

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
ИМЕНИ Н. Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра теории функций и стохастического анализа

**МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ  
ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ  
АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ**

студента 2 курса 248 группы  
направления 09.04.03 — Прикладная информатика

механико-математического факультета  
Вайцуля Александра Николаевича

Научный руководитель

доцент, к. ф.-м. н., доцент

\_\_\_\_\_

Е. В. Гудошникова

Заведующий кафедрой

д. ф.-м. н., доцент

\_\_\_\_\_

С. П. Сидоров

Саратов 2025

# ВВЕДЕНИЕ

## **Актуальность темы исследования**

Финансовые временные ряды представляют собой объемные массивы информации по котировкам и объемам торгов акций, валют и других биржевых и внебиржевых инструментов. Временной ряд ведет себя случайным образом. По этой причине финансовые рынки характеризуются высокой степенью неопределенности. В свою очередь, инвесторы сталкиваются с рисками, которые необходимо как-то оценивать [1]. С помощью моделей семейства GARCH возможно прогнозировать в краткосрочной перспективе условную волатильность. На основе прогнозов GARCH можно оценивать количественно риск с помощью метрик VaR.

Актуальность обусловлена подбором и использованием адекватных моделей для оценки рисков в условиях нестабильной экономики. Выбор спецификации модели может существенно улучшить качество инвестиций и управление капиталом.

## **Цель работы**

Целью данной работы является сравнительный анализ моделей GARCH применительно к рядам акций российских компаний. В рамках исследования используются модели: GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, GARCH-M. А также оценка рисков с применением количественной метрики VaR и проведение бэктестирования на основе исторических данных.

## **Практическая значимость работы**

Практическая значимость заключается в возможности использования результатов исследования в деятельности риск-менеджеров и портфельных управляющих при использовании котировок компаний российского сегмента.

## **Научная новизна работы**

Научная новизна заключается в сравнительном анализе динамики волатильности российских активов с помощью моделей семейства GARCH (GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, GARCH-M) и в оценке рисков с применением метода Backtesting VaR. Исследование является прикладным.

В процессе исследования были поставлены следующие задачи:

- построение моделей класса ARIMA для моделирование среднего и вклю-

чение данной модели в качестве комбинации ARIMA/GARCH;

- построение GARCH моделей и их оценка;
- сравнение качества прогнозов моделей GARCH с реализованной волатильностью. Выбор наиболее подходящей модели для каждого актива;
- оценку пригодности моделей для задач управления рисками с применением метода VaR и статистических тестов (в частности, теста Купика).

Работа прошла апробацию на различных конференциях, в частности, на ежегодной студенческой конференции «Актуальные проблемы математики и механики», которую проводил механико-математический факультет СГУ в апреле 2025 года, в секции «Анализ данных», в XIII Международной молодежной научно-практической конференции «Математическое и компьютерное моделирование в экономике, страховании и управлении рисками», ноябрь 2024 года.

**Основное содержание работы.** Данная работа состоит из введения, 5 разделов, заключения.

В первом разделе рассмотрены основные определения и свойства временных рядов. Компонентный состав, стационарность, ACF и PACF, способы сведения ряда к стационарному, тест Дики-Фуллера.

Второй раздел посвящен финансовым рискам. Классификация финансовых рисков, количественные меры риска (VaR, CVaR), методы расчета VaR, бэктестирование VaR, статистический тест Kupiec POF test.

Третий раздел посвящен теме волатильности. Реализованная волатильность, моделируемая волатильность, модели семейства GARCH.

В четвертом разделе содержится теория по оценке качества моделей.

Пятый раздел посвящен практической части. Построение комбинированных моделей ARMA/GARCH. Применение моделей: GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, GARCH-M. Историческое прогнозирование волатильности. Сравнение прогнозов GARCH с реализованной волатильностью. Backtesting VaR с тестом Купика.

### **Компонентный состав временного ряда**

Исследование скорости и интенсивности развития временных рядов при помощи показателей динамики часто не позволяют сразу определить основную тенденцию поступательного движения изучаемого явления. Это зависит

от того, что уровни временного ряда со временем меняются, колеблются, но подобная колеблемость неодинакова и может быть вызвана влиянием различного рода факторов. Принято выделять 4 типа таких факторов:

1. долговременные;
2. сезонные;
3. циклические;
4. нерегулярные;

Таким образом, временной ряд можно представить как функцию четырех компонент, характеризующих действие вышеприведенных факторов. В зависимости от того, как взаимосвязаны факторы между собой, выделяют следующие структурные схемы формирования значений ряда:

$Y_t = F_t + S_t + C_t + E_t$  - аддитивная схема;

$Y_t = F_t \cdot S_t \cdot C_t \cdot E_t$  - мультипликативная схема;

$Y_t = F_t S_t C_t + E_t$  - смешанная схема.

Здесь  $F_t$  - трендовая компонента, характеризующая действие долговременных факторов.  $S_t$  - сезонная компонента.  $C_t$  - циклическая компонента.  $E_t$  - случайная компонента [2].

**Определение.** Временной ряд  $\{x_t\}$  называется стационарным (в широком смысле), если:

1.  $E(x_t) = \text{const}$  (среднее постоянно во времени);
2.  $\text{cov}(x_t, x_{t+h}) = \gamma(h)$  (ковариация зависит от лага  $h$ ).

Понятие стационарного временного ряда означает, что его среднее значение не изменяется во времени, т.е. временной ряд не имеет тренда. Кроме того, ковариация между разными элементами временного ряда (как между случайными величинами) зависит только от того, насколько сильно они отдалены друг от друга во времени. Величина  $h$ , характеризующая разницу во времени между элементами временного ряда, называется *лаговой переменной* или *запаздыванием*. Так как

$$\gamma(0) = \text{cov}(x_t, x_t) = \text{Var}(x_t),$$

то дисперсия стационарного временного ряда также не меняется со временем [3].

**Определение.** Функция  $\gamma(h)$  как функция от лаговой переменной, называется *автоковариационной функцией* временного ряда. Она определена как для положительных, так и для отрицательных лагов  $h$ . Так как

$$\gamma(-h) = cov(x_t, x_{t-h}) = cov(x_{t-h}, x_t) = cov(x_\tau, x_{\tau+h}) = \gamma(h),$$

то  $\gamma(h)$  - четная функция. Для произвольных моментов времени  $t$  и  $s$  очевидно равенство

$$cov(x_t, x_s) = \gamma(t - s).$$

Вычислим теперь коэффициенты корреляции между разными элементами стационарного временного ряда с временным лагом  $h$ :

$$corr(x_t, x_{t+h}) = \frac{cov(x_t, x_{t+h})}{\sqrt{Var(x_t) \cdot Var(x_t)}} = \frac{\gamma(h)}{\sqrt{\gamma(0) \cdot \gamma(0)}} = \frac{\gamma(h)}{\gamma(0)}.$$

Также как и в случае коэффициента ковариации, коэффициент корреляции между разными элементами стационарного временного ряда зависит только от лага между ними. Например,  $corr(x_1, x_3) = corr(x_7, x_9) = corr(x_{15}, x_{17})$ ,  $corr(x_2, x_7) = corr(x_{10}, x_{15}) = corr(x_{24}, x_{29})$ .

**Определение.** Функция  $\rho(h) = corr(x_t, x_{t+h})$  называется автокорреляционной функцией (autocorrelation function, ACF) стационарного временного ряда.

Очевидно, что она также является четной функцией лаговой переменной и  $\rho(0) = 1$ . Для коэффициента автокорреляции очевидно:

$$corr(x_s, x_t) = \rho(s - t).$$

**Определение.** Частная автокорреляционная функция

$$\rho_{part}(h) = corr(x_t, x_{t+h} | x_{t+1}, \dots, x_{t+h-1}).$$

**Определение VaR**

В математических терминах  $VaR_y$  представляет собой нижнюю грань таких неотрицательных величин  $C$  что событие  $Y \geq C$  ( $Y$  – абсолютная вели-

чина убытка для рассматриваемого актива за интересующий период времени (далее временной горизонт)) имеет вероятность, не превосходящую  $\gamma$  (обычно  $\gamma$  – экзогенно задаваемая допустимая вероятность потерь):

$$VaR_\gamma := \inf\{C | Pr[Y \geq C] \leq \gamma\}, \quad (1)$$

где  $Pr(A)$  – вероятность события  $A$ .  $Y$  – абсолютная величина убытка для рассматриваемого актива.  $\gamma = \frac{100-X}{100}$ ,  $\gamma \in (0, 1)$ ,  $X\%$  – экзогенно задаваемый доверительный интервал.

С точки зрения статистики приведенное выше определение означает следующее. Пусть  $F_y$  – функция распределения случайной величины  $Y$ . Тогда  $VaR_y$  представляет собой квантиль функции распределения  $F_y$ :

$$VaR_y = F^{-1}(1 - \gamma), \quad (2)$$

где  $F^{-1}(1 - \gamma)$  – значение функции, обратной к функции распределения  $F_y$ , в точке  $(1 - \gamma)$ .

Таким образом, при вычислении  $VaR$  основной задачей является нахождение искомой функции распределения величины  $Y$  [4].

### **Бэк-тестирование модели VaR**

Целью бэк-тестирования заключается в определении того, насколько точно модель VaR оценивает вероятность наступления убытков, превышающих рассчитанное значение VaR. Если модель корректна, то количество превышений (exceptions) должно быть близко к теоретически ожидаемому числу [5]. Для каждого дня  $t$  из тестируемого периода сравниваются:

- $L_t$  – фактический убыток (отрицательная доходность);
- $VaR_t^\alpha$  – прогнозное значение VaR на тот же день при уровне значимости  $\alpha$ .

Факт превышения (violation) регистрируется, если:

$$L_t > VaR_t^{(\alpha)}. \quad (3)$$

Для каждого дня создаётся индикатор нарушения:

$$I_t = \begin{cases} 1, & \text{если } L_t > VaR_t^{(\alpha)}, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (4)$$

Общее число нарушений за весь тестируемый период длиной  $T$ :

$$x = \sum_{t=1}^T I_t. \quad (5)$$

### Статистический тест: Kupiec POF test

Kupiec Proportion of Failures Test (POF) проверяет гипотезу о том, что доля фактических нарушений  $x/T$  соответствует заданному уровню значимости  $\alpha$ .

- Нулевая гипотеза  $H_0$ : модель корректна,  $P(L_t > VaR_t^{(\alpha)}) = \alpha$ ;
- Альтернативная гипотеза  $H_1$ : модель некорректна.

Статистика теста основана на логарифмическом правдоподобии биномиального распределения:

$$LR_{POF} = -2 \ln \left[ (1 - \alpha)^{T-x} \alpha^x / \left(1 - \frac{x}{T}\right)^{T-x} \left(\frac{x}{T}\right)^x \right].$$

Эта статистика асимптотически распределена по  $\chi^2$  с 1 степенью свободы:

$$LR_{POF} \sim \chi^2(1).$$

Если значение статистики превышает критическое значение  $\chi^2(1)$ , то модель отвергается [6].

### Расчёт реализованной волатильности

Реализованная волатильность вычисляется по следующей формуле:

$$Vol = \sqrt{252 \cdot \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n R_t^2}, \quad (6)$$

где:

- $n$  — количество торговых дней в рассматриваемом периоде (обычно 20);
- 252 — приближённое число торговых дней в году;
- $R_t$  — логарифмическая доходность за день  $t$ .

## Моделируемая волатильность

GARCH(p, q) модель:

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

где:  $\omega > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\beta_j \geq 0$ ,  $\sum \alpha_i + \sum \beta_j < 1$  для стационарности  
EGARCH:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \left( \frac{|\varepsilon_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} \right) + \sum_{i=1}^q \gamma_i \left( \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right) + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2),$$

где:

- Члены с  $\frac{|\varepsilon_{t-i}|}{\sigma_{t-i}}$  отражают эффект масштаба (volatility clustering).
- Члены с  $\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}}$  отвечают за асимметрию, то есть эффект леввериджа: отрицательные шоки могут увеличивать волатильность сильнее, чем положительные.

GJR-GARCH:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \gamma_i \varepsilon_{t-i}^2 I_{\{\varepsilon_{t-i} < 0\}} + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2.$$

Если  $\gamma_i > 0$ , то отрицательные шоки (например, плохие новости) увеличивают волатильность сильнее, чем положительные шоки той же величины.

GARCH-M:

Уравнение доходности:

$$r_t = \mu + \lambda \sigma_t^2 + \varepsilon_t,$$

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

где  $\lambda$  - коэффициент чувствительности к риску.

## Описание данных

Для реализации практической части исследования были выбраны данные по дневным ценам закрытия акций четырех российских компаний: Газпром, Магнит, МТС и СберБанк. Данные взяты с сайта Московской биржи в период с 2018 года по апрель 2025 года [7]. В приложении А находится код исследования на примере акций МТС. Анализ каждой компании аналогичен, поэтому при изменении глобальных переменных *data\_xts* и *data\_xts\_MTSS* на соответствующие названия котировок получатся аналогичные результаты, но с учетом особенностей остальных активов. Код написан на языке R. Используемые библиотеки:

- tidyverse – содержит пакеты для обработки и трансформации данных временных рядов (dplyr), визуализации (ggplot2), чтение файлов (readr);
- ggthemes – темы и стили для ggplot2;
- forecast – прогнозирование временных рядов. Содержит методы для реализации автоматического подбора порядка моделей (ARIMA, ETS и др.);
- gridExtra – объединение нескольких графиков в одном окне;
- rugarch – построение GARCH и их оценка. Расчет VaR на основе прогнозов GARCH, backtesting VaR, тест Купика;
- xts – работа с временными рядами, как с матрицами с метками времени. Удобная фильтрация по датам и времени;
- zoo – базовый пакет, на котором основан xts;
- FinTS – содержит тест на наличие ARCH-эффекта, визуализация остатков;
- tseries – содержит тесты (ADF-тест, Ljung-Box и др.).

## Сравнение GARCH с реализованной волатильностью

Прогнозируемая волатильность, полученная с помощью моделей семейства GARCH, сравнивается с реализованной волатильностью для оценки точности прогноза. На рисунке 5 серым цветом представлена реализованная волатильность. Остальные цвета соотносятся с прогнозами моделей GARCH.

Для агрегации результатов используются метрики: RMSE, MAE,  $R^2$ , MAPE. В таблице 1 представлены результаты оценок.

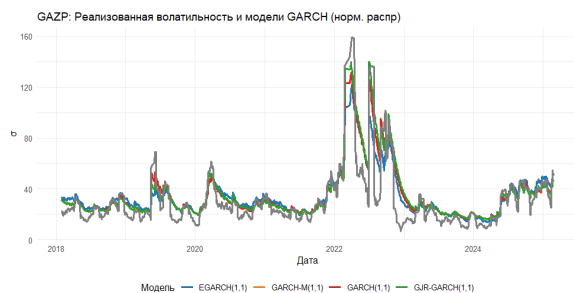


Рисунок 1 – Газпром

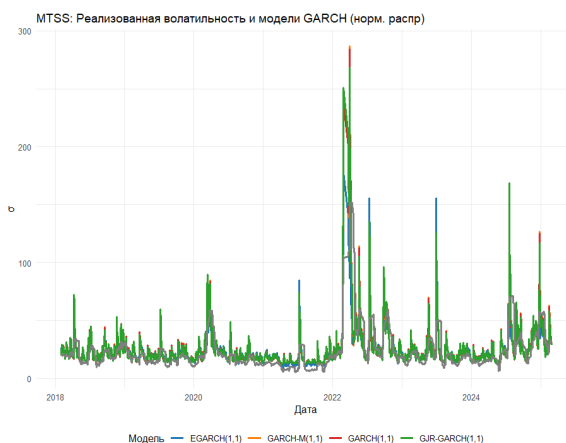


Рисунок 2 – МТС

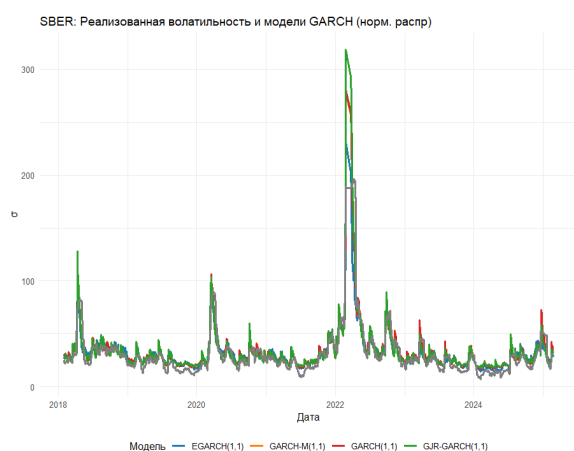


Рисунок 3 – СберБанк

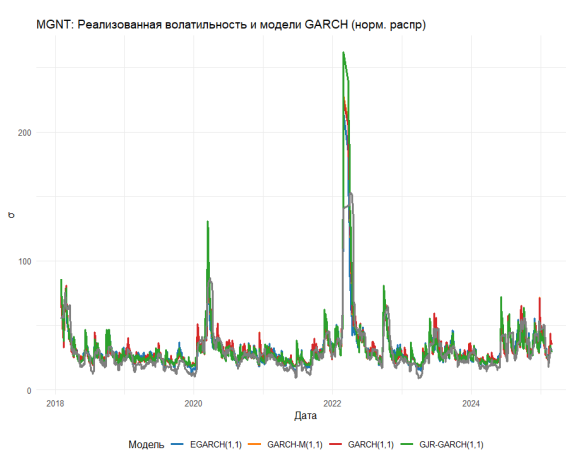


Рисунок 4 – Магнит

Рисунок 5 – Сравнение GARCH моделей (нормальное распределение) с реализованной волатильностью: Газпром, МТС, СберБанк, Магнит

## Результаты анализа

На основе сравнительной таблицы видно, что качество прогнозов моделей GARCH-типов варьируется в зависимости от акции:

- GARCH(1,1) демонстрирует лучшие результаты для акций Магнит. Вероятно, что для данного актива не следует учитывать эффект леввериджа;
- EGARCH(1,1) демонстрирует лучшие результаты для актива МТС. Однако модель выдает плохие результаты по метрике  $R^2$ . Вероятно, в активе присутствует эффект леввериджа, но модель EGARCH(1,1) не описывает в достаточной степени всевозможные шоки;
- GJR-GARCH(1,1) уступает всем моделям и при это почти не отличается

Таблица 1 – Сравнение моделей GARCH с нормальным распределением по метрикам для различных акций. Подсвечены лучшие значения.

| Модель         | Акция | RMSE   | MAE   | $R^2$  | MAPE   |
|----------------|-------|--------|-------|--------|--------|
| GARCH(1,1)     | GAZP  | 11.657 | 7.277 | 0.744  | 31.806 |
|                | MTSS  | 14.258 | 7.896 | 0.392  | 35.11  |
|                | SBER  | 9.557  | 5.868 | 0.82   | 23.048 |
|                | MGNT  | 9.144  | 5.758 | 0.737  | 21.025 |
| EGARCH(1,1)    | GAZP  | 12.407 | 8.19  | 0.71   | 32.564 |
|                | MTSS  | 13.708 | 7.554 | 0.438  | 33.412 |
|                | SBER  | 11.193 | 6.31  | 0.753  | 23.409 |
|                | MGNT  | 10.94  | 6.396 | 0.624  | 22.136 |
| GJR-GARCH(1,1) | GAZP  | 12.357 | 7.563 | 0.7128 | 33.549 |
|                | MTSS  | 14.455 | 7.994 | 0.376  | 35.399 |
|                | SBER  | 10.405 | 6.268 | 0.787  | 24.497 |
|                | MGNT  | 9.949  | 6.056 | 0.689  | 21.77  |
| GARCH-M(1,1)   | GAZP  | 11.584 | 7.243 | 0.747  | 31.598 |
|                | MTSS  | 14.336 | 7.909 | 0.386  | 35.116 |
|                | SBER  | 9.482  | 5.832 | 0.823  | 22.941 |
|                | MGNT  | 9.283  | 5.804 | 0.729  | 21.132 |

по качеству в сравнении с GARCH(1,1);

- GARCH-M(1,1) демонстрирует высокие показатели качества для компаний Газпром и СберБанк. Это говорит о важности включения в уравнение параметра волатильности.

В целом, лучше всего (по числу активов) отработала модель GARCH-M. Данный результат может быть полезным в применении прогнозирования волатильности.

На рисунке 10 представлены результаты бэктестирования с уровнями значимости 0.01 и 0.05.

Из таблиц 2 и 3 видно, что при уровне значимости  $\alpha = 0.01$  фактическое число нарушений (Actual VaR Exceed) превышает ожидаемое значение (Expected Exceed) 12.9 для всех рассмотренных компаний. P-value для всех

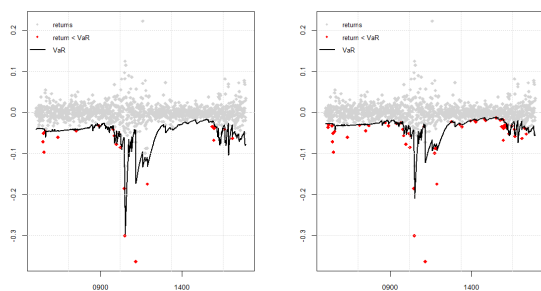


Рисунок 6 – Газпром

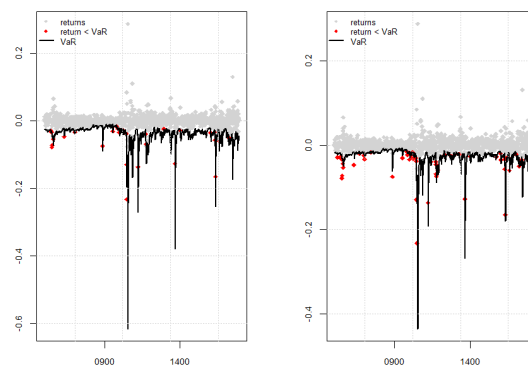


Рисунок 7 – МТС

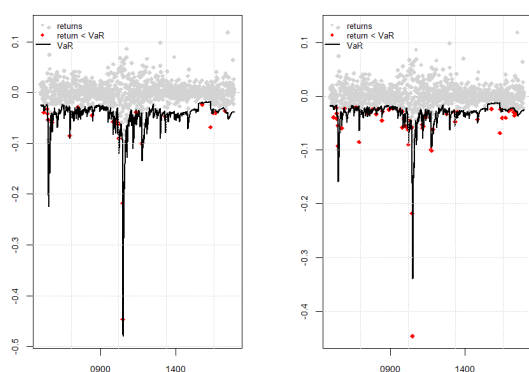


Рисунок 8 – СберБанк

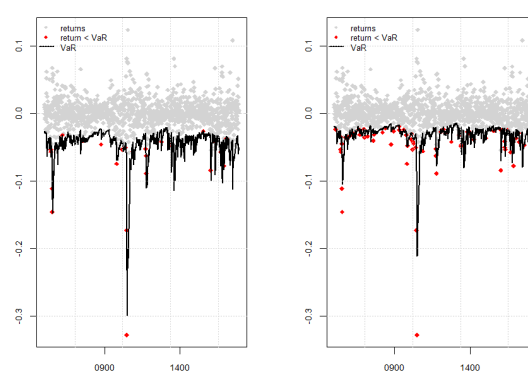


Рисунок 9 – Магнит

Рисунок 10 – Бэктестирование VaR с  $\alpha=0.01$  и  $\alpha=0.05$ : Газпром, МТС, СберБанк, Магнит

Таблица 2 – Результаты backtesting для акций с расчётом VaR для  $\alpha = 0.01$ .

| Акция | Expected Exceed | Actual VaR Exceed | LR.uc p-value |
|-------|-----------------|-------------------|---------------|
| GAZP  | 12.9            | 24                | 0.006         |
| MTSS  | 12.9            | 29                | 0             |
| SBER  | 12.9            | 28                | 0             |
| MGNT  | 12.9            | 24                | 0.006         |

активов меньше 0.05, что гласит об отклонении нулевой гипотезы, которая предполагала, что модель адекватно оценивает риски. В данном случае при уровне значимости  $\alpha = 0.01$  модель VaR недооценивает риски. Не следует

использовать.

Однако при уровне  $\alpha = 0.05$  фактическое число нарушений (Actual VaR Exceed) не превышает ожидаемое значение (Expected Exceed) 64.6 для всех рассмотренных компаний (кроме «Магнит»). P-value для всех активов больше 0.05, что гласит о принятии нулевой гипотезы, которая предполагала, что модель адекватно оценивает риски. В данном случае при уровне значимости  $\alpha = 0.05$  модель VaR адекватно оценивает риски. Можно использовать для оценки рисков.

Таблица 3 – Результаты backtesting для акций с расчётом VaR для  $\alpha = 0.05$ .

| Акция | Expected Exceed | Actual VaR Exceed | LR.uc p-value |
|-------|-----------------|-------------------|---------------|
| GAZP  | 64.6            | 59                | 0.472         |
| MTSS  | 64.6            | 54                | 0.166         |
| SBER  | 64.6            | 63                | 0.843         |
| MGNT  | 64.6            | 68                | 0.662         |

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В исследовании использовались модели GARCH (GARCH, EGARCH, GJR-GARCH, GARCH-M). Прогнозы данных моделей применялись в соответствии с отбором наилучших из них (в сравнении с реализованной волатильностью) для каждого актива компаний: Газпром, МТС, СберБанк, Магнит. Опираясь на прогнозы, использовалась оценка VaR с применением backtesting и теста Купика.

На этапе построения и оценки GARCH выяснилось, что для двух компаний (Газпром, СберБанк) наилучшей моделью является GARCH-M. Это говорит о важности включения в уравнение доходности условной дисперсии для активов российских компаний.

Асимметричные GARCH модели показали примерно сопоставимые результаты с классическим GARCH. Исключением является компания МТС. Предположительно, данная компания наиболее подвержена эффекту левериджа. Однако качество модели оставляет желать лучшего.

С точки зрения оценки рыночного риска с применением VaR можно констатировать следующие результаты. При уровне значимости  $\alpha = 0.01$  фактическое число нарушений (Actual VaR Exceed) превышает ожидаемое значение (Expected Exceed) 12.9 для всех рассмотренных компаний. P-value для всех активов меньше 0.05, что гласит об отклонении нулевой гипотезы, которая предполагала, что модель адекватно оценивает риски. В данном случае при уровне значимости  $\alpha = 0.01$  модель VaR недооценивает риски. Не следует использовать. Однако при уровне  $\alpha = 0.05$  фактическое число нарушений (Actual VaR Exceed) не превышает ожидаемое значение (Expected Exceed) 64.6 для всех рассмотренных компаний (кроме «Магнит»). P-value для всех активов больше 0.05, что гласит о принятии нулевой гипотезы, которая предполагала, что модель адекватно оценивает риски. В данном случае при уровне значимости  $\alpha = 0.05$  модель VaR адекватно оценивает риски. Можно использовать для оценки рисков.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 *Zinenko, A.* Forecasting financial time series using singular spectrum analysis / *A. Zinenko* // *Business Informatics*. — 2023. — Vol. 17. — Pp. 87–100.
- 2 *Сажин, Ю. В.* Анализ временных рядов и прогнозирование / *Ю. В. Сажин, А.В. Катынь, Ю.В. Сарайкин*. — Саранск: Саранск, 2013. — 192 с.
- 3 *Артамонов, Н. В.* Введение в анализ временных рядов / *Н. В. Артамонов, Е.А. Ивин, А.Н. Курбацкий*. — Вологда: ВолНЦ РАН, 2021. — 134 с.
- 4 *Дробыш, И. И.* Модели Value at risk в оценке рыночных рисков / *И. И. Дробыш*. — Москва, 2015. — 12 с.
- 5 Backtesting VaR. — URL: <https://analystprep.com/study-notes/frm/part-2/market-risk-measurement-and-management/backtesting-var/> (дата обращения: 20.04.2025). — Загл. с экрана. — Яз. англ.
- 6 *Tsay, Ruey S..* Analysis of financial time series / *Ruey S.. Tsay*. — US, 2010. — 714 pp.
- 7 Московская биржа. — URL: <https://www.moex.com/ru/issue.aspx?board=TQBR&code=GAZP> (дата обращения: 19.12.2024). — Загл. с экрана. — Яз. рус.