmesi konusunda çarpıcı gelişmeler kaydetmiş olsa bile gelecek değer tahminlerinde tatmin edici bir sonuca ulaşamamış ve bütün hayatını gelecek zaman değerlerini tahmin edebilecek bir model bulmak umudu ile geçirmeyi samimiyetle kendisi için başarı olasılığı düşük büyük bir risk olarak tanımlamıştır.²⁶

²⁶ Zemke, S. (2003): "Tahmin Yürütmede Veri Madenciliği ve Finansal Seriler" The Royal Institute of Technology Department of Computer and Systems Sciences Doktora Tezi

SONUÇ

Getiri tahmini yapmakta kullanılan doğrusal zaman serisi modellerinin çoğunluğu otoregresiv hareketli ortalama (ARMA) ve genelleştirilmiş otoregresiv koşullu geğişken varyanslılık (GARCH) modellerinden türemiştir. Her iki yapı da volatilité modellemesinde başarılıdır ancak getiri tahmini açısından daha az yararlıdır.

Bilimsel tahmin yöntemleri geçmiş zamanlardaki düzenli hareketleri ve şablonları tesbit eder ve aynı şablonları şimdiki zaman verileri ile test ederler. Bu düzenli hareketleri ortaya çıkarmak için kullanılan verilere bu nedenle öğretici veriler (training data) denir. GARCH gibi parametrik modeller, öğretici verileri kullanarak modeli modifiye ederler ve modeli veriye en iyi uyduracak şekilde parametre kestirirler. Bunun sonucu olarak karmaşık yapılar verileri daha kesin modelleyebilmektedir. Buna karşılık gelecekteki değerleri tahmin etme konusunda aynı modeller kullanıldığında aslında bir varsayım yapılmış olur. Bu da gelecekteki değerlerin geçmişteki aynı davranış biçimlerini ve şablonları takip edeceğidir. Ayrıca modele dahil edilmeyen faktörlerin de geçmişte ve gelecekte getiriler üzerinde benzer bir etki sürdürecekleri varsayılır.

Parametrik yapılar olarak GARCH modellerinin en iyi durağan pazar koşullarında çalışmasının nedeni de budur. Her ne kadar GARCH özellikle zamana göre geğişken koşullu varyansları modellemek için dizayn edilmişse de, pazar çalkalanmaları (çöküşler ve hemen arkasından gelen toparlanma dönemleri) ve yapısal geğişimlere yol açan beklenmedik gelişmeler gibi düzensiz olayları tahmin etmekte yetersiz kalmaktadır. Optimum örnek sayısının seçilmesi, p ve q için pencere büyüklüğünün tespiti gibi konular halen deneyime dayalı bir beceri olarak göze çarpmaktadır.

Bunların yanında bilgisayar teknolojisindeki gelişmeler bize otomatik şablon tesbiti gibi araçlar sunmaktadır. Prensip olarak, bir eğitici veri yüklendiğinde yazılım olası düzenlilikleri bulur, ilişkileri tesbit eder ve hafızasına alır. Ayrıca pazar çöküşleri gibi uzun zaman içerisinde geçen ve tekrar eden düzensizlikleri de farkedebilir. Böylece programların akan bir datayı sürekli takip edip olası gelişmeler üzerine ipuçları vermesi mümkündür. Böyle bir çaba sayısız veri madenciliği ve optimizasyon tekniklerine gereksinim duyar. Bunlardan bazıları

sinir ağıları (neural networks), karar ağaçları (decision trees), en yakın komşular (nearest neighbours), genetik algoritmalarıdır.

Günümüzde benzeri akıllı yazılımlar (smart agents) milyarlarca kredi kartı işlemini gerçek zamanlı takip edip, bir kredi kartının çalınmış olabileceğini kart sahibinden önce tahmin edebilmekteler, çünkü yazılımlar daha önce kötü amaçlı kart kullanımının şablonunun gerçek bir kart kullanıcısından oldukça farklı olduğunu bulmuşlardır. Gelişmiş satranç programları geçmiş zaman oyunlarından sonuç çıkararak şimdiki hareketlerine karar verebilmektedir.

Bu bilgiler ışığında gelecekteki tahmin ile ilgili araştırmaları modern doğrusal olmayan öğrenen algoritmalar üzerine yönlendirmek yararlı olacaktır.

EK1. Modeller listesi

Aparch (1,1) N.....	83
Aparch (1,1) St-t.....	84
Aparch (1,1) GED	85
Aparch (1,1) Skt	86
AR(1) Aparch (1,1) Skt.....	87
AR(1) Aparch (2,2) Skt.....	88
ARMA(1,1) ARCH in mean Aparch(1,1) GED.....	89
Aparch (3,3) Skt	90
Aparch (2,2) Skt	91
ARMA (1,1) Aparch (3,3) Skt	92
Egarch (1,1) N	93
Egarch (1,1) St-t.....	94
Egarch (1,1) GED.....	95
Egarch (1,1) Skt.....	96
AR(1) Egarch(1,1) Skt	97
ARMA(1,1) Egarch(1,1) GED.....	98
ARMA(1,1) Egarch(1,1) Skt.....	99
FIAparchBBM (1,d,1) N	100
FIAparchBBM (1,d,1) St-t	101
FIAparchBBM (1,d,1) GED.....	102
FIAparchBBM (1,d,1) Skt.....	103
AR (1) FIAparchBBM (1,d,1) GED.....	104
AR (1) FIAparchBBM (1,d,1) St-t	105
AR (1) FIAparchBBM (2,d,1) Skt	106
FIAparchCh (1,d,1) N	107
FIAparchCh (1,d,1) N	108
FIAparchCh (1,d,1) St-t	109
FIAparchCh (1,d,1) GED	110
FIAparchCh (1,d,1) Skt.....	111
AR (1) FIAparchCh (2,d,1) St-t	112
AR (1) FIAparchCh (2,d,1) N	113
AR (1) FIAparchCh (2,d,1) GED.....	114
AR (1) FIAparchCh (1,d,1) Skt.....	115
AR (1) FIAparchCh (2,d,1) Skt.....	116
ARMA (1,1) FIAparchCh (2,d,1) Skt	117
FIEgarch (1,d,1) N	118
FIEgarch (1,d,1) St-t.....	119
FIEgarch (1,d,1) GED	120
FIEgarch (1,d,1) Skt.....	121
FIEgarch (2,d,2) Skt.....	122
AR (1) FIEgarch (1,d,1) Skt.....	123
FIgarch Ch (1,d,1) N	124
FIgarch Ch (1,d,1) St-t	125
FIgarch Ch (1,d,1) GED.....	126
FIgarch Ch (1,d,1) Skt.....	127
FIgarchBBM (1,d,1) N.....	128
FIgarchBBM (1,d,1) St-t	129
FIgarchBBM (1,d,1) GED.....	130

FIgarchBBM (1,d,1) Skt.....	131
AR(1) FIgarchBBM (1,d,1) GED	132
AR(1) FIgarchBBM (2,d,2) St-t.....	133
Gjr (1,1) N	134
Gjr (1,1) St-t.....	135
Gjr (1,1) GED.....	136
Gjr (1,1) Skt.....	137
AR(1) Gjr (1,1) GED	138
AR(1) Gjr (2,2) Skt	139
ARMA(1,1) Gjr (2,2) N	140
Gjr (3,3) Skt.....	141
Gjr (3,3) N	142
ARMA (1,1) Gjr (3,3) N	143
HYGarch (1,d,1) N.....	144
HYGarch (1,d,1) St-t.....	145
HYGarch (1,d,1) GED	146
HYGarch (1,d,1) Skt	147
HYGarch (2,d,2) GED	148
AR (1) HYGarch (1,d,1) Skt	149
AR (1) HYGarch (2,d,2) Skt	150
ARFIMA (1,d,1) HYGarch (1,d,1) GED	151
Igarch(1,1) N	152
Igarch(1,1) St-t	153
Igarch(1,1) GED.....	154
Igarch(1,1) Skt.....	155
Igarch(2,2) Skt.....	156
AR(1) Igarch(2,2) Skt	157
ARMA(1,1) Igarch(1,1) Skt	158
ARMA(1,1) Igarch(1,1) GED	159
AR(1) Igarch(1,1) Skt	160
Igarch(3,3) Skt.....	161
Garch (1,1) N.....	162
Garch (1,1) St-t.....	163
Garch (1,1) GED	164
Garch (1,1) Skt	165
AR(1) Garch (1,1) Skt.....	166
AR(1) Garch(2,2) Skt.....	167
AR(1)ARCH in Mean Garch (1,1) Skt.....	168
ARMA(2,2) ARCH in Mean Garch (3,3) Skt	169

EK2

GARCH(1,1) N için düzenlenmiş IMKB_Değerleme&Tahmin.ox kodu

```
#include <oxstd.h>
#include <oxfloat.h>
#import <maximize>
#import <modelbase>
#include <packages/gnudraw/gnudraw.h>
#import <packages/garch30/garch>

main()
{
    decl garchobj;

    garchobj = new Garch();

    /*** DATA ***/
    garchobj.Load("../data/IMKB100ENDEKS.xls");
    garchobj.Info();

    garchobj.Select(Y_VAR, {"log getiri",0,0} );
    // garchobj.Select(X_VAR, {"Name",0,0});           // ORTALAMADAKİ
    REGRESÖR
    // garchobj.Select(Z_VAR, {"Name",0,0});           // VARYANSTAKİ
    REGRESOR
    // garchobj.Select(O_VAR, {"REALVOLA",0,0} );       // GERÇEKLEŞEN
    VOLATILITE

    garchobj.SetSelSample(-1, 1, 2000, 1);

    /*** SPECIFICATIONS ***/
    garchobj.CSTS(1,1);                               // sabit ortalama (1 veya 0), sabit varyans
    (1 veya 0)
    garchobj.DISTRI(0);                                // 0 Normal, 1 Öğrenci, 2 GED, 3 Eğik-t
    garchobj.ARMA_ORDERS(0,0);                         // AR derecesi (r), MA derecesi (s).
    garchobj.ARFIMA(0);                                // 1 Arfima istenirse, 0 istenmezse
    garchobj.GARCH_ORDERS(1,1);                       // p derecesi, q derecesi
    garchobj.MODEL(1);                                // 1:GARCH 2:EGARCH 3:GJR
    4:APARCH 5:IGARCH
    // 6:FIGARCH(BBM)
    7:FIGARCH(Chung) 8:FIEGARCH(BBM )
    // 9:FIAPARCH(BBM) 10:
    FIAPARCH(Chung) 11: HYGARCH(BBM)
    garchobj.ARCH_in_mean(0);                         // ortalamada ARCH: 1 varyansı koşullu
    ortalamaya koy 2 koşullu s.sapma ekle 0 diğer
    garchobj.TRUNC(1000);                             // Adım sayısı (truncation) (sadece BBM
    FI modelleri)
```

```

**** TESTS & FORECASTS ****
    garchobj.BOXPIERCE(<10;15;20>);      // Box-Pierce Q-istatistiği adımları, <>
diğer
    garchobj.ARCHLAGS(<2;5;10>);          // Engle'in LM ARCH testi adımları, <>
diğer
    garchobj.NYBLOM(1);                  // 1 Nyblom stabilite testi, 0 diğer
    garchobj.PEARSON(<40;50;60>);         // Düzenlenmiş Pearson Chi-kare
    Goodness-of-fit testi , <> diğer
    garchobj.FORECAST(1,10,1);           // Arg.1 : 1 tahmin prosedürünü başlat, 0
diğer
                                           // Arg.2 : tahmin sayısı
                                           // Arg.3 : 1 tahminleri yazdır, 0 diğer
    garchobj.TESTS(0,1);                 // Arg.1 : 1 kestirmeden önce işlenmemiş
serilerden test et
                                           // Arg.2 : 1 kestirmeden sonra test et

    garchobj.MLE(0);                     // 0 : ikisi birden 1 : MLE, 2 : QMLE
(quasi maximum likelihood estimate)
    garchobj.COVAR(1);                   // 1 parametrelerin varyans kovaryans
matriksini yazdır.
    garchobj.ITER(10);                   // Adımları yazdırma sıklığı (0 yazdırma)
    garchobj.GRAPHS(0,1,"EstimationGraphs"); // Arg.1 : 1, grafikleri
göster
                                           // Arg.2 : 1, grafikleri EPS
dosyası olarak sakla
                                           // Arg.3 : Dosya adı

    garchobj.Initialization(<>) ;
    garchobj.DoEstimation();
    garchobj.Output() ;
    garchobj.STORE(1,1,1,1,1,"02",0); // Arg.1,2,3,4,5 : 1 -> sakla. (Res-SqRes-CondV-
MeanFor-VarFor)
                                           // Arg.6 : Sonek      // Arg.7 : 0, Excel'e
kaydet (.xls). 1, GiveWin dataset olatak kaydet (.in7)

    decl number_of_forecasts=500;        // h_adım önceden tahminlerin sayısı
    decl step=1;                          // h'yi belirle
    decl T=garchobj.GetcT();
    decl par=garchobj.GetValue("m_vPar");
    println("!!! Please Wait while computing the forecasts !!!");
    decl forc=<>,h,yfor=<>,Hfor=<>;
    decl RV=columns(garchobj.GetGroup(O_VAR));
    decl shape=<>;
    if (garchobj.GetDistri()==1 || garchobj.GetDistri()==2)
        shape=par[rows(par)-1];
    else if (garchobj.GetDistri()==3)
        shape=par[rows(par)-2:rows(par)-1];
    for (h=0; h<number_of_forecasts; ++h)
    {
        garchobj.FORECAST(1,step,0);
    }

```

```

        garchobj.SetSelSample(-1, 1, T+h, 1);
        garchobj.InitData();
        yforl=garchobj.GetForcData(Y_VAR, step);
        forcl=garchobj.FORECASTING();
        if (RV==1)
            Hforl=garchobj.GetForcData(O_VAR, step);
    }
    decl cd=garchobj.CD(yfor-forc[][0],forc[][1],garchobj.GetDistri(),shape);
    println("Density Forecast Test on Standardized Forecast Errors");
    garchobj.APGT(cd,20|30,rows(par));
    garchobj.AUTO(cd, number_of_forecasts, -0.1, 0.1, 0);
    garchobj.confidence_limits_uniform(cd,30,0.95,1,4);
    if (RV==0)
    {
        DrawTitle(5, "Conditional variance forecast and absolute returns");
        Hfor = (yfor - meanc(yfor)).^2;
    }
    else
        DrawTitle(5, "Conditional variance forecast and realized volatility");
    Draw(5, (Hfor~forc[][1]));

    SaveDrawWindow("Gnuplot_DensityForecastAnalysis.eps");
    ShowDrawWindow();

    garchobj.MZ(Hfor, forc[][1], number_of_forecasts);
    garchobj.FEM(forc, yfor~Hfor);

    savemat("MeanFor.xls",forc[][0]);    // Ortalama tahminlerini Excel olarak kaydet.
    savemat("VarFor.xls",forc[][1]);    // Varyans tahminlerini Excel olarak kaydet.
    garchobj.FOREGRAPHS(0,1,"ForecastGraphs"); // tahmin grafikleri üret.

    delete garchobj;
}

```

EK3

ARMA(2,2)GARCH(3,3) Skt için düzenlenmiş IMKB_Estimate&Forecast.ox kodu çıktısı

----- Ox at 17:18:23 on 20-Dec-2004 -----

Ox version 3.40 (Windows) (C) J.A. Doornik, 1994-2004

This version may be used for academic research and teaching only

This package is free of charge for academic and research purposes.

For a commercial use of G@RCH, please contact Sebastien.LAURENT@ensae.fr or
jp.peters@ulg.ac.be

Copyright for this package: S. Laurent and J.P. Peters, 2000-2002.

G@RCH package version 3.00, object created on 20-12-2004

---- Database information ----

Sample: 1 - 2200 (2200 observations)

Frequency: 1

Variables: 4

Variable	#obs	#miss	min	mean	max	std.dev
Svar0	2210	1	35067	36703	38336	945.19
XU100	2210	1	389.61	8774.1	23635	6205.9
basit getiri	2210	1	-0.18109	0.0023506	0.19451	0.031564
log getiri	2210	1	-0.19979	0.0018531	0.17774	0.031456

Starting values
parameters

0.010000	0.010000	0.010000	0.010000	0.010000	5.0000e-
006					

0.10000	0.10000	0.10000	0.80000	0.10000	
0.10000					

0.010000	6.0000	0.00000			
----------	--------	---------	--	--	--

gradients

-13160.	158.69	160.71	153.96	158.43	-
---------	--------	--------	--------	--------	---

352.15

-3209.4	-3201.1	-3193.2	-3.3283e+005	-3.3209e+005	-
---------	---------	---------	--------------	--------------	---

3.3135e+005

49.002	-67.341	-1518.0			
--------	---------	---------	--	--	--

Initial function =

279.915946075

Position after 10 BFGS iterations

parameters

0.0015394	0.046572	0.055426	-0.019284	-0.015746	
-----------	----------	----------	-----------	-----------	--

0.33048

0.14920	0.048009	-0.014109	0.50076	-0.021604	
---------	----------	-----------	---------	-----------	--

0.28466

0.040323	5.9663	0.061810			
----------	--------	----------	--	--	--

```

gradients
    898.51      19.130      1.9737      18.163      0.46910
109.24
    497.79      509.03      517.73      631.99      643.55
660.39
    -11.401     4.4156      1.8222
function value =
    4217.82659471
    steplen = 0.0125

```

Position after 20 BFGS iterations

```

parameters
    0.00060600      0.28306      0.56903      -0.26446      -0.55775
0.51177
    0.16405      -0.025782      0.061969      1.0308      -0.94908
0.67359
    0.040605      7.0065      1.7344
gradients
    178.18      5.8356      21.837      3.0752      19.259
17.115
    41.502      0.068448      24.240      81.118      97.413
107.79
    -5.1652      -0.47018      0.46393
function value =
    4234.82410866
    steplen = 0.1

```

Position after 30 BFGS iterations

```

parameters
    0.00027716      -0.043661      0.89091      0.068381      -0.88131
0.62713
    0.17449      -0.033352      0.033437      0.99117      -0.82260
0.59815
    0.035480      6.5799      2.1772
gradients
    125.27      -42.878      51.779      -49.971      52.943
4.9494
    43.849      50.673      71.216      66.797      65.530
66.590
    1.1449      -0.11997      0.083371
function value =
    4237.4399554
    steplen = 0.0015625

```

Position after 40 BFGS iterations

```

parameters
    0.00035843      -0.019032      0.91852      0.039412      -0.90968
0.43364
    0.16707      -0.055584      0.037640      1.0763      -0.90645
0.64612
    0.042255      6.2430      2.1523
gradients
    84.804      -7.6601      11.955      -7.8297      10.677      -
0.14865
    -7.4297      -6.5661      -6.4663      -8.4961      -10.075      -
9.7069
    -0.18967      0.0040239      -0.015831
function value =
    4238.33812586
    steplen = 0.1

```

Position after 50 BFGS iterations

parameters

0.00043689	-0.020326	0.91940	0.040098	-0.91017
------------	-----------	---------	----------	----------

0.50063

0.16595	-0.053742	0.050049	1.0712	-0.95184
---------	-----------	----------	--------	----------

0.67727

0.041101	6.2671	2.0881
----------	--------	--------

gradients

-0.018376	0.0077400	-0.0022712	0.0082835	-0.0035539	-
-----------	-----------	------------	-----------	------------	---

0.00061527

-0.0055548	-0.0055833	-0.0087122	-0.0081646	-0.011266	-
------------	------------	------------	------------	-----------	---

0.011256

0.0010049	0.00013024	-0.00011914
-----------	------------	-------------

function value =

4238.40621606

Position after 54 BFGS iterations

Status: Strong convergence

parameters

0.00043698	-0.020327	0.91940	0.040099	-0.91017
------------	-----------	---------	----------	----------

0.50064

0.16595	-0.053744	0.050053	1.0712	-0.95185
---------	-----------	----------	--------	----------

0.67727

0.041101	6.2672	2.0880
----------	--------	--------

gradients

0.00026257	1.2733e-005	-9.8225e-006	1.1369e-005	-2.0100e-005	-1.3642e-006
------------	-------------	--------------	-------------	--------------	--------------

-1.6280e-005	-1.1005e-005	-5.6389e-006	-1.4825e-005	-1.3097e-005	-1.5280e-005
--------------	--------------	--------------	--------------	--------------	--------------

-2.0918e-006	-9.0949e-008	0.00000
--------------	--------------	---------

function value =

4238.4062161

**** FORECASTS ****

Number of Forecasts: 10

Horizon	Mean	Variance
1	0.002096	0.0008037
2	0.002496	0.0006394
3	0.001766	0.0006522
4	0.002666	0.0007484
5	0.001928	0.0007351
6	0.002368	0.0006311
7	0.001608	0.0005859
8	0.002307	0.0006249
9	0.001719	0.0006428
10	0.002196	0.0005931

 Forecast Evaluation Measures

	Mean	Variance
Mean Squared Error(MSE)	0.0004031	4.68e-007
Median Squared Error(MedSE)	0.0001599	3.099e-007
Mean Error(ME)	-0.002702	-0.0002734
Mean Absolute Error(MAE)	0.01513	0.0005804
Root Mean Squared Error(RMSE)	0.02008	0.0006841
Mean Absolute Percentage Error(MAPE)	.NaN	50.58
Adjusted Mean Absolute Percentage Error(AMAPE)	.NaN	0.6172
Percentage Correct Sign(PCS)	0.6	.NaN
Theil Inequality Coefficient(TIC)	0.9213	0.4785
Logarithmic Loss Function(LL)	.NaN	8.153

 Writing file EstimationGraphs.plt...
 Elapsed Time: 70.672 seconds (or 1.17787 minutes).

**** SPECIFICATIONS ****

Mean Equation : ARMA (2, 2) model.

No regressor in the mean

Variance Equation : GARCH (3, 3) model.
 in-mean

No regressor in the variance

The distribution is a Skewed Student distribution, with a tail coefficient of 6.26722 and an asymmetry coefficient of 0.0411006.

Strong convergence using numerical derivatives

Log-likelihood = 4238.41

Please wait : Computing the Std Errors ...

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
Cst (M)	0.000437	0.0013437	0.3252	0.7451
AR(1)	-0.020327	0.055302	-0.3676	0.7132
AR(2)	0.919404	0.055021	16.71	0.0000
MA(1)	0.040099	0.063848	0.6280	0.5300
MA(2)	-0.910171	0.063666	-14.30	0.0000
Cst (V)	0.500644	0.25202	1.986	0.0471
ARCH(Alpha1)	0.165949	0.036304	4.571	0.0000
ARCH(Alpha2)	-0.053744	0.042242	-1.272	0.2034
ARCH(Alpha3)	0.050053	0.041955	1.193	0.2330
GARCH(Beta1)	1.071164	0.084230	12.72	0.0000
GARCH(Beta2)	-0.951852	0.14080	-6.760	0.0000
GARCH(Beta3)	0.677267	0.11737	5.770	0.0000
Asymmetry	0.041101	0.032944	1.248	0.2123
Tail	6.267222	0.84286	7.436	0.0000
ARCH-in-mean(var)	2.087969	1.4401	1.450	0.1473

No. Observations :	2000	No. Parameters :	15
Mean (Y) :	0.00195	Variance (Y) :	0.00106
Log Likelihood :	4238.406	Alpha[1]+Beta[1]:	0.95884

Warning : To avoid numerical problems, the estimated parameter Cst(V), and its std.Error have been multiplied by 10^4.

The sample mean of squared residuals was used to start recursion.

The positivity constraint for the GARCH (3,3) is not observed.

This constraint is $\alpha[L]/[1 - \beta(L)] \geq 0$.

The unconditional variance for this GARCH (3,3) does not exist and/or is not positive.

The conditions are $\alpha[0] > 0$, $\alpha[L] + \beta[L] < 1$ and $\alpha[i] + \beta[i] \geq 0$.

=> See Doornik & Ooms (2001) for more details.

Estimated Parameters Vector :

0.000437;-0.020327; 0.919404; 0.040099;-0.910171; 0.500644; 0.165949;-
 0.053744; 0.050053; 1.071164;-0.951852; 0.677267; 0.041101; 6.267222;
 2.087969

**** TESTS ****

	Statistic	t-Test	P-Value
Skewness	-0.19371	3.5384	0.00040254
Excess Kurtosis	1.9085	17.439	4.1521e-068
Jarque-Bera	315.87	315.87	2.5656e-069

 Information Criterion (minimize)
 Akaike -4.225519 Shibata -4.225630
 Schwarz -4.183495 Hannan-Quinn -4.210088

Q-Statistics on Standardized Residuals
 --> P-values adjusted by 4 degree(s) of freedom
 Q(10) = 17.4583 [0.0077387]
 Q(15) = 22.6882 [0.0195519]
 Q(20) = 26.2215 [0.0509908]
 H0 : No serial correlation ==> Accept H0 when prob. is High [Q < Chisq(lag)]

Q-Statistics on Squared Standardized Residuals
 --> P-values adjusted by 6 degree(s) of freedom
 Q(10) = 7.64114 [0.105644]
 Q(15) = 10.6909 [0.297492]
 Q(20) = 13.2923 [0.503645]
 H0 : No serial correlation ==> Accept H0 when prob. is High [Q < Chisq(lag)]

 ARCH 1-2 test: F(2,1988)= 0.43651 [0.6464]
 ARCH 1-5 test: F(5,1982)= 0.45996 [0.8062]
 ARCH 1-10 test: F(10,1972)= 0.74232 [0.6849]

Diagnostic test based on the news impact curve (EGARCH vs. GARCH)

	Test	Prob
Sign Bias t-Test	0.08550	0.93187
Negative Size Bias t-Test	0.18491	0.85330
Positive Size Bias t-Test	0.33458	0.73794
Joint Test for the Three Effects	0.20875	0.97616

 Joint Statistic of the Nyblom test of stability: 2.06989

Individual Nyblom Statistics:

Cst(M)	0.53845
AR(1)	0.14130
AR(2)	0.04740
MA(1)	0.15541
MA(2)	0.04231
Cst(V)	0.48159
ARCH(Alpha1)	0.26153
ARCH(Alpha2)	0.36445
ARCH(Alpha3)	0.32775
GARCH(Beta1)	0.41668
GARCH(Beta2)	0.36151
GARCH(Beta3)	0.32004
Asymmetry	0.15449
Tail	0.22925
ARCH-in-mean(var)	0.22092

Rem: Asymptotic 1% critical value for individual statistics = 0.75.
Asymptotic 5% critical value for individual statistics = 0.47.

Adjusted Pearson Chi-square Goodness-of-fit test

Cells	Statistic	P-Value(lag-1)	P-Value(lag-k-1)
40	37.8384	0.522762	0.036016
50	47.4982	0.534146	0.061981
60	57.1181	0.545198	0.088665

Rem.: k = # estimated parameters

!!! Please Wait while computing the forecasts !!!

Density Forecast Test on Standardized Forecast Errors

Adjusted Pearson Chi-square Goodness-of-fit test

Cells	Statistic	P-Value(lag-1)	P-Value(lag-k-1)
20	817.4000	0.000000	0.000000
30	1045.3000	0.000000	0.000000

Rem.: k = # estimated parameters

Probability Integral Transform

The Lower and Upper bounds are 0.15 and 1.8

Writing file Gnuplot_DensityForecastAnalysis.plt...

Mincer-Zarnowitz regression on the forecasted volatility :

Maximum Likelihood Estimation (Std.Errors based on Second derivatives)

	Coefficient	Std.Error	t-value	t-prob
Alpha	0.0001965	6.165e-005	3.485	0.0005
Beta	0.332141	0.23447	1.417	0.1568

R²: 0.0144131

Note: S.E. are Heteroskedastic Consistent (White, 80)

Forecast Evaluation Measures

	Mean	Variance
Mean Squared Error (MSE)	0.0002767	1.705e-007
Median Squared Error (MedSE)	0.0001268	2.685e-008
Mean Error (ME)	6.498e-005	3.501e-005
Mean Absolute Error (MAE)	0.01307	0.0002707
Root Mean Squared Error (RMSE)	0.01663	0.0004129
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	.NaN	149.4
Adjusted Mean Absolute Percentage Error (AMAPE)	.NaN	0.5452
Percentage Correct Sign (PCS)	0.565	.NaN
Theil Inequality Coefficient (TIC)	0.9333	0.5368
Logarithmic Loss Function (LL)	.NaN	6.374

EK 4

Modellerin karşılaştırma sonuçları

1) Aparch (1,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: APARCH (1, 1)

Dağılım: Normal Dağılım

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001463	0.00063650	2.299	0.0216
Cst (V)	0.436437	0.41530	1.051	0.2934
ARCH (Alpha1)	0.125212	0.020168	6.208	0.0000
GARCH (Beta1)	0.834520	0.031309	26.65	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.070099	0.041042	1.708	0.0878
APARCH (Delta)	2.017147	0.27778	7.262	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4170.237

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. $E(\sigma^{\delta})$ ve $E(\epsilon^{\delta})$ nın varlığı için gereken koşullar gözlenmiştir. Sınır 0.961147 dir ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21942	4.0081	6.1211e-005
Excess Kurtosis	2.1775	19.897	4.2990e-088
Jarque-Bera	410.95	410.95	5.7862e-090

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.166320	Shibata	-4.166338
Schwarz	-4.149510	Hannan-Quinn	-4.160148

Verinin dağılımı normal dağılımdan daha yüksek bir çan gerektirmektedir. Dağılım ayrıca sola doğru eğiktir. Jarque-Bera istatistiklerine göre modelin veriye uyumunda bir sorun görülmemektedir.

2)Aparch (1,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: APARCH (1, 1)

Dağılım: Student dağılımı, 5.96449 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001615	0.00058659	2.753	0.0060
Cst (V)	0.612616	0.74048	0.8273	0.4082
ARCH (Alpha1)	0.134647	0.028347	4.750	0.0000
GARCH (Beta1)	0.827415	0.039248	21.08	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.134322	0.054498	2.465	0.0138
APARCH (Delta)	1.935316	0.34538	5.603	0.0000
Student (DF)	5.964495	0.75405	7.910	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4227.984

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. $E(\sigma^{\Delta})$ ve $E(\epsilon^{\Delta})$ nın varlığı için gereken koşullar gözlenmiştir. Sınır 0.960005 dir ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.20396	3.7256	0.00019488
Excess Kurtosis	2.2757	20.795	4.8260e-096
Jarque-Bera	445.20	445.20	2.1145e-097

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.223096	Shibata	-4.223120

Verinin dağılımı normal dağılımdan daha yüksek bir çan gerektirmektedir. Dağılım ayrıca sola doğru eğiktir. Jarque-Bera istatistiklerine göre modelin veriye uyumunda bir sorun görülmemektedir.

3) Aparch (1,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: APARCH (1, 1)

Dağılım: GED , Kuyruk Katsayısı 1.35359.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001347	0.00058466	2.305	0.0213
Cst (V)	0.468205	0.55741	0.8400	0.4010
ARCH (Alpha1)	0.129965	0.026159	4.968	0.0000
GARCH (Beta1)	0.827079	0.038813	21.31	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.105122	0.050949	2.063	0.0392
APARCH (Delta)	2.009830	0.34358	5.850	0.0000
G.E.D. (DF)	1.353593	0.055634	24.33	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4218.365

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. $E(\sigma^{\Delta})$ ve $E(\epsilon^{\Delta})$ nın varlığı için gereken koşullar gözlenmiştir. Sınır 0.959104 dır ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21471	3.9220	8.7822e-005
Excess Kurtosis	2.2217	20.301	1.2482e-091
Jarque-Bera	426.48	426.48	2.4595e-093

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.213471	Shibata	-4.213496
Schwarz	-4.193860	Hannan-Quinn	-4.206270

Verinin dağılımı normal dağılımdan daha yüksek bir çan gerektirmektedir. Dağılım ayrıca sola doğru eğiktir. Jarque-Bera istatistiklerine göre modelin veriye uyumunda bir sorun görülmemektedir.

4)Aparch (1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: APARCH (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.87246 ve Asimetri Katsayısı 0.0433837.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001928	0.00063303	3.045	0.0024
Cst (V)	0.642105	0.76859	0.8354	0.4036
ARCH (Alpha1)	0.130320	0.027697	4.705	0.0000
GARCH (Beta1)	0.834369	0.038100	21.90	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.143998	0.056081	2.568	0.0103
APARCH (Delta)	1.907843	0.34075	5.599	0.0000
Asimetri	0.043384	0.032908	1.318	0.1875
Kuyruk	5.872468	0.73396	8.001	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4228.854

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. $E(\sigma^{\Delta})$ ve $E(\epsilon^{\Delta})$ nin varlığı için gereken koşullar gözlenmiştir. Sınır 0.957783 dir ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19308	3.5268	0.00042056
Excess Kurtosis	2.2957	20.977	1.0563e-097
Jarque-Bera	451.37	451.37	9.6782e-099

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.222966	Shibata	-4.222998
Schwarz	-4.200553	Hannan-Quinn	-4.214736

Verinin dağılımı normal dağılımdan daha yüksek bir çan gerektirmektedir. Dağılım ayrıca sola doğru eğiktir. Jarque-Bera istatistiklerine göre modelin veriye uyumunda bir sorun görülmemektedir.

5) AR(1) Aparch (1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: APARCH (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.94801, Asimetri Katsayısı 0.0431993.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001895	0.00065482	2.893	0.0039
AR (1)	0.041182	0.023260	1.771	0.0768
Cst (V)	0.539278	0.65617	0.8219	0.4113
ARCH (Alpha1)	0.131844	0.027552	4.785	0.0000
GARCH (Beta1)	0.831219	0.037867	21.95	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.144350	0.055502	2.601	0.0094
APARCH (Delta)	1.956515	0.34644	5.647	0.0000
Asimetri	0.043199	0.032945	1.311	0.1899
Kuyruk	5.948010	0.74996	7.931	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4230.438

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. $E(\sigma^{\Delta})$ ve $E(\epsilon^{\Delta})$ nın varlığı için gereken koşullar gözlenmiştir. Sınır 0.95907 dır ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19544	3.5699	0.00035708
Excess Kurtosis	2.2814	20.847	1.6338e-096
Jarque-Bera	446.23	446.23	1.2683e-097

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.223550	Shibata	-4.223590
Schwarz	-4.198335	Hannan-Quinn	-4.214291

Verinin dağılımı normal dağılımdan daha yüksek bir çan gerektirmektedir. Dağılım ayrıca sola doğru eğiktir. Jarque-Bera istatistiklerine göre modelin veriye uyumunda bir sorun görülmemektedir.

6) AR(1) Aparch (2,2) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: APARCH (2, 2)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.09445, Asimetri Katsayısı 0.0419269.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001946	0.00064757	3.006	0.0027
AR (1)	0.037588	0.023526	1.598	0.1103
Cst (V)	0.017154	0.020831	0.8235	0.4103
ARCH (Alpha1)	0.163789	0.031397	5.217	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.152797	0.029826	-5.123	0.0000
GARCH (Beta1)	1.610930	0.080591	19.99	0.0000
GARCH (Beta2)	-0.623833	0.076671	-8.137	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.162050	0.069106	2.345	0.0191
APARCH (Gamma2)	0.169318	0.073933	2.290	0.0221
APARCH (Delta)	2.065775	0.32171	6.421	0.0000
Asimetri	0.041927	0.033036	1.269	0.2045
Kuyruk	6.094451	0.79134	7.701	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 12

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4238.398

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. $E(\sigma^{\Delta})$ ve $E(\epsilon^{\Delta})$ nın varlığı için gereken koşullar gözlenmiştir. Sınır 0.998271 dir ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.18868	3.4464	0.00056801
Excess Kurtosis	2.2482	20.544	8.7246e-094
Jarque-Bera	432.86	432.86	1.0128e-094

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.228512	Shibata	-4.228584
Schwarz	-4.194893	Hannan-Quinn	-4.216167

7) ARMA(1,1) ARCH in mean Aparch(1,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (1, 1)

Varyans Modeli: APARCH (1, 1)

ARCH in-mean

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.35219.

Zayıf Yakınsama (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı)

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	-0.001091	0.0012976	-0.8411	0.4004
AR (1)	0.965419	0.024042	40.16	0.0000
MA (1)	-0.951733	0.029398	-32.37	0.0000
Cst (V)	0.660426	0.76683	0.8612	0.3892
ARCH (Alpha1)	0.139011	0.024945	5.573	0.0000
GARCH (Beta1)	0.816003	0.035143	23.22	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.107406	0.055105	1.949	0.0514
APARCH (Delta)	1.941316	0.32546	5.965	0.0000
G.E.D. (DF)	1.352190	0.056015	24.14	0.0000
ARCH-in-mean (var)	2.664005	1.2639	2.108	0.0352

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 10

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4221.965

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. $E(\sigma^{\Delta})$ ve $E(\epsilon^{\Delta})$ nın varlığı için gereken koşullar gözlenmiştir. Sınır 0.952778 dir ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.22017	4.0217	5.7786e-005
Excess Kurtosis	2.2168	20.257	3.1013e-091
Jarque-Bera	425.46	425.46	4.0970e-093

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.214072	Shibata	-4.214122
Schwarz	-4.186056	Hannan-Quinn	-4.203785

8) Aparch (3,3) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: APARCH (3, 3)

Dağılım: Eğik Student Kuyruk Katsayısı 6.20584, Asimetri Katsayısı 0.0390443.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001871	0.00062804	2.979	0.0029
Cst (V)	0.648020	0.83732	0.7739	0.4391
ARCH (Alpha1)	0.153542	0.031654	4.851	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.038578	0.041468	-0.9303	0.3523
ARCH (Alpha3)	0.054515	0.035709	1.527	0.1270
GARCH (Beta1)	1.066924	0.062346	17.11	0.0000
GARCH (Beta2)	-1.005734	0.082692	-12.16	0.0000
GARCH (Beta3)	0.726486	0.067152	10.82	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.070525	0.065504	1.077	0.2818
APARCH (Gamma2)	-0.299073	0.54654	-0.5472	0.5843
APARCH (Gamma3)	-0.035602	0.19581	-0.1818	0.8557
APARCH (Delta)	1.962044	0.33881	5.791	0.0000
Asimetri	0.039044	0.032808	1.190	0.2342
Kuyruk	6.205846	0.82347	7.536	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 14

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4236.684

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.16908	3.0884	0.0020123
Excess Kurtosis	2.0327	18.574	5.2059e-077
Jarque-Bera	353.66	353.66	1.5971e-077

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.224796	Shibata	-4.224893
Schwarz	-4.185574	Hannan-Quinn	-4.210394

9) Aparch (2,2) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: APARCH (2, 2)

Dağılım: Eğik Student , Kuyruk Katsayısı 6.04251, Asimetri Katsayısı 0.0430084.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001991	0.00062759	3.172	0.0015
Cst (V)	0.018905	0.022962	0.8233	0.4104
ARCH (Alpha1)	0.164230	0.031809	5.163	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.153175	0.030224	-5.068	0.0000
GARCH (Beta1)	1.606410	0.082795	19.40	0.0000
GARCH (Beta2)	-0.619282	0.078853	-7.854	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.162354	0.070575	2.300	0.0215
APARCH (Gamma2)	0.169846	0.075592	2.247	0.0248
APARCH (Delta)	2.039864	0.32301	6.315	0.0000
Asimetri	0.043008	0.033113	1.299	0.1941
Kuyruk	6.042518	0.78068	7.740	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000
Parametre Sayısı : 11
Ortalama (Y) : 0.00195
Varyans (Y) : 0.00106
Log Olasılık : 4237.113

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.18520	3.3830	0.00071699
Excess Kurtosis	2.2569	20.623	1.7006e-094
Jarque-Bera	435.68	435.68	2.4705e-095

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.228227	Shibata	-4.228287
Schwarz	-4.197410	Hannan-Quinn	-4.216911

Verinin dağılımı normal dağılımdan daha yüksek bir çan gerektirmektedir. Dağılım ayrıca sola doğru eğiktir. Jarque-Bera istatistiklerine göre modelin veriye uyumunda bir sorun görülmemektedir.

10) ARMA (1,1) Aparch (3,3) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 1)

Varyans Modeli: APARCH (2, 2)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.08038, Asimetri Katsayısı 0.0473148.

Zayıf Yakınsama (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı)

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001890	0.00075074	2.517	0.0119
AR (1)	0.880479	0.14678	5.999	0.0000
MA (1)	-0.855289	0.16207	-5.277	0.0000
Cst (V)	0.018907	0.022991	0.8224	0.4110
ARCH (Alpha1)	0.166444	0.031902	5.217	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.155266	0.030226	-5.137	0.0000
GARCH (Beta1)	1.605323	0.084746	18.94	0.0000
GARCH (Beta2)	-0.618279	0.080633	-7.668	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.160233	0.069996	2.289	0.0222
APARCH (Gamma2)	0.166640	0.074939	2.224	0.0263
APARCH (Delta)	2.033628	0.31714	6.412	0.0000
Asimetri	0.047315	0.032909	1.438	0.1507
Kuyruk	6.080381	0.78676	7.728	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 13

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4239.959

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. $E(\sigma^2)$ ve $E(\epsilon^2)$ nın varlığı için gereken koşullar gözlenmiştir. Sınır 0.99824 dır ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.18838	3.4410	0.00057950
Excess Kurtosis	2.2838	20.869	1.0236e-096
Jarque-Bera	446.25	446.25	1.2505e-097

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.229074	Shibata	-4.229158
Schwarz	-4.192653	Hannan-Quinn	-4.215700

11) Egarch (1,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: EGARCH (1, 1)

Dağılım: Normal

Yakınsama Sağlanamadı (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı)

Gözlem Sayısı : 2000
Parametre Sayısı : 6
Ortalama (Y) : 0.00195
Varyans (Y) : 0.00106
Log Olasılık : 4096.693

Kestirilen Parametre Vektörü :
0.000974;-2.507831; 713.158615; 0.997097;-0.000016; 0.000456

Yakınsama Sağlanamadığından test sonuçları yazılmamıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.28053	5.1243	2.9865e-007
Excess Kurtosis	2.6484	24.201	2.1929e-129
Jarque-Bera	610.43	610.43	2.8004e-133

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.092739	Shibata	-4.092757
Schwarz	-4.075929	Hannan-Quinn	-4.086567

12) Egarch (1,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: EGARCH (1, 1)

Dağılım: Student, 5.39404 özgürlük derecesi.

Yakınsama Sağlanamadı (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı) using numerical derivatives

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4205.203

Kestirilen Parametre Vektörü :

0.001444; 27678.109309; 9.993456; 0.874290;-0.005567; 0.032292; 5.394037

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.22278	4.0695	4.7119e-005
Excess Kurtosis	2.3680	21.638	7.8400e-104
Jarque-Bera	483.58	483.58	9.8000e-106

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.200303	Shibata	-4.200327
Schwarz	-4.180692	Hannan-Quinn	-4.193102

13) Egarch (1,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: EGARCH (1, 1)

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.27506.

Zayıf Yakınsama (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı)

Maksimum Olasılık Değerlemesi (Std.Sapmalar ikinci türeve dayanır)

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001117	0.00058191	1.919	0.0551
Cst (V)	12.994041	.NaN	.NaN	1.0000
ARCH (Alpha1)	820.931983	1.3094	627.0	0.0000
GARCH (Beta1)	0.999323	0.00079017	1265.	0.0000
EGARCH (Theta1)	-0.0000291	1.9068e-005	-1.530	0.1261
EGARCH (Theta2)	0.0004363	4.694e-005	12.56	0.0000
G.E.D. (DF)	1.275056	0.054854	23.24	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4154.918

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.28813	5.2632	1.4155e-007
Excess Kurtosis	2.8488	26.032	2.1488e-149
Jarque-Bera	703.64	703.64	1.6102e-153

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.149993	Shibata	-4.150018
Schwarz	-4.130382	Hannan-Quinn	-4.142792

Verinin dağılımı normal dağılımdan daha yüksek bir çan gerektirmektedir. Dağılım ayrıca sola doğru eğiktir. Jarque-Bera istatistiklerine göre modelin veriye uyumunda bir sorun görülmemektedir.

14) Egarch (1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: EGARCH (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 4.88436, Asimetri Katsayısı 0.136159.

Yakınsama Sağlanamadı (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı) using numerical derivatives

Gözlem Sayısı : 2000
Parametre Sayısı : 8
Ortalama (Y) : 0.00195
Varyans (Y) : 0.00106
Log Olasılık : 4172.205

Kestirilen Parametre Vektörü :

0.002594;-45.889086; 520.840627; 0.987503;-0.000086; 0.000696; 0.136159; 4.884361

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.26636	4.8655	1.1416e-006
Excess Kurtosis	2.9651	27.094	1.1449e-161
Jarque-Bera	755.92	755.92	7.1576e-165

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.166289	Shibata	-4.166320
Schwarz	-4.143876	Hannan-Quinn	-4.158059

15) AR(1) Egarch(1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: EGARCH (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 4.93107, Asimetri Katsayısı 0.135628.

Yakınsama Sağlanamadı (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı) using numerical derivatives

Gözlem Sayısı : 2000
Parametre Sayısı : 9
Ortalama (Y) : 0.00195
Varyans (Y) : 0.00106
Log Olasılık : 4173.479

Kestirilen Parametre Vektörü :

0.002524; 0.037979; -29.583296; 449.378668; 0.987535; -0.000099; 0.000809; 0.135628;
4.931068

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.27013	4.9343	8.0436e-007
Excess Kurtosis	2.9781	27.213	4.5213e-163
Jarque-Bera	763.03	763.03	2.0439e-166

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.166562	Shibata	-4.166603
Schwarz	-4.141348	Hannan-Quinn	-4.157304

16) ARMA(1,1) Egarch(1,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (1, 1)

Varyans Modeli: EGARCH (2, 2)

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.28549.

Yakınsama Sağlanamadı (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı) using numerical derivatives

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 11

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4155.487

Kestirilen Parametre Vektörü :

0.001123; 0.730965;-0.705085; 3.931447; 875.576996; 838.508612; 0.005898; 0.992807;-
0.000028; 0.000415; 1.285489

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.25452	4.6493	3.3312e-006
Excess Kurtosis	2.7316	24.960	1.6442e-137
Jarque-Bera	643.05	643.05	2.3036e-140

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.146560	Shibata	-4.146620
Schwarz	-4.115743	Hannan-Quinn	-4.135244

17) ARMA(1,1) Egarch(1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 1)

Varyans Modeli: EGARCH (2, 2)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 4.94573, Asimetri Katsayısı 0.142783.

Yakınsama Sağlanamadı (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı) using numerical derivatives

Gözlem Sayısı : 2000
Parametre Sayısı : 12
Ortalama (Y) : 0.00195
Varyans (Y) : 0.00106
Log Olasılık : 4174.754

Kestirilen Parametre Vektörü :

0.002564; 0.798905;-0.757444;-35.253192; 451.743295; 441.750239; 0.012612; 0.961548;-
0.000100; 0.000803; 0.142783; 4.945726

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.25926	4.7358	2.1823e-006
Excess Kurtosis	2.9504	26.961	4.2903e-160
Jarque-Bera	747.45	747.45	4.9262e-163

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.164836	Shibata	-4.164907
Schwarz	-4.131217	Hannan-Quinn	-4.152491

18) FIAparchBBM (1,d,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon derecesi : 1000).

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001542	0.00063731	2.420	0.0156
Cst (V)	0.228285	0.37427	0.6099	0.5420
d-Figarch	0.223686	0.040826	5.479	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.366418	0.27039	-1.355	0.1755
GARCH (Beta1)	-0.303170	0.28837	-1.051	0.2932
APARCH (Gamma1)	0.049291	0.041916	1.176	0.2398
APARCH (Delta)	2.320120	0.18313	12.67	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4181.373

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23371	4.2691	1.9630e-005
Excess Kurtosis	2.2240	20.323	8.0911e-092
Jarque-Bera	430.18	430.18	3.8645e-094

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.176462	Shibata	-4.176486
Schwarz	-4.156850	Hannan-Quinn	-4.169261

19) FIAparchBBM (1,d,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

BBM's metodu (Trankasyon derecesi : 1000).

Dağılım: Student, 6.20591 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001767	0.00058722	3.008	0.0027
Cst (V)	0.145846	0.37204	0.3920	0.6951
d-Figarch	0.232273	0.051094	4.546	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.406350	0.32053	-1.268	0.2050
GARCH (Beta1)	-0.338673	0.34675	-0.9767	0.3288
APARCH (Gamma1)	0.104125	0.053203	1.957	0.0505
APARCH (Delta)	2.338330	0.21775	10.74	0.0000
Student (DF)	6.205916	0.80545	7.705	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4236.833

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.22247	4.0637	4.8306e-005
Excess Kurtosis	2.3596	21.562	4.0863e-103
Jarque-Bera	480.25	480.25	5.1900e-105

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.230948	Shibata	-4.230980
Schwarz	-4.208536	Hannan-Quinn	-4.222719

20) FIAparchBBM (1,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

BBM methodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.36968.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001468	0.00057501	2.553	0.0108
Cst (V)	0.179313	0.40421	0.4436	0.6574
d-Figarch	0.226898	0.049548	4.579	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.386961	0.31883	-1.214	0.2250
GARCH (Beta1)	-0.320440	0.34217	-0.9365	0.3491
APARCH (Gamma1)	0.079603	0.051395	1.549	0.1216
APARCH (Delta)	2.322386	0.21576	10.76	0.0000
G.E.D. (DF)	1.369688	0.056362	24.30	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4226.637

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.22846	4.1732	3.0039e-005
Excess Kurtosis	2.2847	20.877	8.7163e-097
Jarque-Bera	452.14	452.14	6.5904e-099

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.220747	Shibata	-4.220779
Schwarz	-4.198335	Hannan-Quinn	-4.212518

21) FIAparchBBM (1,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.085, Asimetri Katsayısı 0.045573.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002088	0.00063209	3.303	0.0010
Cst (V)	0.126722	0.35403	0.3579	0.7204
d-Figarch	0.229189	0.051008	4.493	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.390252	0.30907	-1.263	0.2069
GARCH (Beta1)	-0.319799	0.33460	-0.9558	0.3393
APARCH (Gamma1)	0.113830	0.054443	2.091	0.0367
APARCH (Delta)	2.345641	0.22110	10.61	0.0000
Asimetri	0.045573	0.033123	1.376	0.1690
Kuyruk	6.085004	0.77933	7.808	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4237.779

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21389	3.9071	9.3421e-005
Excess Kurtosis	2.3875	21.816	1.6248e-105
Jarque-Bera	490.01	490.01	3.9475e-107

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.230895	Shibata	-4.230935
Schwarz	-4.205680	Hannan-Quinn	-4.221636

22) AR (1) FIaparchBBM (1,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: GED Kuyruk Katsayısı 1.37477.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001435	0.00060241	2.382	0.0173
AR (1)	0.028784	0.023366	1.232	0.2181
Cst (V)	0.187826	0.41080	0.4572	0.6476
d-Figarch	0.229415	0.050467	4.546	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.373138	0.32703	-1.141	0.2540
GARCH (Beta1)	-0.303917	0.35161	-0.8644	0.3875
APARCH (Gamma1)	0.084435	0.051934	1.626	0.1041
APARCH (Delta)	2.313417	0.21516	10.75	0.0000
G.E.D. (DF)	1.374771	0.056620	24.28	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4227.413

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.22637	4.1350	3.5499e-005
Excess Kurtosis	2.2877	20.905	4.8524e-097
Jarque-Bera	452.99	452.99	4.3107e-099

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.220523	Shibata	-4.220563
Schwarz	-4.195308	Hannan-Quinn	-4.211264

23) AR (1) FIaparchBBM (1,d,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Student, 6.25028 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001744	0.00060783	2.870	0.0041
AR (1)	0.037339	0.023534	1.587	0.1128
Cst (V)	0.136084	0.35852	0.3796	0.7043
d-Figarch	0.234301	0.052212	4.488	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.391661	0.34063	-1.150	0.2504
GARCH (Beta1)	-0.322409	0.36869	-0.8745	0.3820
APARCH (Gamma1)	0.108444	0.053467	2.028	0.0427
APARCH (Delta)	2.337047	0.21663	10.79	0.0000
Student (DF)	6.250285	0.81396	7.679	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4238.099

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.22137	4.0437	5.2624e-005
Excess Kurtosis	2.3636	21.598	1.8728e-103
Jarque-Bera	481.64	481.64	2.5887e-105

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.231215	Shibata	-4.231255
Schwarz	-4.206000	Hannan-Quinn	-4.221956

24) AR (1) FIAparchBBM (2,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (2, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.13643, Asimetri Katsayısı 0.0453786.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002067	0.00065186	3.171	0.0015
AR(1)	0.036763	0.023573	1.560	0.1190
Cst (V)	0.093875	0.33393	0.2811	0.7786
d-Figarch	0.223065	0.073820	3.022	0.0025
ARCH(Alpha1)	-0.348914	0.66681	-0.5233	0.6009
GARCH(Beta1)	-0.285760	0.63724	-0.4484	0.6539
GARCH(Beta2)	-0.010429	0.097062	-0.1074	0.9144
APARCH(Gamma1)	0.115304	0.054412	2.119	0.0342
APARCH(Delta)	2.369847	0.27042	8.764	0.0000
Asimetri	0.045379	0.033076	1.372	0.1702
Kuyruk	6.136435	0.79009	7.767	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 11

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4239.050

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21556	3.9375	8.2341e-005
Excess Kurtosis	2.3884	21.825	1.3397e-105
Jarque-Bera	490.63	490.63	2.8920e-107

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.230165	Shibata	-4.230225
Schwarz	-4.199348	Hannan-Quinn	-4.218849

25) FIAparchCh (1,d,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001593	0.00063349	2.514	0.0120
Cst (V)	1.040419	0.95386	1.091	0.2755
d-Figarch	0.163792	0.030641	5.346	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.960472	0.019166	50.11	0.0000
GARCH (Beta1)	0.951715	0.019007	50.07	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.046035	0.041558	1.108	0.2681
APARCH (Delta)	2.375790	0.14623	16.25	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4182.802

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21460	3.9199	8.8577e-005
Excess Kurtosis	2.1277	19.443	3.3474e-084
Jarque-Bera	392.43	392.43	6.1041e-086

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.177891	Shibata	-4.177916
Schwarz	-4.158280	Hannan-Quinn	-4.170690

26) FIAparchCh (1,d,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Student, 6.25063 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001789	0.00058717	3.046	0.0023
Cst (V)	1.295475	1.2566	1.031	0.3027
d-Figarch	0.180804	0.042172	4.287	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.952089	0.034800	27.36	0.0000
GARCH (Beta1)	0.944356	0.036813	25.65	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.102390	0.053584	1.911	0.0562
APARCH (Delta)	2.341563	0.16159	14.49	0.0000
Student (DF)	6.250631	0.81746	7.646	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4236.473

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.20783	3.7963	0.00014686
Excess Kurtosis	2.2480	20.542	9.1040e-094
Jarque-Bera	435.31	435.31	2.9818e-095

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.230588	Shibata	-4.230620
Schwarz	-4.208175	Hannan-Quinn	-4.222358

27) FIAparchCh (1,d,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.37437.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001491	0.00056983	2.616	0.0090
Cst (V)	1.222810	1.2474	0.9803	0.3270
d-Figarch	0.170590	0.038823	4.394	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.956728	0.027504	34.78	0.0000
GARCH (Beta1)	0.948352	0.028384	33.41	0.0000
APARCH (Gamma1)	0.077102	0.051547	1.496	0.1349
APARCH (Delta)	2.343784	0.16549	14.16	0.0000
G.E.D. (DF)	1.374371	0.056792	24.20	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4226.778

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21214	3.8751	0.00010656
Excess Kurtosis	2.1783	19.905	3.6692e-088
Jarque-Bera	410.22	410.22	8.3402e-090

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.220889	Shibata	-4.220920
Schwarz	-4.198476	Hannan-Quinn	-4.212659

28) FIAparchCh (1,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1) Chung Metodu

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.00194, Asimetri Katsayısı 0.0482385.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002113	0.00063541	3.326	0.0009
Cst (V)	3.376312	2.5106	1.345	0.1788
d-Figarch	0.255397	0.043024	5.936	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.315557	0.27958	-1.129	0.2592
GARCH (Beta1)	-0.224331	0.29626	-0.7572	0.4490
APARCH (Gamma1)	0.115502	0.055235	2.091	0.0366
APARCH (Delta)	2.194073	0.14224	15.43	0.0000
Asimetri	0.048239	0.033368	1.446	0.1484
Kuyruk	6.001942	0.76447	7.851	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4237.813

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19699	3.5984	0.00032023
Excess Kurtosis	2.2983	21.001	6.3723e-098
Jarque-Bera	452.89	452.89	4.5378e-099

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.230929	Shibata	-4.230969
Schwarz	-4.205714	Hannan-Quinn	-4.221670

29) FIAparchCh (1,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.00194, Asimetri Katsayısı 0.0482385.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002113	0.00063541	3.326	0.0009
Cst (V)	3.376312	2.5106	1.345	0.1788
d-Figarch	0.255397	0.043024	5.936	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.315557	0.27958	-1.129	0.2592
GARCH (Beta1)	-0.224331	0.29626	-0.7572	0.4490
APARCH (Gamma1)	0.115502	0.055235	2.091	0.0366
APARCH (Delta)	2.194073	0.14224	15.43	0.0000
Asimetri	0.048239	0.033368	1.446	0.1484
Kuyruk	6.001942	0.76447	7.851	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4237.813

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19699	3.5984	0.00032023
Excess Kurtosis	2.2983	21.001	6.3723e-098
Jarque-Bera	452.89	452.89	4.5378e-099

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.230929	Shibata	-4.230969
Schwarz	-4.205714	Hannan-Quinn	-4.221670

30) AR (1) FIaparchCh (2,d,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (2, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Student, 6.20128 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001752	0.00060919	2.875	0.0041
AR (1)	0.039610	0.023607	1.678	0.0935
Cst (V)	3.759683	1.4592	2.577	0.0101
d-Figarch	0.273863	0.044132	6.206	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.860198	0.15552	-5.531	0.0000
GARCH (Beta1)	-0.759327	0.15391	-4.933	0.0000
GARCH (Beta2)	0.077686	0.058618	1.325	0.1852
APARCH (Gamma1)	0.108910	0.054238	2.008	0.0448
APARCH (Delta)	2.176223	0.10608	20.51	0.0000
Student (DF)	6.201290	0.80682	7.686	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 10

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4238.991

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.20464	3.7381	0.00018545
Excess Kurtosis	2.2831	20.863	1.1634e-096
Jarque-Bera	448.13	448.13	4.8988e-098

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.231107	Shibata	-4.231156
Schwarz	-4.203090	Hannan-Quinn	-4.220819

31) AR (1) FIAparchCh (2,d,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (2, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001570	0.00065941	2.381	0.0174
AR(1)	0.045265	0.024993	1.811	0.0703
Cst (V)	1.618944	1.4021	1.155	0.2484
d-Figarch	0.213931	0.066990	3.194	0.0014
ARCH(Alpha1)	0.950850	0.028867	32.94	0.0000
GARCH(Beta1)	1.005009	0.061103	16.45	0.0000
GARCH(Beta2)	-0.055294	0.056755	-0.9743	0.3300
APARCH(Gamma1)	0.054991	0.042782	1.285	0.1988
APARCH(Delta)	2.286422	0.13933	16.41	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4184.833

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21248	3.8813	0.00010390
Excess Kurtosis	2.1477	19.625	9.4077e-086
Jarque-Bera	399.23	399.23	2.0306e-087

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.177922	Shibata	-4.177962
Schwarz	-4.152707	Hannan-Quinn	-4.168663

32) AR (1) FIAparchCh (2,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (2, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: GED Kuyruk Katsayısı 1.37702.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001455	0.00061168	2.378	0.0175
AR(1)	0.030795	0.024277	1.268	0.2048
Cst (V)	3.855846	1.3859	2.782	0.0054
d-Figarch	0.265184	0.044303	5.986	0.0000
ARCH(Alpha1)	-0.879961	0.17921	-4.910	0.0000
GARCH(Beta1)	-0.781861	0.17467	-4.476	0.0000
GARCH(Beta2)	0.078458	0.060209	1.303	0.1927
APARCH(Gamma1)	0.083242	0.052659	1.581	0.1141
APARCH(Delta)	2.161225	0.090582	23.86	0.0000
G.E.D. (DF)	1.377024	0.057024	24.15	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 10

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4228.421

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.20914	3.8203	0.00013330
Excess Kurtosis	2.2144	20.235	4.8201e-091
Jarque-Bera	423.01	423.01	1.3978e-092

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.220531	Shibata	-4.220581
Schwarz	-4.192515	Hannan-Quinn	-4.210244

33) AR (1) FIAparchCh (1,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (1, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.05282, Asimetri Katsayısı 0.0480992.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002089	0.00065464	3.191	0.0014
AR (1)	0.036941	0.023445	1.576	0.1153
Cst (V)	3.377409	2.5229	1.339	0.1808
d-Figarch	0.258857	0.044578	5.807	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.291865	0.30250	-0.9649	0.3347
GARCH (Beta1)	-0.197601	0.32170	-0.6142	0.5391
APARCH (Gamma1)	0.117289	0.055169	2.126	0.0336
APARCH (Delta)	2.192890	0.14208	15.43	0.0000
Asimetri	0.048099	0.033335	1.443	0.1492
Kuyruk	6.052822	0.77491	7.811	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 10

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4239.068

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19679	3.5947	0.00032472
Excess Kurtosis	2.2924	20.947	1.9860e-097
Jarque-Bera	450.60	450.60	1.4251e-098

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.231184	Shibata	-4.231234
Schwarz	-4.203168	Hannan-Quinn	-4.220897

34) AR (1) FIAparchCh (2,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIAPARCH (2, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Eğik Student Kuyruk Katsayısı 6.07952 ,Asimetri Katsayısı0.0470346.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002089	0.00065455	3.191	0.0014
AR (1)	0.039258	0.023458	1.674	0.0944
Cst (V)	3.704270	1.4306	2.589	0.0097
d-Figarch	0.273209	0.044053	6.202	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.857841	0.15631	-5.488	0.0000
GARCH (Beta1)	-0.751372	0.15422	-4.872	0.0000
GARCH (Beta2)	0.082460	0.059317	1.390	0.1646
APARCH (Gamma1)	0.116127	0.055076	2.109	0.0351
APARCH (Delta)	2.175341	0.10616	20.49	0.0000
Asimetri	0.047035	0.033299	1.413	0.1580
Kuyruk	6.079522	0.78076	7.787	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 11

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4239.990

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19617	3.5834	0.00033918
Excess Kurtosis	2.3000	21.017	4.5478e-098
Jarque-Bera	453.45	453.45	3.4228e-099

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.231105	Shibata	-4.231166
Schwarz	-4.200288	Hannan-Quinn	-4.219790

36) ARMA (1,1) FIAParchCh (2,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 1)

Varyans Modeli: FIAPARCH (2, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.08057, Asimetri Katsayısı 0.050391.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001976	0.00077162	2.560	0.0105
AR (1)	0.892246	0.11923	7.483	0.0000
MA (1)	-0.867264	0.13284	-6.529	0.0000
Cst (V)	3.654416	1.3266	2.755	0.0059
d-Figarch	0.269655	0.042993	6.272	0.0000
ARCH (Alpha1)	-0.848658	0.14588	-5.818	0.0000
GARCH (Beta1)	-0.748114	0.14436	-5.182	0.0000
GARCH (Beta2)	0.075023	0.056603	1.325	0.1852
APARCH (Gamma1)	0.123484	0.056595	2.182	0.0292
APARCH (Delta)	2.176639	0.10341	21.05	0.0000
Asimetri	0.050391	0.033148	1.520	0.1286
Kuyruk	6.080579	0.77736	7.822	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 12

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4241.823

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19776	3.6124	0.00030333
Excess Kurtosis	2.3473	21.450	4.5997e-102
Jarque-Bera	471.97	471.97	3.2562e-103

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.231939	Shibata	-4.232011
Schwarz	-4.198320	Hannan-Quinn	-4.219595

36) FIEgarch (1,d,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIEGARCH (1, d, 1)

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001054	0.00059918	1.758	0.0788
Cst (V)	-70423.044346	.NaN	.NaN	1.0000
d-Figarch	0.799187	0.025069	31.88	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.339613	0.19102	1.778	0.0756
GARCH (Beta1)	-0.207359	0.069106	-3.001	0.0027
EGARCH (Theta1)	0.006964	0.015069	0.4622	0.6440
EGARCH (Theta2)	0.355829	0.048233	7.377	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4120.688

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.18934	3.4586	0.00054305
Excess Kurtosis	2.5508	23.309	3.6344e-120
Jarque-Bera	553.88	553.88	5.3370e-121

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.115746	Shibata	-4.115770
Schwarz	-4.096135	Hannan-Quinn	-4.108545

37) FIEgarch (1,d,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIEGARCH (1, d, 1)

Dağılım: Student with 2.00038 özgürlük derecesi.

Yakınsama Sağlanamadı (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı)

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4122.173

Kestirilen Parametre Vektörü :

0.001666;-0.456769; 1.249156; 0.094087; 0.996303; 0.000579;-0.000013; 2.000385

Yakınsama Sağlanamadığından test sonuçları yazılmamıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	0.068651	1.2540	0.20984
Excess Kurtosis	2.8071	25.651	4.1007e-145
Jarque-Bera	657.91	657.91	1.3673e-143

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.116231	Shibata	-4.116263
Schwarz	-4.093819	Hannan-Quinn	-4.108002

38) FIEgarch (1,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIEGARCH (1, d, 1)

Dağılım: GED Kuyruk Katsayısı 1.29766.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001475	0.00061410	2.402	0.0164
Cst (V)	-72536.894718	1529.3	-47.43	0.0000
d-Figarch	0.795700	0.039425	20.18	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.173943	0.31979	0.5439	0.5866
GARCH (Beta1)	-0.149427	0.16575	-0.9015	0.3674
EGARCH (Theta1)	-0.005736	0.023103	-0.2483	0.8039
EGARCH (Theta2)	0.386449	0.070264	5.500	0.0000
G.E.D. (DF)	1.297662	0.051997	24.96	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4192.528

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.16018	2.9259	0.0034349
Excess Kurtosis	2.6088	23.839	1.3199e-125
Jarque-Bera	575.42	575.42	1.1171e-125

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.186621	Shibata	-4.186653
Schwarz	-4.164208	Hannan-Quinn	-4.178392

39) FIEgarch (1,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIEGARCH (1, d, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.40167, Asimetri Katsayısı 0.00422918.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001957	0.00058103	3.369	0.0008
Cst (V)	-71447.487529	.NaN	.NaN	1.0000
d-Figarch	0.789103	0.045395	17.38	0.0000
ARCH(Alpha1)	0.109693	0.33897	0.3236	0.7463
GARCH(Beta1)	-0.133747	0.16593	-0.8060	0.4203
EGARCH(Theta1)	-0.015223	0.025545	-0.5959	0.5513
EGARCH(Theta2)	0.388818	0.073944	5.258	0.0000
Asimetri	0.004229	0.0099266	0.4260	0.6701
Kuyruk	5.401679	0.60803	8.884	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4203.909

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.14327	2.6170	0.0088706
Excess Kurtosis	2.7129	24.790	1.1369e-135
Jarque-Bera	619.87	619.87	2.4915e-135

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.197007	Shibata	-4.197047
Schwarz	-4.171793	Hannan-Quinn	-4.187749

40) FIEgarch (2,d,2) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIEGARCH (2, d, 2) model (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 4.51658, Asimetri Katsayısı 0.00679796.

Yakınsama Sağlanamadı (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı)

Gözlem Sayısı : 2000
Parametre Sayısı : 11
Ortalama (Y) : 0.00195
Varyans (Y) : 0.00106
Log Olasılık : 4130.458

Kestirilen Parametre Vektörü :

0.001414;-566.731460; 0.911612; 1.348680; 0.382587;-1.355462;-0.356160;-0.035219;
0.555487; 0.006798; 4.516576

Yakınsama Sağlanamadığından test sonuçları yazılmamıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.30717	5.6108	2.0134e-008
Excess Kurtosis	3.4445	31.475	1.9095e-217
Jarque-Bera	1019.6	1019.6	3.8698e-222

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.121518	Shibata	-4.121578
Schwarz	-4.090701	Hannan-Quinn	-4.110202

41) AR (1) FIEgarch (1,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIEGARCH (1, d, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.44627, Asimetri Katsayısı 0.00456428.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001928	0.00057387	3.360	0.0008
AR (1)	0.032593	0.022923	1.422	0.1552
Cst (V)	-71416.202388	1514.9	-47.14	0.0000
d-Figarch	0.793012	0.044795	17.70	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.096316	0.33872	0.2844	0.7762
GARCH (Beta1)	-0.135337	0.16954	-0.7982	0.4248
EGARCH (Theta1)	-0.015645	0.026009	-0.6015	0.5475
EGARCH (Theta2)	0.393694	0.073103	5.385	0.0000
Asimetri	0.004564	0.0099410	0.4591	0.6462
Kuyruk	5.446276	0.61744	8.821	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 10

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4204.893

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.14607	2.6682	0.0076265
Excess Kurtosis	2.6835	24.522	8.7036e-133
Jarque-Bera	606.92	606.92	1.6214e-132

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.196991	Shibata	-4.197041
Schwarz	-4.168975	Hannan-Quinn	-4.186704

42) F1garch Ch (1,d,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (1, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001683	0.00062445	2.695	0.0071
Cst (V)	9.035418	1.8403	4.910	0.0000
d-Figarch	0.301366	0.060813	4.956	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.250328	0.27650	0.9054	0.3654
GARCH (Beta1)	0.387270	0.30674	1.263	0.2069

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 5

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4179.288

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

FIGARCH (1,d,1) için gerekli pozitiflik sınırlamasına rastlanmamıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.22706	4.1476	3.3592e-005
Excess Kurtosis	2.1255	19.423	4.9779e-084
Jarque-Bera	393.47	393.47	3.6205e-086

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.176376	Shibata	-4.176389
Schwarz	-4.162368	Hannan-Quinn	-4.171233

Verinin dağılımı normal dağılımdan daha yüksek bir çan gerektirmektedir. Dağılım ayrıca sola doğru eğiktir. Jarque-Bera istatistiklerine göre modelin veriye uyumunda bir sorun görülmemektedir.

43) Flgarch Ch (1,d,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (1, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Student, 6.50986 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001909	0.00058117	3.285	0.0010
Cst (V)	8.907354	2.4385	3.653	0.0003
d-Figarch	0.302273	0.066149	4.570	0.0000
ARCH(Alpha1)	0.192903	0.39209	0.4920	0.6228
GARCH(Beta1)	0.325411	0.42408	0.7673	0.4430
Student (DF)	6.509862	0.80062	8.131	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4233.388

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

FIGARCH (1,d,1) için gerekli pozitiflik sınırlamasına rastlanmamıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23634	4.3170	1.5815e-005
Excess Kurtosis	2.1605	19.742	9.4038e-087
Jarque-Bera	407.38	407.38	3.4512e-089

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.229502	Shibata	-4.229520
Schwarz	-4.212693	Hannan-Quinn	-4.223330

44) Figarch Ch (1,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (1, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.37664.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001582	0.00054923	2.881	0.0040
Cst (V)	8.748713	2.2119	3.955	0.0001
d-Figarch	0.298716	0.073029	4.090	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.190108	0.42282	0.4496	0.6530
GARCH (Beta1)	0.323717	0.46365	0.6982	0.4851
G.E.D. (DF)	1.376647	0.055796	24.67	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4224.272

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

FIGARCH (1,d,1) için gerekli pozitiflik sınırlamasına rastlanmamıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23409	4.2761	1.9020e-005
Excess Kurtosis	2.1374	19.531	5.9623e-085
Jarque-Bera	398.77	398.77	2.5540e-087

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.220382	Shibata	-4.220400
Schwarz	-4.203572	Hannan-Quinn	-4.214210

45) Flgarch Ch (1,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (1, d, 1)

Chung Metodu

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.43444, Asimetri Katsayısı 0.034662.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002143	0.00061915	3.462	0.0005
Cst (V)	8.780270	2.3737	3.699	0.0002
d-Figarch	0.300241	0.065831	4.561	0.0000
ARCH(Alpha1)	0.186335	0.39489	0.4719	0.6371
GARCH(Beta1)	0.321200	0.42742	0.7515	0.4525
Asimetri	0.034662	0.031960	1.085	0.2783
Kuyruk	6.434446	0.78071	8.242	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4233.975

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

FIGARCH (1,d,1) için gerekli pozitiflik sınırlamasına rastlanmamıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23143	4.2274	2.3642e-005
Excess Kurtosis	2.1604	19.741	9.5179e-087
Jarque-Bera	406.59	406.59	5.1195e-089

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.229089	Shibata	-4.229114
Schwarz	-4.209478	Hannan-Quinn	-4.221888

46) FlgarchBBM (1,d,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (1, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001662	0.00062419	2.663	0.0078
Cst (V)	0.596876	0.35910	1.662	0.0966
d-Figarch	0.327386	0.066088	4.954	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.271260	0.20102	1.349	0.1773
GARCH (Beta1)	0.427489	0.22705	1.883	0.0599

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 5

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4178.988

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

FIGARCH (1,d,1) için pozitiflik sınırlamasına rastlanmıştır. (0.0999034<0.27126<0.557538 ve -0.0212954<0.073219 için geçerlidir).

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23516	4.2956	1.7422e-005
Excess Kurtosis	2.1517	19.662	4.5472e-086
Jarque-Bera	404.06	404.06	1.8153e-088

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.176076	Shibata	-4.176088
Schwarz	-4.162068	Hannan-Quinn	-4.170932

47) FlgarchBBM (1,d,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (1, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Student, 6.33727 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001893	0.00058072	3.260	0.0011
Cst (V)	0.652316	0.47094	1.385	0.1662
d-Figarch	0.324799	0.071668	4.532	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.216372	0.29359	0.7370	0.4612
GARCH (Beta1)	0.364534	0.32060	1.137	0.2557
Student (DF)	6.337278	0.81861	7.741	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4233.254

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

FIGARCH (1,d,1) için pozitiflik sınırlamasına rastlanmıştır.

(0.0397354<0.216372<0.5584 ve -0.039375<0.0643899 için geçerlidir).

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24548	4.4840	7.3240e-006
Excess Kurtosis	2.1879	19.993	6.3706e-089
Jarque-Bera	418.79	418.79	1.1507e-091

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.229369	Shibata	-4.229387
Schwarz	-4.212559	Hannan-Quinn	-4.223197

48) FlgarchBBM (1,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (1, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.37182.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001569	0.00055003	2.852	0.0044
Cst (V)	0.628144	0.47721	1.316	0.1882
d-Figarch	0.319699	0.073588	4.344	0.0000
ARCH(Alpha1)	0.220686	0.29238	0.7548	0.4505
GARCH(Beta1)	0.369347	0.32379	1.141	0.2541
G.E.D. (DF)	1.371822	0.056304	24.36	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4224.049

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

FIGARCH (1,d,1) için pozitiflik sınırlamasına rastlanmıştır.

0.049649<0.220686<0.5601 ve -0.0381927<0.0631721 için geçerlidir).

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24286	4.4363	9.1526e-006
Excess Kurtosis	2.1659	19.792	3.5100e-087
Jarque-Bera	410.39	410.39	7.6874e-090

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.220160	Shibata	-4.220178
Schwarz	-4.203350	Hannan-Quinn	-4.213987

49) FlgarchBBM (1,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (1, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.24835, Asimetri Katsayısı 0.0341449.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002133	0.00062377	3.420	0.0006
Cst (V)	0.660521	0.47725	1.384	0.1665
d-Figarch	0.324276	0.071398	4.542	0.0000
ARCH (Alpha1)	0.210639	0.29240	0.7204	0.4714
GARCH (Beta1)	0.362183	0.31986	1.132	0.2576
Asimetri	0.034145	0.032391	1.054	0.2919
Kuyruk	6.248352	0.79912	7.819	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4233.811

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

FIGARCH (1,d,1) için pozitiflik sınırlamasına rastlanmıştır.

(0.0379069<0.210639<0.558575 ve -0.0412554<0.0625606 için geçerlidir).

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24129	4.4075	1.0455e-005
Excess Kurtosis	2.1893	20.005	4.9684e-089
Jarque-Bera	418.61	418.61	1.2619e-091

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.228926	Shibata	-4.228950
Schwarz	-4.209314	Hannan-Quinn	-4.221725

50) AR(1) FIgarchBBM (1,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (1, d, 1)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.37684.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001559	0.00059377	2.625	0.0087
AR(1)	0.028474	0.021817	1.305	0.1920
Cst (V)	0.625837	0.46101	1.358	0.1748
d-Figarch	0.322010	0.073519	4.380	0.0000
ARCH(Alpha1)	0.212345	0.28237	0.7520	0.4521
GARCH(Beta1)	0.364425	0.31381	1.161	0.2457
G.E.D. (DF)	1.376841	0.056540	24.35	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4224.803

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

FIGARCH (1,d,1) için pozitiflik sınırlamasına rastlanmıştır.

(0.0424152<0.212345<0.55933 ve -0.0407827<0.0619265 için geçerlidir).

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23854	4.3572	1.3172e-005
Excess Kurtosis	2.1672	19.803	2.7817e-087
Jarque-Bera	410.15	410.15	8.6303e-090

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.219913	Shibata	-4.219937
Schwarz	-4.200302	Hannan-Quinn	-4.212712

51) AR(1) FigarchBBM (2,d,2) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: FIGARCH (2, d, 2)

BBM metodu (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Student, 6.386 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001886	0.00059890	3.149	0.0017
AR(1)	0.035502	0.023701	1.498	0.1343
Cst (V)	0.481642	0.49526	0.9725	0.3309
d-Figarch	0.349061	0.081545	4.281	0.0000
ARCH(Alpha1)	0.118905	0.52805	0.2252	0.8219
ARCH(Alpha2)	0.197933	0.15444	1.282	0.2001
GARCH(Beta1)	0.296031	0.55123	0.5370	0.5913
GARCH(Beta2)	0.193457	0.20606	0.9388	0.3479
Student (DF)	6.386004	0.83172	7.678	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4235.182

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23842	4.3551	1.3301e-005
Excess Kurtosis	2.1627	19.763	6.2339e-087
Jarque-Bera	408.53	408.53	1.9442e-089

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.228296	Shibata	-4.228337
Schwarz	-4.203082	Hannan-Quinn	-4.219038

52) Gjr (1,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GJR (1, 1)

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001463	0.00063653	2.298	0.0216
Cst (V)	0.461363	0.14443	3.194	0.0014
ARCH(Alpha1)	0.108391	0.019644	5.518	0.0000
GARCH(Beta1)	0.835275	0.028632	29.17	0.0000
GJR(Gamma1)	0.035247	0.021408	1.646	0.0998

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 5

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4170.235

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ dır. (bu dağılım için $k=0.5$) Bu değerlendirme için bu toplam 0.961189 dır. GJR için dördüncü anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul birden küçük olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21911	4.0024	6.2713e-005
Excess Kurtosis	2.1777	19.900	4.0983e-088
Jarque-Bera	411.00	411.00	5.6452e-090

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.167319	Shibata	-4.167331
Schwarz	-4.153311	Hannan-Quinn	-4.162175

53) Gjr (1,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GJR (1, 1)

Dağılım: Student, 5.96599 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001616	0.00058652	2.755	0.0059
Cst (V)	0.493797	0.17570	2.810	0.0050
ARCH (Alpha1)	0.100850	0.025355	3.978	0.0001
GARCH (Beta1)	0.824860	0.037666	21.90	0.0000
GJR (Gamma1)	0.070823	0.030746	2.303	0.0214
Student (DF)	5.965991	0.75460	7.906	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4227.969

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ dir. (bu dağılım için $k=0.5$) Bu değerlendirme için bu toplam 0.961122 dir. GJR için dördüncü anın olması koşulu gözlemlenmemiştir. Bu sınırlama 1.02515 ya eşittir, 1 den küçük olmalıdır. Buna karşılık özgürlük derecesi 5.96599 iken bu değer ≥ 5 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.20531	3.7503	0.00017665
Excess Kurtosis	2.2729	20.769	8.1742e-096
Jarque-Bera	444.34	444.34	3.2578e-097

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.224081	Shibata	-4.224099
Schwarz	-4.207272	Hannan-Quinn	-4.217909

54) Gjr (1,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GJR (1, 1)

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.35359.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001348	0.00058478	2.305	0.0213
Cst (V)	0.483752	0.17278	2.800	0.0052
ARCH (Alpha1)	0.104115	0.024019	4.335	0.0000
GARCH (Beta1)	0.827478	0.035964	23.01	0.0000
GJR (Gamma1)	0.054833	0.028228	1.942	0.0522
G.E.D. (DF)	1.353599	0.055633	24.33	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4218.365

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ dir. (bu dağılım için $k=0.5$) Bu değerlendirme için bu toplam 0.959009. GJR için dördüncü anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu sınırlama 0.971255 ya eşittir, 1 den küçük olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21448	3.9178	8.9378e-005
Excess Kurtosis	2.2219	20.304	1.1920e-091
Jarque-Bera	426.54	426.54	2.3884e-093

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.214472	Shibata	-4.214490
Schwarz	-4.197663	Hannan-Quinn	-4.208300

55)Gjr (1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GJR (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.87531, Asimetri Katsayısı 0.0429196.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001926	0.00063299	3.043	0.0024
Cst (V)	0.472198	0.17195	2.746	0.0061
ARCH (Alpha1)	0.095385	0.024598	3.878	0.0001
GARCH (Beta1)	0.830967	0.037130	22.38	0.0000
GJR (Gamma1)	0.072736	0.030393	2.393	0.0168
Asimetri	0.042920	0.032870	1.306	0.1918
Kuyruk	5.875310	0.73489	7.995	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4228.823

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ dır. (bu dağılımda $k = 0.478553$). Bu değerlendirme için bu toplam 0.96116. GJR için dördüncü anın olması koşulu gözlemlenmemiştir. Bu sınırlama 1.02075 e eşittir, 1 den küçük olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19506	3.5631	0.00036653
Excess Kurtosis	2.2909	20.933	2.6586e-097
Jarque-Bera	449.79	449.79	2.1333e-098

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.223935	Shibata	-4.223959
Schwarz	-4.204324	Hannan-Quinn	-4.216734

56) AR(1) Gjr (1,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: GJR (1, 1)

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.361.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001298	0.00060873	2.133	0.0331
AR (1)	0.033841	0.024165	1.400	0.1616
Cst (V)	0.482988	0.16978	2.845	0.0045
ARCH (Alpha1)	0.104072	0.023692	4.393	0.0000
GARCH (Beta1)	0.826232	0.035391	23.35	0.0000
GJR (Gamma1)	0.058097	0.029017	2.002	0.0454
G.E.D. (DF)	1.361009	0.056108	24.26	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : .00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4219.438

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ dir. (bu dağılım için $k=0.5$) Bu değerlendirme için bu toplam 0.959352. GJR için dördüncü anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu sınırlama 0.973811 dir. (< 1 olmalıdır)

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21239	3.8796	0.00010464
Excess Kurtosis	2.2184	20.271	2.2990e-091
Jarque-Bera	424.93	424.93	5.3279e-093

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.214546	Shibata	-4.214570
Schwarz	-4.194934	Hannan-Quinn	-4.207345

57) AR(1) Gjr (2,2) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: GJR (2, 2)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.09039, Asimetri Katsayısı 0.0430423.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001964	0.00064746	3.033	0.0025
AR (1)	0.037329	0.023509	1.588	0.1125
Cst (V)	0.020884	0.012412	1.683	0.0926
ARCH (Alpha1)	0.113022	0.031720	3.563	0.0004
ARCH (Alpha2)	-0.103479	0.030609	-3.381	0.0007
GARCH (Beta1)	1.616626	0.077971	20.73	0.0000
GARCH (Beta2)	-0.629102	0.074267	-8.471	0.0000
GJR (Gamma1)	0.111743	0.045318	2.466	0.0138
GJR (Gamma2)	-0.109204	0.044774	-2.439	0.0148
Asimetri	0.043042	0.033069	1.302	0.1932
Kuyruk	6.090386	0.78932	7.716	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 11

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4238.459

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ dur. (Bu dağılımda $k = 0.478492$) Bu değerlendirme için bu toplam 0.998281.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.18409	3.3627	0.00077195
Excess Kurtosis	2.2498	20.558	6.5203e-094
Jarque-Bera	432.87	432.87	1.0078e-094

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.229573	Shibata	-4.229634
Schwarz	-4.198756	Hannan-Quinn	-4.218258

58) ARMA(1,1) Gjr (2,2) N

Ortalama Modeli : ARMA (1, 1)

Varyans Modeli: GJR (2, 2)

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001451	0.00070627	2.054	0.0401
AR (1)	0.603107	0.21774	2.770	0.0057
MA (1)	-0.552166	0.22828	-2.419	0.0157
Cst (V)	0.027397	0.014060	1.949	0.0515
ARCH (Alpha1)	0.128235	0.027397	4.681	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.116804	0.025893	-4.511	0.0000
GARCH (Beta1)	1.591531	0.093339	17.05	0.0000
GARCH (Beta2)	-0.606209	0.088575	-6.844	0.0000
GJR (Gamma1)	0.068135	0.036609	1.861	0.0629
GJR (Gamma2)	-0.066642	0.036314	-1.835	0.0666

Gözlem Sayısı : 2000
Parametre Sayısı : 10
Ortalama (Y) : 0.00195
Varyans (Y) : 0.00106
Log Olasılık : 4185.130

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ dir. (bu dağılım için $k=0.5$) Bu değerlendirme için bu toplam 0.9974.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19796	3.6161	0.00029911
Excess Kurtosis	2.1378	19.535	5.5714e-085
Jarque-Bera	393.71	393.71	3.2162e-086

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.177219	Shibata	-4.177268
Schwarz	-4.149203	Hannan-Quinn	-4.166931

59) Gjr (3,3) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GJR (3, 3)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.20574, Asimetri Katsayısı 0.0389912.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001874	0.00062782	2.985	0.0029
Cst (V)	0.565100	0.23161	2.440	0.0148
ARCH (Alpha1)	0.132172	0.031403	4.209	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.065004	0.033002	-1.970	0.0490
ARCH (Alpha3)	0.057956	0.030284	1.914	0.0558
GARCH (Beta1)	1.067292	0.062261	17.14	0.0000
GARCH (Beta2)	-1.002981	0.079436	-12.63	0.0000
GARCH (Beta3)	0.723429	0.061815	11.70	0.0000
GJR (Gamma1)	0.043145	0.041676	1.035	0.3007
GJR (Gamma2)	0.045223	0.045529	0.9933	0.3207
GJR (Gamma3)	-0.008539	0.038550	-0.2215	0.8247
Asimetri	0.038991	0.032806	1.189	0.2348
Kuyruk	6.205741	0.82360	7.535	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 13

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4236.679

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. This condition is $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ (Bu dağılım için $k = 0.480514$) Bu değerlendirme için bu toplam 0.951223.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.16954	3.0968	0.0019560
Excess Kurtosis	2.0322	18.570	5.6706e-077
Jarque-Bera	353.54	353.54	1.6942e-077

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.225792	Shibata	-4.225876
Schwarz	-4.189371	Hannan-Quinn	-4.212418

60) Gjr (3,3) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GJR (3, 3)

Dağılım: Normal

Zayıf Yakınsama (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı)

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001572	0.00062827	2.501	0.0124
Cst (V)	0.404734	0.12845	3.151	0.0017
ARCH (Alpha1)	0.153204	0.021791	7.031	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.075784	0.018964	-3.996	0.0001
ARCH (Alpha3)	0.042556	.NaN	.NaN	1.0000
GARCH (Beta1)	1.083349	0.036406	29.76	0.0000
GARCH (Beta2)	-1.018178	0.037848	-26.90	0.0000
GARCH (Beta3)	0.769088	0.035611	21.60	0.0000
GJR (Gamma1)	-0.002320	0.022593	-0.1027	0.9182
GJR (Gamma2)	0.053960	0.019763	2.730	0.0064
GJR (Gamma3)	-0.028911	0.0078610	-3.678	0.0002

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 11

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4188.376

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ dir. (bu dağılım için $k=0.5$) Bu değerlendirme için bu toplam 0.9655.

DİKKAT ! 1 tane negatif varyans kestirilmiştir.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.14756	2.6954	0.0070314
Excess Kurtosis	1.7628	16.108	2.2365e-058
Jarque-Bera	266.08	266.08	1.6656e-058

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.179466	Shibata	-4.179526
Schwarz	-4.148648	Hannan-Quinn	-4.168150

61) ARMA (1,1) Gjr (3,3) N

Ortalama Modeli : ARMA (1, 1)

Varyans Modeli: GJR (3, 3)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.25108, Asimetri Katsayısı 0.0447836.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001791	0.00075428	2.374	0.0177
AR (1)	0.890424	0.13048	6.824	0.0000
MA (1)	-0.867110	0.14436	-6.007	0.0000
Cst (V)	0.544355	0.22202	2.452	0.0143
ARCH (Alpha1)	0.129243	0.030650	4.217	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.063997	0.033717	-1.898	0.0578
ARCH (Alpha3)	0.056106	0.030311	1.851	0.0643
GARCH (Beta1)	1.066958	0.063430	16.82	0.0000
GARCH (Beta2)	-1.003112	0.078345	-12.80	0.0000
GARCH (Beta3)	0.725877	0.063643	11.41	0.0000
GJR (Gamma1)	0.047368	0.042110	1.125	0.2608
GJR (Gamma2)	0.041961	0.044794	0.9368	0.3490
GJR (Gamma3)	-0.001480	0.038472	-0.03846	0.9693
Asimetri	0.044784	0.032781	1.366	0.1721
Kuyruk	6.251090	0.83053	7.527	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 15

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4239.426

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GJR için ikinci anın olması koşulu gözlemlenmiştir. Bu koşul $\alpha(1) + \beta(1) + k \gamma(1) < 1$ dir. (bu dağılım için $k = 0.477623$ dir.) Bu değerlendirme için bu toplam 0.953033.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.16460	3.0066	0.0026418
Excess Kurtosis	2.0411	18.651	1.2396e-077
Jarque-Bera	356.02	356.02	4.9153e-078

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.226539	Shibata	-4.226651
Schwarz	-4.184515	Hannan-Quinn	-4.211109

62) HYGarch (1,d,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: HYGARCH (1, d, 1)

Davidson (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001658	0.00062424	2.656	0.0080
Cst (V)	0.475845	0.51263	0.9282	0.3534
d-Figarch	0.285634	0.13195	2.165	0.0305
ARCH(Alpha1)	0.248115	0.34894	0.7110	0.4771
GARCH(Beta1)	0.378456	0.40938	0.9245	0.3554
Log Alpha (HY)	0.056198	0.16244	0.3460	0.7294

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4179.073

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23621	4.3148	1.5974e-005
Excess Kurtosis	2.1679	19.810	2.4514e-087
Jarque-Bera	410.04	410.04	9.1443e-090

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.175160	Shibata	-4.175178
Schwarz	-4.158351	Hannan-Quinn	-4.168988

63) HYGarch (1,d,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: HYGARCH (1, d, 1)

Davidson (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Student with 6.26854 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001908	0.00058103	3.284	0.0010
Cst (V)	0.262728	1.1218	0.2342	0.8149
d-Figarch	0.192336	0.075073	2.562	0.0105
ARCH(Alpha1)	-0.364438	0.33285	-1.095	0.2737
GARCH(Beta1)	-0.294967	0.35612	-0.8283	0.4076
Student (DF)	6.268542	0.82252	7.621	0.0000
Log Alpha (HY)	0.248220	0.23944	1.037	0.3000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4234.043

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.25437	4.6464	3.3778e-006
Excess Kurtosis	2.2368	20.439	7.5132e-093
Jarque-Bera	438.27	438.27	6.7688e-096

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.229157	Shibata	-4.229182
Schwarz	-4.209546	Hannan-Quinn	-4.221956

64) HYGarch (1,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: HYGARCH (1, d, 1)

Davidson (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: GED Kuyruk Katsayısı 1.3711.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001568	0.00055040	2.849	0.0044
Cst (V)	0.476966	1.0791	0.4420	0.6585
d-Figarch	0.200959	0.074988	2.680	0.0074
ARCH(Alpha1)	-0.335604	0.31842	-1.054	0.2920
GARCH(Beta1)	-0.260744	0.34098	-0.7647	0.4446
G.E.D. (DF)	1.371104	0.056485	24.27	0.0000
Log Alpha (HY)	0.200610	0.22466	0.8930	0.3720

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4224.607

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.25436	4.6462	3.3809e-006
Excess Kurtosis	2.2026	20.127	4.2657e-090
Jarque-Bera	425.65	425.65	3.7288e-093

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.219716	Shibata	-4.219741
Schwarz	-4.200105	Hannan-Quinn	-4.212515

65) HYGarch (1,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: HYGARCH (1, d, 1)

Davidson (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.15818, Asimetri Katsayısı 0.0369873.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002174	0.00062771	3.464	0.0005
Cst (V)	0.169926	1.1380	0.1493	0.8813
d-Figarch	0.185750	0.075527	2.459	0.0140
ARCH(Alpha1)	-0.353738	0.32855	-1.077	0.2818
GARCH(Beta1)	-0.282990	0.35137	-0.8054	0.4207
Asimetri	0.036987	0.032808	1.127	0.2597
Kuyruk	6.158182	0.80141	7.684	0.0000
Log Alpha (HY)	0.271913	0.25333	1.073	0.2832

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4234.681

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24919	4.5518	5.3183e-006
Excess Kurtosis	2.2445	20.510	1.7658e-093
Jarque-Bera	440.29	440.29	2.4735e-096

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.228795	Shibata	-4.228827
Schwarz	-4.206382	Hannan-Quinn	-4.220565

66) HYGarch (2,d,2) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: HYGARCH (2, d, 2)

Davidson (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.37404.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001554	0.00055300	2.811	0.0050
Cst (V)	0.339858	0.45944	0.7397	0.4596
d-Figarch	0.334443	0.17190	1.946	0.0518
ARCH(Alpha1)	0.199089	0.44938	0.4430	0.6578
ARCH(Alpha2)	0.211017	0.15392	1.371	0.1705
GARCH(Beta1)	0.371758	0.48888	0.7604	0.4471
GARCH(Beta2)	0.192451	0.19402	0.9919	0.3214
G.E.D. (DF)	1.374043	0.056804	24.19	0.0000
Log Alpha (HY)	0.017564	0.15292	0.1149	0.9086

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4225.012

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24096	4.4014	1.0755e-005
Excess Kurtosis	2.1455	19.605	1.3889e-085
Jarque-Bera	402.76	402.76	3.4825e-088

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.218122	Shibata	-4.218162
Schwarz	-4.192907	Hannan-Quinn	-4.208863

67) AR (1) HYGarch (1,d,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: HYGARCH (1, d, 1)

Davidson (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.19388, Asimetri Katsayısı 0.0387869.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002193	0.00064414	3.405	0.0007
AR(1)	0.035824	0.023576	1.520	0.1288
Cst (V)	0.157838	1.1055	0.1428	0.8865
d-Figarch	0.188889	0.076717	2.462	0.0139
ARCH(Alpha1)	-0.332740	0.34794	-0.9563	0.3390
GARCH(Beta1)	-0.259201	0.37252	-0.6958	0.4866
Asimetri	0.038787	0.032753	1.184	0.2365
Kuyruk	6.193875	0.80766	7.669	0.0000
Log Alpha (HY)	0.264963	0.24922	1.063	0.2878

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4235.847

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24444	4.4652	8.0011e-006
Excess Kurtosis	2.2461	20.525	1.2970e-093
Jarque-Bera	440.12	440.12	2.6878e-096

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.228962	Shibata	-4.229002
Schwarz	-4.203748	Hannan-Quinn	-4.219703

68) AR (1) HYGarch (2,d,2) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: HYGARCH (2, d, 2)

Davidson (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.20404, Asimetri Katsayısı 0.0382684.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002172	0.00064502	3.367	0.0008
AR(1)	0.036247	0.023604	1.536	0.1248
Cst (V)	0.242625	0.58005	0.4183	0.6758
d-Figarch	0.264808	0.15400	1.720	0.0857
ARCH(Alpha1)	0.102847	0.62734	0.1639	0.8698
ARCH(Alpha2)	0.197685	0.18984	1.041	0.2978
GARCH(Beta1)	0.229448	0.65803	0.3487	0.7274
GARCH(Beta2)	0.187170	0.21128	0.8859	0.3758
Asimetri	0.038268	0.032777	1.168	0.2431
Kuyruk	6.204040	0.81279	7.633	0.0000
Log Alpha (HY)	0.113832	0.24351	0.4675	0.6402

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 11

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4235.999

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23392	4.2729	1.9298e-005
Excess Kurtosis	2.2043	20.142	3.1426e-090
Jarque-Bera	422.93	422.93	1.4505e-092

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.227112	Shibata	-4.227172
Schwarz	-4.196295	Hannan-Quinn	-4.215796

69) ARFIMA (1,d,1) HYGarch (1,d,1) GED

Ortalama Modeli : ARFIMA (1, d, 1)

Varyans Modeli: HYGARCH (1, d, 1)

Davidson (Trankasyon Derecesi : 1000).

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.37464.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001461	0.00076694	1.904	0.0570
d-Arfima	0.040364	0.022332	1.807	0.0708
AR(1)	-0.624091	0.33257	-1.877	0.0607
MA(1)	0.604693	0.34356	1.760	0.0785
Cst (V)	0.337801	0.57987	0.5825	0.5603
d-Figarch	0.263176	0.15237	1.727	0.0843
ARCH(Alpha1)	0.237829	0.47356	0.5022	0.6156
GARCH(Beta1)	0.351214	0.53661	0.6545	0.5129
G.E.D. (DF)	1.374639	0.056760	24.22	0.0000
Log Alpha (HY)	0.095153	0.23209	0.4100	0.6819

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 10

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4226.220

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23078	4.2155	2.4921e-005
Excess Kurtosis	2.2242	20.324	7.8463e-092
Jarque-Bera	429.79	429.79	4.7023e-094

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.218330	Shibata	-4.218379
Schwarz	-4.190314	Hannan-Quinn	-4.208042

70) Igarch(1,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: IGARCH (1, 1)

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001687	0.00061641	2.736	0.0063
Cst (V)	0.187301	0.058962	3.177	0.0015
ARCH (Alpha1)	0.129355	0.021545	6.004	0.0000
GARCH (Beta1)	0.870845			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 4

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4163.797

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23022	4.2054	2.6064e-005
Excess Kurtosis	2.2436	20.501	2.0962e-093
Jarque-Bera	436.91	436.91	1.3342e-095

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.162879	Shibata	-4.162883
Schwarz	-4.154474	Hannan-Quinn	-4.159793

71) Igarch(1,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: IGARCH (1, 1)

Dağılım: Student, 5.36309 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001832	0.00057763	3.172	0.0015
Cst (V)	0.257769	0.10618	2.428	0.0153
ARCH (Alpha1)	0.144654	0.033044	4.378	0.0000
Student (DF)	5.363099	0.65113	8.237	0.0000
GARCH (Beta1)	0.855346			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 5

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4221.301

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24477	4.4711	7.7821e-006
Excess Kurtosis	2.2519	20.577	4.3888e-094
Jarque-Bera	442.33	442.33	8.9036e-097

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.219411	Shibata	-4.219419
Schwarz	-4.208205	Hannan-Quinn	-4.215296

72) Igarch(1,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: IGARCH (1, 1)

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.33211.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001540	0.00054743	2.814	0.0049
Cst (V)	0.204842	0.079777	2.568	0.0103
ARCH(Alpha1)	0.137101	0.028843	4.753	0.0000
G.E.D. (DF)	1.332118	0.056257	23.68	0.0000
GARCH(Beta1)	0.862899			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 5

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4212.149

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24093	4.4010	1.0774e-005
Excess Kurtosis	2.2557	20.612	2.1450e-094
Jarque-Bera	443.13	443.13	5.9556e-097

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.210254	Shibata	-4.210262
Schwarz	-4.199048	Hannan-Quinn	-4.206139

73) Igarch(1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: IGARCH (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.29791, Asimetri Katsayısı 0.0400896.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002163	0.00064162	3.371	0.0008
Cst (V)	0.240957	0.10251	2.351	0.0188
ARCH (Alpha1)	0.137170	0.032669	4.199	0.0000
Asimetri	0.040090	0.033737	1.188	0.2349
Kuyruk	5.297910	0.63491	8.344	0.0000
GARCH (Beta1)	0.862830			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4222.007

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23405	4.2753	1.9087e-005
Excess Kurtosis	2.2466	20.529	1.1766e-093
Jarque-Bera	438.66	438.66	5.5852e-096

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.219117	Shibata	-4.219129
Schwarz	-4.205109	Hannan-Quinn	-4.213973

74) Igarch(2,2) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: IGARCH (2, 2)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.65819, Asimetri Katsayısı 0.0373112.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002165	0.00063444	3.412	0.0007
Cst (V)	0.012622	0.0082500	1.530	0.1262
ARCH(Alpha1)	0.193986	0.033136	5.854	0.0000
ARCH(Alpha2)	-0.181407	0.031306	-5.795	0.0000
GARCH(Beta2)	-0.594138	0.084027	-7.071	0.0000
Asimetri	0.037311	0.033504	1.114	0.2656
Kuyruk	5.658193	0.68798	8.224	0.0000
GARCH(Beta1)	1.581558			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4232.730

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23582	4.3075	1.6509e-005
Excess Kurtosis	2.2537	20.594	3.0889e-094
Jarque-Bera	441.59	441.59	1.2856e-096

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.227844	Shibata	-4.227869
Schwarz	-4.208233	Hannan-Quinn	-4.220643

75) AR(1) Igarch(2,2) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: IGARCH (2, 2)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.68312, Asimetri Katsayısı 0.0391644.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002185	0.00065085	3.357	0.0008
AR(1)	0.036654	0.023674	1.548	0.1217
Cst (V)	0.012706	0.0082311	1.544	0.1228
ARCH (Alpha1)	0.192617	0.032545	5.919	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.180029	0.030760	-5.853	0.0000
GARCH (Beta2)	-0.600847	0.082120	-7.317	0.0000
Asimetri	0.039164	0.033483	1.170	0.2423
Kuyruk	5.683127	0.69052	8.230	0.0000
GARCH (Beta1)	1.588259			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4233.933

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23057	4.2116	2.5353e-005
Excess Kurtosis	2.2530	20.587	3.5726e-094
Jarque-Bera	440.49	440.49	2.2340e-096

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.228047	Shibata	-4.228079
Schwarz	-4.205634	Hannan-Quinn	-4.219817

76) ARMA(1,1) Igarch(1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 1)

Varyans Modeli: IGARCH (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.38322, Asimetri Katsayısı 0.0513243.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002245	0.00071470	3.141	0.0017
AR(1)	0.704925	0.31229	2.257	0.0241
MA(1)	-0.662705	0.33047	-2.005	0.0451
Cst (V)	0.235386	0.096846	2.431	0.0152
ARCH(Alpha1)	0.137425	0.031103	4.418	0.0000
Asimetri	0.051324	0.034306	1.496	0.1348
Kuyruk	5.383222	0.64909	8.293	0.0000
GARCH(Beta1)	0.862575			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4225.307

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.21582	3.9423	8.0687e-005
Excess Kurtosis	2.2390	20.459	4.9540e-093
Jarque-Bera	433.06	433.06	9.1543e-095

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.220418	Shibata	-4.220442
Schwarz	-4.200806	Hannan-Quinn	-4.213217

77) ARMA(1,1) Igarch(1,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (1, 1)

Varyans Modeli: IGARCH (1, 1)

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.34455.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001498	0.00062270	2.406	0.0162
AR (1)	0.653209	0.53444	1.222	0.2218
MA (1)	-0.621180	0.55792	-1.113	0.2657
Cst (V)	0.204215	0.077987	2.619	0.0089
ARCH (Alpha1)	0.138104	0.028283	4.883	0.0000
G.E.D. (DF)	1.344558	0.057350	23.44	0.0000
GARCH (Beta1)	0.861896			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4214.036

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.22814	4.1673	3.0826e-005
Excess Kurtosis	2.2500	20.560	6.2965e-094
Jarque-Bera	438.99	438.99	4.7273e-096

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.210141	Shibata	-4.210159
Schwarz	-4.193332	Hannan-Quinn	-4.203969

78) AR(1) Igarch(1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: IGARCH (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.36442, Asimetri Katsayısı 0.0421478.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002185	0.00066097	3.305	0.0010
AR (1)	0.041819	0.023159	1.806	0.0711
Cst (V)	0.243787	0.10071	2.421	0.0156
ARCH (Alpha1)	0.139957	0.031975	4.377	0.0000
Asimetri	0.042148	0.033745	1.249	0.2118
Kuyruk	5.364420	0.64637	8.299	0.0000
GARCH (Beta1)	0.860043			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 7

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4223.654

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23021	4.2051	2.6096e-005
Excess Kurtosis	2.2529	20.587	3.6087e-094
Jarque-Bera	440.41	440.41	2.3193e-096

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.219764	Shibata	-4.219782
Schwarz	-4.202955	Hannan-Quinn	-4.213592

79) Igarch(3,3) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: IGARCH (3, 3)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.73446, Asimetri Katsayısı 0.036551.

Zayıf Yakınsama (Sayısal türevler kullanılarak doğrusal aramada ilerleme sağlanamadı)

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002064	0.00063517	3.249	0.0012
Cst (V)	0.022809	0.015279	1.493	0.1356
ARCH (Alpha1)	0.194684	0.033225	5.860	0.0000
ARCH (Alpha2)	0.012709	0.0048825	2.603	0.0093
ARCH (Alpha3)	-0.183776	0.031235	-5.884	0.0000
GARCH (Beta2)	0.986963	0.0050771	194.4	0.0000
GARCH (Beta3)	-0.597404	0.082619	-7.231	0.0000
Asimetri	0.036551	0.033459	1.092	0.2748
Kuyruk	5.734462	0.70952	8.082	0.0000
GARCH (Beta1)	0.586824			

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 10

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4234.497

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.20611	3.7650	0.00016656
Excess Kurtosis	2.1223	19.393	8.8806e-084
Jarque-Bera	389.30	389.30	2.9198e-085

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.227611	Shibata	-4.227651
Schwarz	-4.202397	Hannan-Quinn	-4.218353

80) Garch (1,1) N

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GARCH (1, 1)

Dağılım: Normal

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001665	0.00062414	2.668	0.0077
Cst (V)	0.431750	0.14080	3.066	0.0022
ARCH (Alpha1)	0.124299	0.019904	6.245	0.0000
GARCH (Beta1)	0.839538	0.028521	29.44	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 4

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4168.742

Alpha[1]+Beta[1] : 0.96364

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GARCH (1,1) için pozitiflik koşulu sağlanmıştır. Bu koşul $\alpha[L]/[1 - \beta(L)] \geq 0$ dır. GARCH (1,1) in koşulsuz varyansı mevcuttur ve pozitiftir. Koşullar $[0] > 0$, $\alpha[L] + \beta[L] < 1$ ve $\alpha[i] + \beta[i] \geq 0$ dır. GARCH ın dördüncü anının varolması için gerekli koşullar gözlemlenmiştir. Gerekli sınır 0.959497 dır ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23751	4.3385	1.4344e-005
Excess Kurtosis	2.1294	19.458	2.4935e-084
Jarque-Bera	396.46	396.46	8.1064e-087

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.166826	Shibata	-4.166834
Schwarz	-4.155619	Hannan-Quinn	-4.162711

Verinin dağılımı normal dağılımdan daha yüksek bir çan gerektirmektedir. Dağılım ayrıca sola doğru eğiktir. Jarque-Bera istatistiklerine göre modelin veriye uyumunda bir sorun görülmemektedir.

81) Garch (1,1) St-t

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GARCH (1, 1)

Dağılım: Student, 6.04064 özgürlük derecesi.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001843	0.00058049	3.175	0.0015
Cst (V)	0.464620	0.18241	2.547	0.0109
ARCH (Alpha1)	0.132848	0.029675	4.477	0.0000
GARCH (Beta1)	0.829486	0.040111	20.68	0.0000
Student (DF)	6.040649	0.77613	7.783	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 5

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4224.594

Alpha[1]+Beta[1] : 0.96233

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GARCH (1,1) için pozitiflik koşulu sağlanmıştır. Bu koşul $\alpha[L]/[1 - \beta(L)] \geq 0$ dır. GARCH (1,1) in koşulsuz varyansı mevcuttur ve pozitiftir. Koşullar $[0] > 0$, $\alpha[L] + \beta[L] < 1$ ve $\alpha[i] + \beta[i] \geq 0$ dır. GARCH ın dördüncü anının varolması için gerekli koşullar gözlemlenmemiştir. Gerekli sınır 1.01328 dır ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24489	4.4733	7.7012e-006
Excess Kurtosis	2.1472	19.620	1.0369e-085
Jarque-Bera	403.98	403.98	1.8934e-088

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.221704	Shibata	-4.221717
Schwarz	-4.207696	Hannan-Quinn	-4.216561

82) Garch (1,1) GED

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GARCH (1, 1)

Dağılım: GED, Kuyruk Katsayısı 1.35576.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.001536	0.00055417	2.771	0.0056
Cst (V)	0.451347	0.17303	2.608	0.0092
ARCH (Alpha1)	0.128349	0.026251	4.889	0.0000
GARCH (Beta1)	0.832621	0.036874	22.58	0.0000
G.E.D. (DF)	1.355764	0.055974	24.22	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 5

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4216.119

Alpha[1]+Beta[1] : 0.96097

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GARCH (1,1) için pozitiflik koşulu sağlanmıştır. Bu koşul $\alpha[L]/[1 - \beta(L)] \geq 0$ dır. GARCH (1,1) in koşulsuz varyansı mevcuttur ve pozitifdir. Koşullar $[0] > 0$, $\alpha[L] + \beta[L] < 1$ ve $\alpha[i] + \beta[i] \geq 0$ dır. GARCH ın dördüncü anının varolması için gerekli koşullar gözlemlenmiştir. Sınır değer 0.96992 dır ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24390	4.4552	8.3811e-006
Excess Kurtosis	2.1329	19.490	1.3348e-084
Jarque-Bera	398.73	398.73	2.6083e-087

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.213226	Shibata	-4.213238
Schwarz	-4.199218	Hannan-Quinn	-4.208082

83) Garch (1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (0, 0)

Varyans Modeli: GARCH (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 5.9582, Asimetri Katsayısı 0.0330703.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002087	0.00062889	3.318	0.0009
Cst (V)	0.443287	0.18042	2.457	0.0141
ARCH (Alpha1)	0.128598	0.029613	4.343	0.0000
GARCH (Beta1)	0.835733	0.040181	20.80	0.0000
Asimetri	0.033070	0.032597	1.015	0.3105
Kuyruk	5.958209	0.76054	7.834	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 6

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4225.110

Alpha[1]+Beta[1] : 0.96433

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GARCH (1,1) için pozitiflik koşulu sağlanmıştır. Bu koşul $\alpha[L]/[1 - \beta(L)] \geq 0$ dır. GARCH (1,1) in koşulsuz varyansı mevcuttur ve pozitifdir. Koşullar $\alpha[0] > 0$, $\alpha[L] + \beta[L] < 1$ ve $\alpha[i] + \beta[i] \geq 0$ dır. GARCH ın dördüncü anının varolması için gerekli koşullar gözlemlenmemiştir. Sınır değer 1.01399 dır ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23857	4.3578	1.3135e-005
Excess Kurtosis	2.1480	19.628	8.9061e-086
Jarque-Bera	403.26	403.26	2.7080e-088

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.221221	Shibata	-4.221239
Schwarz	-4.204411	Hannan-Quinn	-4.215049

84) AR(1) Garch (1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: GARCH (1, 1)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.01856, Asimetri Katsayısı 0.0352146.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002106	0.00064835	3.248	0.0012
AR(1)	0.040435	0.023244	1.740	0.0821
Cst (V)	0.437462	0.17366	2.519	0.0118
ARCH (Alpha1)	0.130282	0.028891	4.509	0.0000
GARCH (Beta1)	0.834801	0.038737	21.55	0.0000
Asimetri	0.035215	0.032625	1.079	0.2806
Kuyruk	6.018569	0.77254	7.791	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000
Parametre Sayısı : 7
Ortalama (Y) : 0.00195
Varyans (Y) : 0.00106
Log Olasılık : 4226.638
Alpha[1]+Beta[1] : 0.96508

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GARCH (1,1) için pozitiflik koşulu sağlanmıştır. Bu koşul $\alpha[L]/[1 - \beta(L)] \geq 0$ dır. GARCH (1,1) in koşulsuz varyansı mevcuttur ve pozitiftir. Koşullar $[0] > 0$, $\alpha[L] + \beta[L] < 1$ ve $\alpha[i] + \beta[i] \geq 0$ dır. GARCH ın dördüncü anının varolması için gerekli koşullar gözlemlenmemiştir. Sınır değer 1.01613 dır ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23345	4.2643	2.0050e-005
Excess Kurtosis	2.1503	19.649	5.8948e-086
Jarque-Bera	403.28	403.28	2.6862e-088

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.221748	Shibata	-4.221773
Schwarz	-4.202137	Hannan-Quinn	-4.214547

85) AR(1) Garch(2,2) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: GARCH (2, 2)

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.17109, Asimetri Katsayısı 0.035247.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.002143	0.00064212	3.337	0.0009
AR(1)	0.036618	0.023672	1.547	0.1220
Cst (V)	0.024131	0.014592	1.654	0.0983
ARCH (Alpha1)	0.173578	0.031301	5.545	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.160978	0.029716	-5.417	0.0000
GARCH (Beta1)	1.574651	0.090802	17.34	0.0000
GARCH (Beta2)	-0.589243	0.086164	-6.839	0.0000
Asimetri	0.035247	0.032733	1.077	0.2817
Kuyruk	6.171089	0.81269	7.593	0.0000

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 9

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4235.253

Alpha[1]+Beta[1] : 0.99801

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GARCH (2,2) için pozitiflik koşulu sağlanmıştır. Bu koşul $\alpha[L]/[1 - \beta(L)] \geq 0$ dır. GARCH (2,2) için koşulsuz varyans mevcut değildir ve/veya pozitif değildir. Koşullar $[0] > 0$, $\alpha[L] + \beta[L] < 1$ ve $\alpha[i] + \beta[i] \geq 0$ dır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.23162	4.2309	2.3277e-005
Excess Kurtosis	2.1608	19.745	8.9179e-087
Jarque-Bera	406.75	406.75	4.7280e-089

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.228367	Shibata	-4.228407
Schwarz	-4.203153	Hannan-Quinn	-4.219109

86) AR(1)ARCH in Mean Garch (1,1) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (1, 0)

Varyans Modeli: GARCH (1, 1)

ARCH in-mean

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.02781, Asimetri Katsayısı 0.0374595.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.000527	0.0011678	0.4512	0.6519
AR(1)	0.038553	0.023357	1.651	0.0990
Cst (V)	0.491400	0.18572	2.646	0.0082
ARCH(Alpha1)	0.141809	0.030108	4.710	0.0000
GARCH(Beta1)	0.819496	0.040262	20.35	0.0000
Asimetri	0.037459	0.032746	1.144	0.2528
Kuyruk	6.027815	0.77665	7.761	0.0000
ARCH-in-mean(var)	1.950177	1.2073	1.615	0.1064

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 8

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4227.924

Alpha[1]+Beta[1] : 0.96130

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GARCH (1,1) için pozitiflik koşulu sağlanmıştır. Bu koşul $\alpha[L]/[1 - \beta(L)] \geq 0$ dır. GARCH (1,1) in koşulsuz varyansı mevcuttur ve pozitiftir. Koşullar $[0] > 0$, $\alpha[L] + \beta[L] < 1$ ve $\alpha[i] + \beta[i] \geq 0$ dır. GARCH ın dördüncü anının varolması için gerekli koşullar gözlemlenmemiştir. Sınır değer 1.02429 dır ve < 1 olmalıdır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.24583	4.4905	7.1041e-006
Excess Kurtosis	2.1392	19.548	4.3188e-085
Jarque-Bera	401.29	401.29	7.2485e-088

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.222035	Shibata	-4.222067
Schwarz	-4.199622	Hannan-Quinn	-4.213805

87) ARMA(2,2) ARCH in Mean Garch (3,3) Skt

Ortalama Modeli : ARMA (2, 2)

Varyans Modeli: GARCH (3, 3)

ARCH in-mean

Dağılım: Eğik Student, Kuyruk Katsayısı 6.26722, Asimetri Katsayısı 0.0411006.

	Katsayı	Std.Sapma	t-değer	t-olası
Cst (M)	0.000437	0.0013437	0.3252	0.7451
AR (1)	-0.020327	0.055302	-0.3676	0.7132
AR (2)	0.919404	0.055021	16.71	0.0000
MA (1)	0.040099	0.063848	0.6280	0.5300
MA (2)	-0.910171	0.063666	-14.30	0.0000
Cst (V)	0.500644	0.25202	1.986	0.0471
ARCH (Alpha1)	0.165949	0.036304	4.571	0.0000
ARCH (Alpha2)	-0.053744	0.042242	-1.272	0.2034
ARCH (Alpha3)	0.050053	0.041955	1.193	0.2330
GARCH (Beta1)	1.071164	0.084230	12.72	0.0000
GARCH (Beta2)	-0.951852	0.14080	-6.760	0.0000
GARCH (Beta3)	0.677267	0.11737	5.770	0.0000
Asimetri	0.041101	0.032944	1.248	0.2123
Kuyruk	6.267222	0.84286	7.436	0.0000
ARCH-in-mean (var)	2.087969	1.4401	1.450	0.1473

Gözlem Sayısı : 2000

Parametre Sayısı : 15

Ortalama (Y) : 0.00195

Varyans (Y) : 0.00106

Log Olasılık : 4238.406

Alpha[1]+Beta[1] : 0.95884

İşleme başlamak için örnek verideki artıkların karesinin ortalaması alınmıştır. GARCH (3,3) için pozitiflik koşulu sağlanamamıştır. Bu koşul $\alpha[L]/[1 - \beta(L)] \geq 0$ dır. GARCH (3,3) için koşulsuz varyans mevcut değildir ve/veya pozitif değildir. Koşullar $[0] > 0$, $\alpha[L] + \beta[L] < 1$ ve $\alpha[i] + \beta[i] \geq 0$ dır.

	İstatistik	t-Test	P-değer
Eğiklik	-0.19371	3.5384	0.00040254
Excess Kurtosis	1.9085	17.439	4.1521e-068
Jarque-Bera	315.87	315.87	2.5656e-069

Bilgi Kriteri (minimize edilmeli)			
Akaike	-4.225519	Shibata	-4.225630
Schwarz	-4.183495	Hannan-Quinn	-4.210088

EK 5

MODELLERE TOPLU BAKIŞ

Model	Model Structure			Log-likelihood	R ²
	Mean Equation	Variance Equation	Distribution		
ARMA11FIAparchCh21Skt	ARMA (1,1)	FIAparchCh (2,d,1)	Skewed-t	4241.82	0.011570
AR1FIAparchCh21Skt	ARMA (1,0)	FIAparchCh (2,d,1)	Skewed-t	4239.99	0.012283
ARMA11Aparch33Skt	ARMA (1,1)	Aparch (3,3)	Skewed-t	4239.96	0.008243
ARMA11GJR33Skt	ARMA (1,1)	GJR (3,3)	Skewed-t	4239.43	0.020429
AR1FIAparchCh11Skt	ARMA (1,0)	FIAparchCh (1,d,1)	Skewed-t	4239.07	0.012136
AR1FIAparchBBM21Skt	ARMA (1,0)	FIAparchBBM (2,d,1)	Skewed-t	4239.05	0.011850
AR1FIAparchCh21St-t	ARMA (1,0)	FIAparchCh (2,d,1)	Student-t	4238.99	0.011743
AR1Gjr22Skt	ARMA (1,0)	GJR (2,2)	Skewed-t	4238.46	0.008727
ARMA22Garch-m33Skt	ARMA (2,2) ARCH-m	GARCH (3,3)	Skewed-t	4238.41	0.014413
AR1Aparch22Skt	ARMA (1,0)	Aparch (2,2)	Skewed-t	4238.40	0.008754
AR1FIAparchBBM11St-t	ARMA (1,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Student-t	4238.10	0.011746
FIAparchCh11Skt	ARMA (0,0)	FIAparchCh (1,d,1)	Skewed-t	4237.81	0.012526
FIAparchBBM11Skt	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Skewed-t	4237.78	0.012499
Aparch22Skt	ARMA (0,0)	Aparch (2,2)	Skewed-t	4237.11	0.008964
FIAparchBBM11St-t	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Student-t	4236.83	0.012130
Gjr33Skt	ARMA (0,0)	GJR (3,3)	Skewed-t	4236.68	0.021404
Aparch33Skt	ARMA (0,0)	Aparch (3,3)	Skewed-t	4236.68	0.021544
FIAparchCh11St-t	ARMA (0,0)	FIAparchCh (1,d,1)	Student-t	4236.47	0.008248
AR1HYGarch22Skt	ARMA (1,0)	HYGarch (2,d,2)	Skewed-t	4236.00	0.012553
AR1HYGarch11Skt	ARMA (1,0)	HYGarch (1,d,1)	Skewed-t	4235.85	0.011973
AR1Garch22Skt	ARMA (1,0)	GARCH (2,2)	Skewed-t	4235.25	0.008062
AR1FIgarchBBM22St-t	ARMA (1,0)	FIgarchBBM (2,d,2)	Student-t	4235.18	0.012166
HYGarch11Skt	ARMA (0,0)	HYGarch (1,d,1)	Skewed-t	4234.68	0.012164
Igarch33Skt	ARMA (0,0)	Igarch (3,3)	Skewed-t	4234.50	0.007316
Garch22	ARMA (0,0)	GARCH (2,2)	Skewed-t	4234.05	0.008096
HYGarch11St-t	ARMA (0,0)	HYGarch (1,d,1)	Student-t	4234.04	0.011766
FIgarchCh11Skt	ARMA (0,0)	FIgarchCh (1,d,1)	Skewed-t	4233.97	0.012142
AR1Igarch22Skt	ARMA (1,0)	Igarch (2,2)	Skewed-t	4233.93	0.008869
FIgarchBBM11Skt	ARMA (0,0)	FIgarchBBM (1,d,1)	Skewed-t	4233.81	0.012040
FIgarchCh11St-t	ARMA (0,0)	FIgarchCh (1,d,1)	Student-t	4233.39	0.011702
FIgarchBBM11St-t	ARMA (0,0)	FIgarchBBM (1,d,1)	Student-t	4233.25	0.011605
Igarch22Skt	ARMA (0,0)	Igarch (2,2)	Skewed-t	4232.73	0.008889
AR1Aparch11Skt	ARMA (1,0)	Aparch (1,1)	Skewed-t	4230.44	0.019801
Aparch11Skt	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	Skewed-t	4228.85	0.020827
Gjr11Skt	ARMA (0,0)	GJR (1,1)	Skewed-t	4228.82	0.020781
AR1FIAparchCh21GED	ARMA (1,0)	FIAparchCh (2,d,1)	GED	4228.42	0.012029
Aparch11St-t	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	Student-t	4227.98	0.020152
Gjr11St-t	ARMA (0,0)	GJR (1,1)	Student-t	4227.97	0.020110
AR1Garch-m11Skt	ARMA (1,0) ARCH-m	GARCH (1,1)	Skewed-t	4227.92	0.017136
AR1FIAparchBBM11GED	ARMA (1,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	GED	4227.41	0.012058
FIAparchCh11GED	ARMA (0,0)	FIAparchCh (1,d,1)	GED	4226.78	0.008485
AR1Garch11Skt	ARMA (1,0)	GARCH (1,1)	Skewed-t	4226.64	0.018712
FIAparchBBM11GED	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	GED	4226.64	0.012252
ARFIMA1d1HYGarch11GED	ARFIMA (1, d, 1)	HYGarch (1,d,1)	GED	4226.22	0.011470
ARMA11Igarch11Skt	ARMA (1,1)	Igarch (1,1)	Skewed-t	4225.31	0.020874
Garch11Skt	ARMA (0,0)	GARCH (1,1)	Skewed-t	4225.11	0.019484
HYGarch22GED	ARMA (0,0)	HYGarch (2,d,2)	GED	4225.01	0.012271
AR1FIgarchBBM11GED	ARMA (1,0)	FIgarchBBM (1,d,1)	GED	4224.80	0.011675
HYGarch11GED	ARMA (0,0)	HYGarch (1,d,1)	GED	4224.61	0.011913
Garch11St-t	ARMA (0,0)	GARCH (1,1)	Student-t	4224.59	0.018916
FIgarchCh11GED	ARMA (0,0)	FIgarchCh (1,d,1)	GED	4224.27	0.011869
FIgarchBBM11GED	ARMA (0,0)	FIgarchBBM (1,d,1)	GED	4224.05	0.011802
AR1Igarch11Skt	ARMA (1,0)	Igarch (1,1)	Skewed-t	4223.65	0.020980
Igarch11Skt	ARMA (0,0)	Igarch (1,1)	Skewed-t	4222.01	0.021975
ARMA11Aparch-m11GED	ARMA (1,1)	Aparch (1,1)	GED	4221.97	0.017656
Igarch11St-t	ARMA (0,0)	Igarch (1,1)	Student-t	4221.30	0.021478
AR1Gjr11GED	ARMA (1,0)	GJR (1,1)	GED	4219.44	0.019125
Gjr11GED	ARMA (0,0)	GJR (1,1)	GED	4218.37	0.019908
Aparch11Ged	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	GED	4218.36	0.019904
Garch11GED	ARMA (0,0)	GARCH (1,1)	GED	4216.12	0.018797
ARMA11Igarch11GED	ARMA (1,1)	Igarch (1,1)	GED	4214.04	0.020875
Igarch11GED	ARMA (0,0)	Igarch (1,1)	GED	4212.15	0.021611
EGarch11St-t	ARMA (0,0)	EGARCH (1,1)	Student-t	4205.20	0.008338

AR1FIEgarch11Skt	ARMA (1,0)	FIEgarch (1,d,1)	Skewed-t	4204.89	0.001940
FIEgarch11Skt	ARMA (0,0)	FIEgarch (1,d,1)	Skewed-t	4203.91	0.001939
FIEgarch11GED	ARMA (0,0)	FIEgarch (1,d,1)	GED	4192.53	0.001941
Gjr33N	ARMA (0,0)	GJR (3,3)	Normal	4188.38	0.018225
ARMA11GJR22N	ARMA (1,1)	GJR (2,2)	Normal	4185.13	0.008162
AR1FIAparchCh21N	ARMA (1,0)	FIAparchCh (2,d,1)	Normal	4184.83	0.010683
FIAparchCh11N	ARMA (0,0)	FIAparchCh (1,d,1)	Normal	4182.80	0.008640
FIAparchBBM11N	ARMA (0,0)	FIAparchBBM (1,d,1)	Normal	4181.37	0.012046
FIgarchCh11N	ARMA (0,0)	FIgarchCh (1,d,1)	Normal	4179.29	0.011889
HYGarch11N	ARMA (0,0)	HYGarch (1,d,1)	Normal	4179.07	0.011810
FIgarchBBM11N	ARMA (0,0)	FIgarchBBM (1,d,1)	Normal	4178.99	0.011863
ARMA11Egarch22Skt	ARMA (1,1)	EGARCH (2,2)	Skewed-t	4174.75	0.020394
AR1Egarch11Skt	ARMA (1,0)	EGARCH (1,1)	Skewed-t	4173.48	0.028131
EGarch11Skt	ARMA (0,0)	EGARCH (1,1)	Skewed-t	4172.21	0.028791
AR1Garch11N	ARMA (1,0)	GARCH (1,1)	Normal	4170.92	0.018349
Aparch11N	ARMA (0,0)	Aparch (1,1)	Normal	4170.24	0.020053
Gjr11N	ARMA (0,0)	GJR (1,1)	Normal	4170.24	0.020052
Garch11N	ARMA (0,0)	GARCH (1,1)	Normal	4168.74	0.019269
Igarch11N	ARMA (0,0)	Igarch (1,1)	Normal	4163.80	0.021846
ARMA11Egarch22GED	ARMA (1,1)	EGARCH (2,2)	GED	4155.49	0.023116
EGarch11GED	ARMA (0,0)	EGARCH (1,1)	GED	4154.92	0.028731
FIEgarch22Skt	ARMA (0,0)	FIEgarch (2,d,2)	Skewed-t	4130.46	0.008663
FIEgarch11St-t	ARMA (0,0)	FIEgarch (1,d,1)	Student-t	4122.17	0.012227
FIEgarch11N	ARMA (0,0)	FIEgarch (1,d,1)	Normal	4120.69	0.001942
EGarch11N	ARMA (0,0)	EGARCH (1,1)	Normal	4096.69	0.028719

Kaynaklar

Baillie, R., T. Bollerslev, and H. Mikkelsen (1996): "Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*, 74, 3–30.
December 17, 2004. <http://www.sciencedirect.com>

Bhardwaj, G. and Swanson, N.-R. (2004): "An Empirical Investigation of the Usefulness of ARFIMA Models for Predicting Macroeconomic and Financial Time Series" *Special issue of the Journal of Econometrics on "Empirical Methods in Macroeconomics and Finance"*
November 15, 2004. <ftp://snide.rutgers.edu/Rutgers/wp/2004-22.pdf>

Bollerslev, T. (1986): "Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity," *Journal of Econometrics*, 31, 307–327.
September 20, 2004. <http://www.sciencedirect.com>

Bollerslev, T., and H. O. Mikkelsen (1996): "Modeling and Pricing Long-Memory in Stock Market Volatility," *Journal of Econometrics*, 73, 151–184.
December 7, 2004. <http://www.sciencedirect.com>

Bos, C. (2004): "GnuDraw, Ox Package for creating GnuPlot graphics" downloaded from the homepage at Tinbergen Research Institute, Vrije Universiteit Amsterdam.
September 20, 2004. <http://www.tinbergen.nl/~cbos/index.html?content=/~cbos/gnudraw.html>

Chung, C.-F. (1999): "Estimating the fractionnally intergrated GARCH model," National Taiwan University working paper.
December 17, 2004. http://gate.sinica.edu.tw/~metrics/Pdf_Papers/Figarch.pdf

Davidson, J. (2001): "Moment and Memory Properties of Linear Conditional Heteroscedasticity Models," Manuscript, Cardiff University.
January 4, 2005. <http://www.ex.ac.uk/~jehd201/hygarch4.pdf>

Davidson, J. (2004): "TS Mod - Time Series Modelling Version 4.05" Software Documentation, University of Exeter.

Ding, Z., C. W. J. Granger, and R. F. Engle (1993): "A Long Memory Property of Stock Market Returns and a New Model," *Journal of Empirical Finance*, 1, 83–106.
September 20, 2004. <http://www.sciencedirect.com>

Doornik, J. A. (1999): An Object Oriented Matrix Programming Language. Timberlake Consultant Ltd., third edn. *Ox Documentation*.

Doornik, J., and M. Ooms (1999): "A Package for Estimating, Forecasting and Simulating ARFIMA Models: Arfima Package 1.0 for Ox," Nuffield College (Oxford) discussion paper.
January 4, 2005. <http://www.doornik.com/download/arfima.pdf>

Engle, R. (1982): "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation," *Econometrica*, 50, 987–1007.
December 7, 2004. <http://www.sciencedirect.com>

Engle, R., and T. Bollerslev (1986): "Modeling the Persistence of Conditional Variances," *Econometric Reviews*, 5, 1–50.

December 17, 2004. <http://www.sciencedirect.com>

Glosten, L., R. Jagannathan, and D. Runkle (1993): "On the relation between expected return on stocks," *Journal of Finance*, 48, 1779–1801.

November 15, 2004. <http://www.sciencedirect.com>

Holton, G. (1996): "Contingency Analysis" family of websites including a riskglossary.

November 10, 2004 <http://www.contingencyanalysis.com>, www.riskglossary.com

Laurent, S., and J.-P. Peters (2002): "A tutorial for G@RCH 2.3 : a complete Ox Package for Estimating and Forecasting ARCH Models," *G@RCH 3.0 documentation*.

Lambert, P., and S. Laurent (2001): "Modelling Financial Time Series Using GARCH-Type Models and a Skewed Student Density," Mimeo, Universite de Liege.

November 10, 2004. <http://www.core.ucl.ac.be/~laurent/pdf/Lambert-Laurent.pdf>

McKenzie, M. and Mitchell, H. (2001): "Generalised Asymmetric Power ARCH Modelling of Exchange Rate Volatility" Royal Melbourne Institute of Technology discussion paper

January 4, 2005. <http://mams.rmit.edu.au/mmt5alsrzd2.pdf>

Mina, J. and Xiao, J.-Y. (2001): "Return to RiskMetrics: The Evolution of a Standard"

Copyright © 2001 RiskMetrics Group. Update and restatement of the mathematical models in the 1996 *RiskMetrics Technical Document*.

November 2, 2004. <http://www.riskmetrics.com>

Nelson, D. (1991): "Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach," *Econometrica*, 59, 349–370.

December 7, 2004. <http://www.sciencedirect.com>

Peters, J.P. (2001) "Estimating and Forecasting Volatility of Stock Indices Using Asymmetric GARCH Models and Skewed Student-t Densities," Working Paper, École d'Administration des Affaires, University of Liège, Belgium,

January 3, 2005. http://www.panagora.com/2001crowell/2001cp_50.pdf

Tse, Y. (1998): "The Conditional Heteroscedasticity of the Yen-Dollar Exchange Rate," *Journal of Applied Econometrics*, 193, 49–55.

November 10, 2004. <http://qed.econ.queensu.ca:80/jae/1998-v13.1/> by <http://ideas.repec.org>

Zakoian, J.-M. (1994): "Threshold Heteroscedastic Models," *Journal of Economic Dynamics and Control*, 18, 931–955.

November 10, 2004. <http://papers.ssrn.com>

Zemke, S. (2003): "Data Mining for Prediction. Financial Series Case" The Royal Institute of Technology Department of Computer and Systems Sciences Doctoral Thesis

December 4, 2004. <http://szemke.math.univ.gda.pl/zemke2003PhD.pdf>