

# Основы статистического анализа в «R»

## Оценка рыночных рисков с помощью обобщённого гиперболического распределения

ЦМФ. Количественная аналитика

# Затабулированные распределения

Название	Обозначение в R	Параметры
Нормальное	norm	mean, sd
t-распределение	t	df
Равномерное	unif	min, max
Хи-квадрат	chisq	df
F-распределение	f	df1, df2
Гамма	gamma	shape, scale
...	...	...

# пример со стандартным нормальным распределением

```
N <- 100; x <- seq(-5,5,by=0.1); alpha <- 0.95
```

```
rnorm(n=N,mean=0,sd=1)
```

# генератор случайных чисел

```
qnorm(alpha,mean=0,sd=1)
```

# квантиль

```
pnorm(x,mean=0,sd=1)
```

# функция распределения

```
dnorm(x,mean=0,sd=1)
```

# функция плотности

# Исходные данные

```
library(datasets)
dax <- EuStockMarkets[, "DAX"]

T <- length(dax) - 1
dax <- dax[2:(T+1)]/dax[1:T] - 1
```

# Сравнение с затабулированным распределением

# эмпирическая плотность распределения

```
dens <- density(dax, bw = "ucv", n = 1024)
```

```
plot(dens$x, dens$y, type = "l", lwd = 5)
```

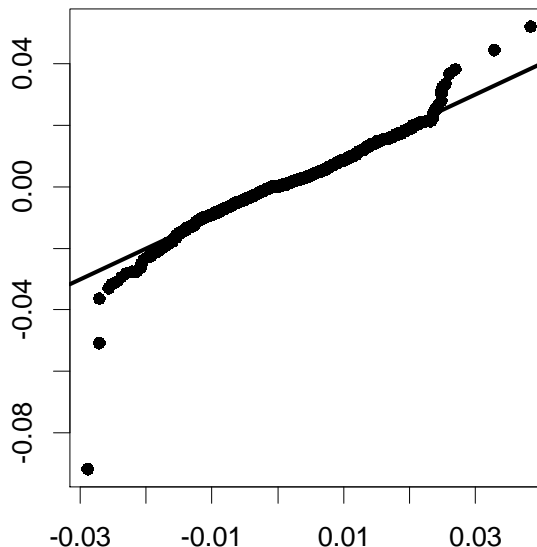
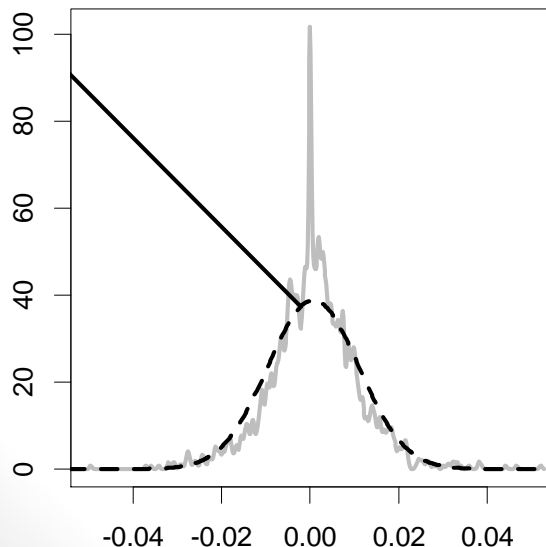
# плотность нормального распределения

```
lines(dens$x, dnorm(dens$x, mean = mean(dax), sd = sd(dax)),  
lty = "dashed", lwd = 5)
```

# график квантиль—квантиль

```
qqplot(rnorm(n=10^3, mean=mean(dax), sd=sd(dax)), dax, pch=16)
```

```
abline(0, 1, lwd=5)
```



# Тесты на нормальность

# Шапиро–Уилка

# гипотеза:  $H_0: x \sim N(\mu, \sigma)$

# статистика:  $W = \frac{(\sum a_i x_{(i)})^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$ ,  $(a_1, \dots, a_n) = \frac{m' V^{-1}}{(m' V^{-1} V^{-1} m)^{0.5}}$ ,

#  $m_i = E(x_{(i)} | x \sim N(0,1))$ ,  $V = cov(m)$

`shapiro.test(dax)`

# Колмогорова–Смирнова

# гипотеза:  $H_0: x \sim F(x)$

# статистика:  $D = \sup_x |y.cdf(x) - F(x)|$

`ks.test(dax, "pnorm", mean = mean(dax), sd = sd(dax))`

# Домашнее задание

- скачать данные о дневных доходностях акции или биржевого индекса с сайтов [finam.ru](http://finam.ru), [finance.yahoo.com](http://finance.yahoo.com) или др. за последние 2 года
- провести тесты на нормальность их распределения
- рассмотреть график «квантиль–квантиль» для эмпирического распределения доходностей и нормального распределения, сделать выводы о лёгкости или тяжести эмпирических хвостов
- написать комментарии

# Обобщённое гиперболическое распределение (GHD)

$$f_{GHD}(x; \mu, \sigma, \gamma, \lambda, \chi, \psi) = \frac{(\psi\chi^2)\psi^\lambda\left(\psi+\frac{\gamma^2}{\sigma^2}\right)^{\frac{1}{2}-\lambda} K_{\lambda-\frac{1}{2}}\left(\sqrt{\left(\chi+\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}\right)\left(\psi+\frac{\gamma^2}{\sigma^2}\right)}\right) e^{\frac{\gamma(x-\mu)}{\sigma^2}}}{(2\pi)^{\frac{1}{2}}\sigma K_\lambda(\psi\chi)^{\frac{1}{2}}\left(\sqrt{\left(\chi+\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}\right)\left(\psi+\frac{\gamma^2}{\sigma^2}\right)}\right)^{\frac{1}{2}-\lambda}}$$

$K_u(v)$  — модифицированная функция Бесселя второго рода

# Оценка параметров распределения

```
install.packages("ghyp")
```

```
library(ghyp)
```

```
fit.[...]uv(dax, symmetric = FALSE, silent = TRUE)
```

# если `symmetric == FALSE`, то оценивается скошенное

# распределение, иначе — симметричное;

# вместо [...] следует подставить название распределения:

# `ghyp` — обобщённое гиперболическое

# `hyp` — гиперболическое

# `NIG` — нормально-обратное гауссовское

# `VG` — Variance-Gamma

# `t` — t-распределение Стьюдента

# `gauss` — нормальное

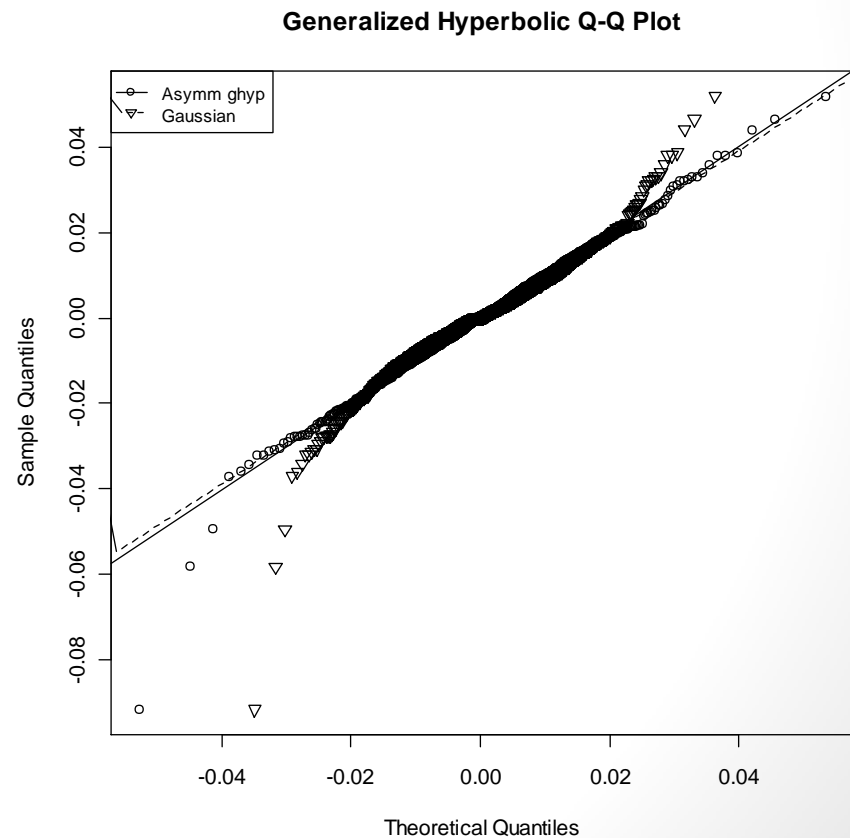
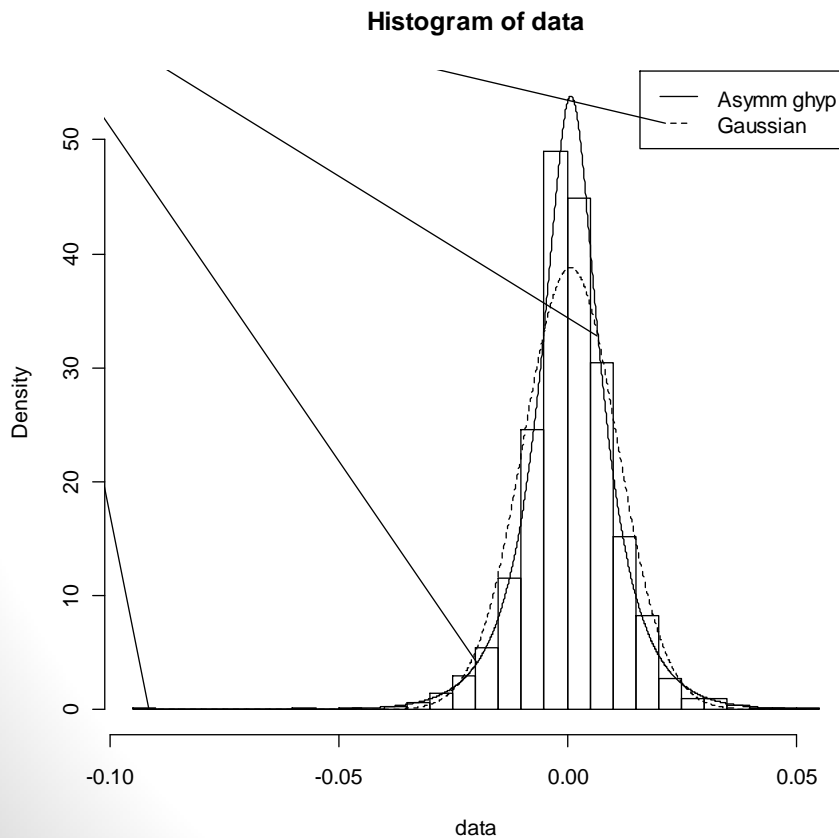


# Графический анализ модели

```
dax.ghyp <- fit.ghypuv(dax,symmetric=FALSE,silent=TRUE)
```

```
hist(dax.ghyp) # гистограмма
```

```
qqghyp(dax.ghyp) # график квантиль-квантиль
```



# Выбор наилучшей модели

Отношение правдоподобия

$H_0$ : более общая модель обладает той же объясняющей силой, что и её частный случай

$$LR = -2 \ln \frac{L_{H_0}}{L_{H_{alt}}} \sim \chi^2(\nu), \quad \nu = df_{H_0} - df_{H_{alt}}$$

```
dax.t <- fit.tuv(dax, symmetric=FALSE, silent=TRUE)
lik.ratio.test(dax.ghyp, dax.t, conf.level=0.95)
```

Информационный критерий Акаике

$AIC = 2k - 2 \ln(L) \rightarrow \min$ ,  $k$  — количество параметров модели

```
aic.uv <- stepAIC.ghyp(dax, dist=c("gauss", "t", "ghyp"),
  symmetric=NULL, silent=TRUE)
summary(aic.uv$best.model) # статистики по модели
```

# Оценка финансового риска

Меры риска:

- граница потерь (Value-at-Risk)

$$P(x < VaR_{1-\alpha}) = 1 - \alpha$$

- ожидаемые потери (Expected Shortfall)

$$ES_{1-\alpha} = E(x | x < VaR_{1-\alpha})$$

Метод Монте-Карло

```
alpha <- 0.1; N <- 10^6
```

```
dax.sim <- rghyp(n=N,object=aic.uv$best.model)
```

```
dax.sim <- sort(dax.sim)
```

```
VaR <- dax.sim[alpha*N]
```

```
# другой вариант: VaR <- qghyp(alpha,object=aic.uv$best.model)
```

```
ES <- mean(dax.sim[1:(alpha*N-1)])
```

VaR	-0.011
ES	-0.018

# Кривая VaR

Используется для тестирования качества оценок риска

Кривая VaR — набор последовательных во времени значений VaR

# разделим выборку на обучающую и экзаменующую

```
T1 <- 6*260; T2 <- T - T1
```

# на пространстве экзаменующей выборки построим набор

# последовательных значений VaR

```
VaR <- numeric()
```

```
h <- 0.5 * 260 # длина обучающей выборки
```

```
for (i in (T1+1):(T1+T2)) {  
  h.dax <- dax[(i-h):(i-1)]  
  dax.fit <- stepAIC.ghyp(h.dax, dist=c("gauss", "t", "ghyp"),  
    symmetric=NULL, silent=TRUE)  
  VaR[i-T1] <- qghyp(alpha, object=dax.fit$best.model)  
}
```

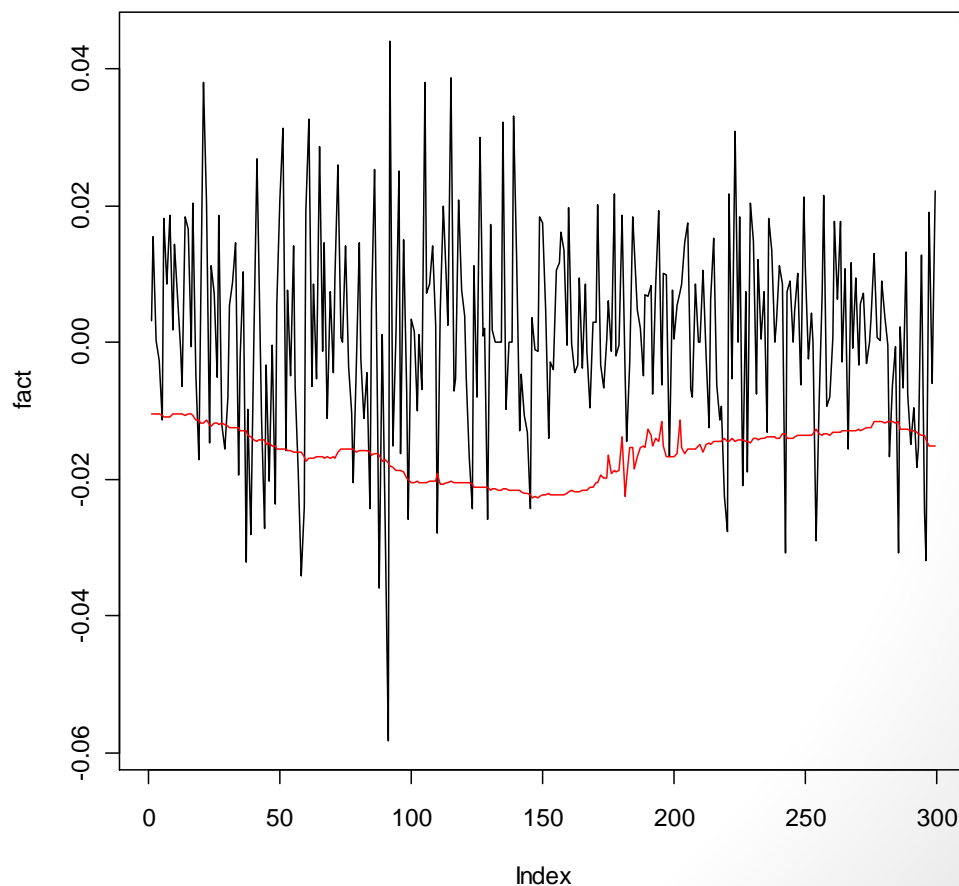
# Кривая VaR

# сравнение оценок риска с фактом

```
fact <- dax[(T1+1):(T1+T2)]
```

```
plot(fact,type="l")
```

```
lines(VaR,col="red")
```



# Кривая VaR

## Тест Купика

Идея состоит в сравнении модельной и эмпирической частот превышений фактическими убытками границы VaR

$$K = \sum I(x_t < VaR_t), \quad \alpha_0 = \frac{K}{T_2}$$

$$H_0: \alpha_0 = \alpha$$

Статистика:

$$S = -2 \ln((1 - \alpha)^{T_2 - K} \alpha^K) + 2 \ln((1 - \alpha_0)^{T_2 - K} \alpha_0^K) \sim \chi^2(1)$$

# тест Купика в R:

```
K <- sum(fact<VaR); alpha0 <- K/T2  
S <- -2*log((1-alpha)^(T2-K)*alpha^K) +  
2*log((1-alpha0)^(T2-K)*alpha0^K)  
p.value <- 1-pchisq(S,df=1)
```

alpha	0.100
alpha0	0.130
p.value	0.092

# Кривая VaR

## Функции потерь

Величина функции потерь измеряет глубину пробоев кривой VaR и интерпретируется как размер понесённых потерь

Функция потерь Лопеса:

$$L_{Lo} = \frac{1}{K} \sum_{t=T_1+1}^{T_2} ((x_t - VaR_t)^2 \cdot I(x_t < VaR_t))$$

Функция потерь Бланко-Ила:

$$L_{BI} = \frac{1}{K} \sum_{t=T_1+1}^{T_2} \left( \frac{x_t - VaR_t}{VaR_t} \cdot I(x_t < VaR_t) \right)$$

# функции потерь в R:

```
L.Lo <- sum((fact-VaR)^2*(fact<VaR))/K
```

```
L.BI <- sum((fact-VaR)/VaR*(fact<VaR))/K
```

L.Lo*10^4	1.399
L.BI	0.611

# Домашнее задание

- рассчитать оценки риска для финансового актива по всей совокупности наблюдений на основе наилучшей модели
- построить кривую VaR на основе ОГР и проверить качество оценок

Исходные данные — дневные котировки акций и биржевых индексов за период с 2014 г. по н.в. с сайтов [finam.ru](http://finam.ru), [finance.yahoo.com](http://finance.yahoo.com)