

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

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

Кафедра дифференциальных уравнений и математической
экономики

Цифровые инструменты в изучении автокорреляции биржевых котировок

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 441 группы

направление 09.03.03 — Прикладная информатика

механико-математического факультета

Захарова Романа Алексеевича

Научный руководитель
профессор, д.ф.-м.н., доцент
должность, уч. степень, звание

А. Ю. Трынин
Инициалы, фамилия

Зав. кафедрой
зав. кафедрой., д.ф.-м.н., доцент
уч. степень, звание

В.С. Рыхлов
Инициалы, фамилия

Саратов 2026

Введение. В условиях цифровизации экономики и постоянного увеличения объёма финансовых данных особую актуальность приобретает задача формализованного анализа и прогнозирования динамики биржевых котировок. Современный рынок ценных бумаг характеризуется высокой изменчивостью и наличием как устойчивых, так и кратковременных закономерностей, что требует цифровых инструментов, способных выявлять статистически значимые свойства временных рядов. Биржевые котировки рассматриваются как последовательности наблюдений, упорядоченные во времени, где важны не только сами значения, но и связи между наблюдениями на разных временных расстояниях. Одним из способов исследования таких связей является автокорреляционный анализ для построения краткосрочного прогноза.

Актуальность темы обусловлена необходимостью разработки программного инструмента, объединяющего автокорреляционный отбор признаков и для повышения качества исследования финансовых временных рядов. Особый интерес представляет сочетание этих методов, поскольку первый позволяет выявлять значимые временные задержки, а второй даёт возможность использовать найденные закономерности при построении приближенной модели динамики ряда.

Целью выпускной квалификационной работы является разработка и исследование цифрового инструмента, позволяющего анализировать автокорреляционные свойства биржевых котировок и использовать их для прогнозирования тренда с применением цифровых инструментов технического анализа.

Для достижения поставленной цели в работе были сформулированы следующие задачи:

1. Изучить теоретические основы технического анализа и роль автокорреляции в анализе временных рядов котировок;
2. Разработать архитектуру и программную реализацию цифрового инструмента анализа и прогнозирования;
3. Провести численный эксперимент, выполнить статистическую обработку результатов и проверку устойчивости модели;

4. Сформулировать интерпретацию полученных выводов и практические рекомендации по применению разработанного подхода.

Первый раздел посвящён техническому анализу как инструменту прогнозирования динамики рынка ценных бумаг. В разделе рассматриваются основные принципы технического анализа, классификация индикаторов и ограничения, связанные с шумовой природой финансовых данных и гипотезой эффективности рынка.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|$$

Рис.1 – средняя абсолютная ошибка (e_t – ошибка прогноза)

Особое внимание уделено автокорреляционному анализу, поскольку именно он позволяет формально оценить степень линейной зависимости между значениями ряда с различными временными задержками. Показано, что для корректного анализа целесообразно переходить от уровня цен к логарифмическим доходностям, что снижает влияние нестационарности и масштаба цены. В разделе также подчёркивается, что традиционные индикаторы, как на рис.2 (скользящие средние, уровни поддержки/сопротивления) описывают динамику, но не отвечают на вопрос о наличии статистически заметных зависимостей, что обосновывает необходимость применения автокорреляционных методов.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}$$

Рис.2 – среднеквадратичная ошибка

Второй раздел. Второй раздел посвящён теоретическим основам анализа автокорреляции и использованием цифровых инструментов технического анализа. Проводится различие между строгой интерполяцией, аппроксимацией по методу наименьших квадратов и сглаживанием. Подчёркивается, что для финансовых данных точное прохождение модели через каждую точку приводит к переобучению и неустойчивому прогнозу. Поэтому в работе применяется улучшенный вариант тригонометрической модели: гармонические составляющие отбираются на основе значимых

лагов автокорреляционной функции, а коэффициенты оцениваются методом наименьших квадратов. Такая постановка устраняет избыточную чувствительность к случайным колебаниям и позволяет использовать тригонометрическое представление как способ приближённого описания локального поведения ряда. Описывается процедура нормирования данных внутри скользящего окна, построение матрицы признаков и формулы расчёта коэффициентов. Автокорреляционный анализ выступает в роли предварительного отбора признаков, что связывает статистические свойства ряда с параметрами тригонометрической модели.

Третий раздел. Третий раздел посвящён разработке цифрового инструмента и организации численного эксперимента. В качестве исходных данных используются дневные котировки обыкновенных акций ПАО «Сбербанк» (SBER), а также GAZP, LKOH, ROSN за период 2021–2025 гг.

```
MOEX_URL = (  
    "https://iss.moex.com/iss/history/engines/stock/markets/shares/"  
    "boards/{board}/securities/{secid}.json"  
)  
  
METHOD_NAMES = {  
    "naive": "naive",  
    "moving_average": "moving_average",  
    "linear_trend": "linear_trend",  
    "acf_trig": "acf_trig",  
}
```

Рис. 3– Код загрузки исторических данных при помощи

Источником данных выступает информационно-статистический сервер Московской Биржи (MOEX ISS). Программная реализация выполнена на языке Python в модульной архитектуре, включающей блоки загрузки данных, предварительной обработки, автокорреляционного анализа, тригонометрического моделирования и оценки качества. Используются стандартные библиотеки: numpy для векторизованных вычислений, math для математических операций, csv/json для сохранения результатов, urllib для работы с API биржи. Особое внимание уделено воспроизводимости эксперимента: параметры фиксируются до расчёта метрик, используется скользящее окно (по умолчанию 60 дней), контрольная выборка составляет последние 20% наблюдений. Алгоритм регулярно обновляет коэффициенты на каждом шаге сдвига окна, что

ближе к реальному применению инструмента. В качестве базовых методов для сравнения выбраны наивный прогноз, прогноз по простому скользящему среднему и линейный тренд. Горизонты прогнозирования: 1, 3 и 5 торговых дней.

```
def run_experiment(rows, window, max_lag, max_periods, horizons, test_share):
    dates = [date for date, _ in rows]
    prices = np.array([price for _, price in rows], dtype=float)
    log_prices = np.log(prices)
    returns = np.diff(log_prices)
    start_index = max(window, int(len(prices) * (1 - test_share)))
    methods = list(METHOD_NAMES)
    results = {horizon: {method: [] for method in methods} for horizon in horizons}

    for horizon in horizons:
        for t in range(start_index, len(prices) - horizon):
            current_price = float(prices[t])
            actual_price = float(prices[t + horizon])
            actual_direction = direction(actual_price - current_price)
            return_window = returns[t - window : t]

            forecasts = {"naive": current_price}

            average_return = float(np.mean(return_window))
            forecasts["moving_average"] = float(
                current_price * math.exp(average_return * horizon)
            )

            y_log = log_prices[t - window : t + 1]
            x = np.arange(len(y_log), dtype=float)
            design = np.column_stack([np.ones_like(x), x])
            beta, *_ = np.linalg.lstsq(design, y_log, rcond=None)
            forecast_log = beta[0] + beta[1] * (len(y_log) - 1 + horizon)
            forecasts["linear_trend"] = float(math.exp(forecast_log))

            predicted_returns, periods = trig_predict_returns(
                return_window, horizon, max_lag, max_periods
            )
            forecasts["acf_trig"] = float(
                current_price * math.exp(float(np.sum(predicted_returns)))
            )

            for method, forecast_price in forecasts.items():
                error = actual_price - forecast_price
                predicted_direction = direction(forecast_price - current_price)
                results[horizon][method].append(
                    {
                        "date": dates[t],
                        "target_date": dates[t + horizon],
                        "method": method,
                        "horizon": horizon,
                        "current": current_price,
                        "actual": actual_price,
                        "forecast": forecast_price,
                        "error": error,
                        "abs_error": abs(error),
                        "sq_error": error * error,
                        "smape": (
                            200 * abs(error) / (abs(actual_price) + abs(forecast_price))
                            if (actual_price or forecast_price)
                            else 0.0
                        ),
                        "direction_ok": int(predicted_direction == actual_direction),
                        "periods": ", ".join(str(period) for period in periods),
                    }
                )
            }
    }
```

Рис.4 – основная реализация программного кода
Скрипт выполняет следующие действия:

1. Загружает исторические цены закрытия акции `SBER` или нескольких указанных акций с Московской Биржи.
2. Преобразует цены в логарифмические доходности.
3. Делит данные на расчетную и контрольную части.
4. На скользящем окне строит прогнозы на 1, 3 и 5 торговых дней.
5. Сравнивает предложенный метод с базовыми методами.
6. Считает метрики качества: `MAE`, `RMSE`, `sMAPE`, `DA`.
7. Сохраняет результаты в CSV-файлы.
8. Готовит отдельные таблицы для графиков в работе.
9. При необходимости выполняет расширенный эксперимент по нескольким инструментам.
10. Проводит анализ чувствительности предложенной модели к длине расчетного окна и максимальному лагу автокорреляции.

Четвёртый раздел. Четвёртый раздел посвящён статистической обработке результатов численного эксперимента. В качестве метрик качества использованы средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратическая ошибка (RMSE), симметричная средняя абсолютная процентная ошибка (sMAPE) и точность определения направления изменения (DA). На контрольной выборке акций SBER получено 250 прогнозов для горизонта 1 день, 248 для 3 дней и 246 для 5 дней. Установлено, что предложенная модель не превосходит наивный прогноз по MAE (3,124 против 3,000 руб. для 1 дня; 5,647 против 5,077 руб. для 3 дней; 7,520 против 6,600 руб. для 5 дней). Точность определения направления составляет 48–49%, что близко к случайному угадыванию. Для проверки устойчивости проведён анализ чувствительности к длине окна (40, 60, 120, 180 дней) и максимальному лагу (10, 15, 20 дней). Увеличение окна до 120–180 дней снижает ошибку, однако даже лучшие комбинации параметров не меняют общего вывода. Статистическая проверка (парный t-тест разностей абсолютных ошибок) показала, что для горизонта 1 день различия с базовыми методами не значимы ($p > 0,05$), а для 3 и 5 дней различия значимы, но направлены не в пользу предложенного метода. При этом модель стабильно превосходит линейный тренд, что подтверждает ограниченную, но статистически заметную пользу учёта колебательных составляющих. Основные количественные результаты сведены в итоговые таблицы и

иллюстрируются графиками сравнения ошибок и фрагментами прогнозных траекторий.

Метод	Горизонт	MAE	RMSE	DA
Наивный прогноз	1 день	3,000	4,245	–
Скользящее среднее	1 день	3,057	4,300	52,0%
Линейный тренд	1 день	8,147	10,832	52,8%
Автокорреляция и тригонометрическая модель	1 день	3,124	4,449	48,8%
Наивный прогноз	3 дня	5,077	6,726	–
Скользящее среднее	3 дня	5,236	7,016	54,0%
Линейный тренд	3 дня	9,312	12,149	55,2%

Рис.5 — Итоговые метрики качества прогнозирования

Пятый раздел. Пятый раздел настоящей работы посвящён детальному анализу полученных результатов, их интерпретации с содержательной точки зрения, а также всесторонней оценке применимости разработанного подхода в различных условиях функционирования финансовых рынков. Прежде всего, следует особо подчеркнуть, что сам по себе факт наличия статистически значимых лагов автокорреляции, равно как и вклад выделенных гармонических составляющих в общую дисперсию временного ряда, ни в коем случае не следует трактовать как надёжную гарантию построения устойчивого и высокоточного прогноза на сколько-либо продолжительную перспективу. Это связано с фундаментальным свойством финансового рынка, который не является строго периодической или детерминированной системой, подобной, например, физическим процессам с обратной связью. Напротив, рыночная динамика подвержена влиянию множества трудно предсказуемых факторов, и любые выявленные на исторических данных закономерности, включая автокорреляционные и циклические зависимости, могут внезапно ослабевать, искажаться или полностью исчезать при смене рыночного

режима — например, при переходе от спокойного бокового тренда к волатильному падению или резкому ралли.

Далее в разделе подробно перечисляются основные ограничения предложенного метода, которые необходимо иметь в виду любому исследователю или практику, пытающемуся использовать данный инструмент. Во-первых, подход базируется исключительно на исторических котировках и, по сути, игнорирует влияние любых внешних событий — макроэкономических новостей, корпоративных отчётов, геополитических шоков, изменений процентных ставок или настроений участников рынка. Это делает модель «слепой» к фундаментальным сдвигам. Во-вторых, результаты моделирования демонстрируют высокую чувствительность к выбору длины временного окна (слишком короткое окно приводит к нестабильности оценок, слишком длинное — к учёту уже неактуальных структур) и к числу включаемых в модель гармоник (переизбыток гармоник создаёт иллюзию точности, но на деле ведёт к переобучению). В-третьих, существует значительный риск подгонки модели под случайные, не имеющие повторяемой природы колебания цен, особенно при работе с зашумленными внутрисуточными данными или при недостаточной длине истории. В-четвёртых, предлагаемый инструмент полностью абстрагируется от реалий практического трейдинга: он не учитывает транзакционные издержки (спреды, комиссии, проскальзывание), а также не включает в себя никаких механизмов риск-менеджмента, таких как стоп-лоссы или контроль размера позиции.

На основе проведённого анализа сформулированы следующие практические рекомендации для тех, кто всё же решит применять подобные методы в своей работе. Рекомендуется вместо сырых ценовых рядов анализировать стационарные ряды доходностей, что позволяет снизить влияние трендовой компоненты и ложных корреляций. Следует использовать скользящее временное окно с регулярным (например, ежедневным или еженедельным) обновлением параметров модели, чтобы адаптироваться к меняющимся рыночным условиям. Число гармоник в модели имеет смысл ограничивать только теми частотами, которые соответствуют отобранным по информационным критериям значимым

автокорреляционным лагам, избегая избыточного усложнения. Наконец, крайне важно всегда сравнивать результаты работы разработанного подхода с результатами простых базовых методов — например, с наивным прогнозом «значение последнего наблюдения» или со скользящей средней, — чтобы адекватно оценить реальную добавленную ценность модели.

В заключительной части раздела ещё раз подчёркивается, что разработанный инструмент следует позиционировать прежде всего как средство исследовательского и учебного анализа структуры временных рядов. Он может быть полезен для проверки статистических гипотез о наличии автокорреляционных и колебательных свойств в тех или иных финансовых данных, для визуализации скрытых циклов, а также для образовательных целей — демонстрации принципов спектрального анализа и моделирования временных рядов. Однако данный инструмент не является и не должен рассматриваться как готовая торговая стратегия, пригодная для принятия реальных инвестиционных решений или управления капиталом. Любое использование подхода в практическом трейдинге без дополнительной валидации, учёта рыночных рисков и внесения соответствующих коррективов представляется неоправданным и потенциально убыточным.

Заключение. В процессе выполнения работы была решена комплексная задача разработки и исследования цифрового инструмента, предназначенного для анализа автокорреляционных свойств биржевых котировок и построения краткосрочных прогнозов на основе адаптированной тригонометрической интерполяции. Исследование базировалось на синтезе методов технического анализа, теории временных рядов и численных методов приближения функций. В теоретической части обоснована целесообразность перехода от анализа абсолютных цен к логарифмическим доходностям, что позволило устранить влияние нестационарности и ценового масштаба при расчёте автокорреляционной функции. Показано, что традиционные индикаторы, будучи полезными для визуализации и сглаживания, не дают формальной оценки статистических зависимостей между наблюдениями ряда, в связи с чем автокорреляционный анализ был формализован как этап предварительного отбора значимых временных задержек, используемых далее для определения периодов гармонических составляющих в тригонометрической модели. Основной метод был реализован

программно в виде модульного цифрового инструмента с воспроизводимым вычислительным конвейером и применён к анализу дневных котировок акций российских эмитентов за период 2021–2025 гг. В ходе работы были решены следующие задачи:

1. Изучены теоретические основы технического анализа и роль автокорреляции в анализе временных рядов котировок, обоснован переход к доходностям и сформулированы ограничения прогнозирования на основе исторических цен;
2. Рассмотрены методы приближения функций с использованием тригонометрической интерполяции и их адаптация к финансовым данным, разработана схема сглаженного тригонометрического приближения методом наименьших квадратов с автокорреляционным отбором гармоник;
3. Разработана архитектура и программная реализация цифрового инструмента анализа и прогнозирования, обеспечивающая независимую проверку каждого вычислительного этапа, работу со скользящим окном и минимизацию риска переобучения;
4. Проведён численный эксперимент на данных SBER, GAZP, LKOH и ROSN, выполнена статистическая обработка результатов (MAE, RMSE, sMAPE, DA), проверка статистической значимости различий парным критерием и анализ чувствительности модели к длине окна и максимальному лагу;
5. Сформулирована интерпретация полученных выводов и практические рекомендации по применению разработанного подхода, определены границы его применимости и направления дальнейшего развития.

Таким образом, поставленная цель работы достигнута, а сформулированные задачи решены. Итогом исследования стало построение методически корректной схемы анализа временного ряда финансового индикатора на основе автокорреляционного отбора лагов и тригонометрического приближения методом наименьших квадратов. Количественные результаты эксперимента показали, что разработанная модель демонстрирует устойчивость структуры ошибок и корректно следует за общей динамикой ряда, однако по средней абсолютной и среднеквадратической ошибкам не превосходит наивный прогноз и метод скользящего среднего. Для горизонта в один торговый день различия

статистически не значимы, а при увеличении горизонта до 3 и 5 дней отклонение в сторону более высокой ошибки становится статистически значимым. Точность определения направления изменения находится на уровне 48–49%, что соответствует случайному угадыванию. Анализ чувствительности подтвердил, что увеличение расчётного окна до 120–180 дней снижает ошибку, однако даже оптимальные комбинации параметров не меняют общего вывода о преимуществе простейших базовых методов в задачах краткосрочного прогнозирования. Полученные результаты демонстрируют, что разработанный инструмент эффективен для исследовательского и учебного анализа структуры финансовых временных рядов, выявления локальных колебательных элементов и объективного сравнения сложных моделей с эталонными методами, однако для непосредственного прогнозирования котировок не обеспечивает устойчивого преимущества. Работа создаёт основу для дальнейшего развития методов анализа, расширения программных средств прикладной финансовой аналитики и интеграции дополнительных факторов (объёмы торгов, новостной фон, макроэкономические индикаторы, транзакционные издержки) в прогнозную модель, а также для перехода к многофакторным и адаптивным схемам оценки рыночных режимов.