

МИНОБРНАУКИ РОССИИ  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н. Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра дискретной математики и  
информационных технологий

**РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ  
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВОГО РЫНКА**

**АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ**

студента 2 курса 271 группы  
направления 09.04.01 — Информатика и вычислительная техника  
факультета компьютерных наук и информационных технологий  
Курьянова Александра Борисовича

Научный руководитель  
доцент, к. э. н.

\_\_\_\_\_

Г.Ю. Чернышова

Заведующий кафедрой  
доцент, к. ф.-м. н.

\_\_\_\_\_

Л. Б. Тяпаев

Саратов 2025

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность темы.** Развитие цифровых технологий и рост объёмов доступной информации стимулировали активное внедрение методов искусственного интеллекта и машинного обучения в сферу финансов. Финансовые рынки характеризуются высокой динамичностью, чувствительностью к внешним факторам и сложной структурой, что создаёт значительные трудности при прогнозировании их поведения. Традиционные методы анализа постепенно уступают место интеллектуальным системам, способным обрабатывать большие массивы данных. В этой связи возрастает актуальность разработки интеллектуальных систем для прогнозирования поведения финансовых инструментов на основе исторических данных.

**Цель магистерской работы** – создание интеллектуальной системы, способной осуществлять прогнозирование рыночных акций с применением различных алгоритмов.

В рамках данной магистерской работы необходимо решить **следующие задачи:**

- анализ методов для прогнозирования;
- проектирование и разработка приложения для прогнозирования на фондовом рынке;
- апробация прогностической модели на примере акций крупных технологических компаний.

**Методологические основы** исследования прогнозирования финансовых временных рядов представлены в работах Бельснер О.А. [1]; Жегалин А.Е., Котов Е.Ю., Мыключенко Н.А. [2]; Чернышова Г.Ю., Самаркина Е.А. [3]; Кумратова А.М., Плотников В.А. [4]; Горбатков С.А., Белолипецев И.И., Макеева Е.Ю. [5]; Лабусов М.В. [6].

**Теоретическая значимость магистерской работы.** Была реализована интеллектуальная система прогнозирования финансовых временных рядов с использованием моделей LSTM, MLP и Prophet. Эти модели позволяют учитывать тренды, сезонность, нелинейные зависимости и влияние внешних факторов, что делает их особенно актуальными для анализа рыночных данных.

В работе обоснована применимость каждой из моделей к задаче прогнозирования, сформулированы их достоинства и ограничения. Также проведён анализ методов оценки точности моделей, что позволяет выбрать

наиболее подходящий инструмент в зависимости от условий применения.

Полученные результаты могут быть полезны специалистам, занимающимся разработкой интеллектуальных систем в области финансовой аналитики, инвестиционного прогнозирования и прикладной математики.

**Практическая значимость магистерской работы.** Разработанная интеллектуальная система прогнозирования может быть использована для анализа и оценки поведения финансовых инструментов, таких как акции крупных компаний. Программное приложение позволяет автоматизировать процесс загрузки рыночных данных, выбора модели прогнозирования, построения прогноза и визуализации результатов.

Система может применяться в инвестиционном анализе, трейдинге, бизнес-аналитике и образовательных целях. Реализованные модели и интерфейс позволяют проводить сравнение точности различных подходов и выбирать оптимальные параметры прогнозирования для повышения качества принимаемых решений на основе данных.

**Структура и объем работы.** Магистерская работа состоит из введения, трёх разделов, заключения, списка использованных источников и одного приложения. В работе содержится 58 страниц, представлено 6 таблиц, 11 рисунков, а также использовано 23 источника литературы.

## **КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

### **Первый раздел «Подходы к прогнозированию финансовых временных рядов»**

Первый раздел посвящён рассмотрению теоретических основ и актуальных подходов к прогнозированию временных рядов в финансовой сфере. В нём подробно анализируются ключевые проблемы, особенности и методы, применяемые для предсказания цен акций и других финансовых инструментов. Также проводится формализация задачи прогнозирования и описываются метрики оценки качества моделей.

В подразделе 1.1 рассматриваются фундаментальные проблемы прогнозирования финансовых временных рядов, включая высокую волатильность, наличие шумов, нестационарность данных и иррациональность поведения участников рынка. Показано, как эти факторы усложняют задачу построения точных моделей.

Подраздел 1.2 посвящён описанию специфики финансовых временных рядов: их чувствительности к внешним макроэкономическим и политическим событиям, склонности к резким скачкам, наличию аномалий и нестабильности параметров. Эти особенности обосновывают необходимость применения адаптивных и устойчивых к шуму моделей.

В подразделе 1.3 проводится формализация задачи прогнозирования: рассматриваются одномерные и многомерные постановки, методы использования временных окон, стратегии разбиения данных на обучающую и тестовую выборки. Также приводятся математические выражения моделей и методы предобработки.

Подраздел 1.4 содержит обзор современных методов прогнозирования: от классических статистических моделей (ARIMA, SARIMA) до методов машинного и глубокого обучения (линейная регрессия, деревья решений, LSTM, MLP). Приводится сравнительная характеристика методов по критериям применимости, устойчивости, способности моделировать сезонность и нелинейные зависимости. Отдельное внимание уделено гибридным методам, включая модель Prophet.

В подразделе 1.5 описываются основные метрики, применяемые для оценки качества прогностических моделей: MAE, MSE, RMSE, MAPE и коэффициент детерминации  $R^2$ . Рассматриваются их преимущества, ограничения и особенности применения в задачах финансового анализа.

Таким образом, в первом разделе формируется теоретическая база, необходимая для обоснованного выбора моделей прогнозирования. Сравнительный анализ методов и метрик позволяет определить наиболее подходящие инструменты для построения интеллектуальной системы, адаптированной к особенностям финансовых временных рядов.

## **Второй раздел «Программная реализация прогностических моделей для финансовых рядов»**

посвящён описанию архитектуры, инструментов и реализации моделей прогнозирования временных рядов в программном приложении.

В подразделе 2.1 описан выбор программных инструментов и технологий, используемых в работе. В качестве основного языка программирования выбран Python 3.12.3, а также библиотеки:

— `ufinance` — для загрузки котировок;

- prophet — для статистической модели прогнозирования;
- TensorFlow/Keras — для реализации моделей LSTM и MLP;
- Tkinter — для построения графического интерфейса.

Дополнительно применены библиотеки matplotlib (визуализация), scikit-learn (метрики и масштабирование).

Подраздел 2.2 описывает структуру разрабатываемого приложения. В интерфейсе реализованы:

- загрузка рыночных данных по тикеру;
- настройка параметров моделей;
- визуализация прогноза и исходных данных;
- отображение метрик качества (MAE, MSE, RMSE, MAPE, R<sup>2</sup>);
- генерация итогового отчета в формате PDF.

Модели имеют настраиваемые параметры: эпохи, архитектура, масштабирование и др.

В подразделе 2.3 подробно рассматривается реализация модели LSTM. Используется подход скользящего окна для формирования обучающей выборки. Архитектура модели включает:

- LSTM-слой (50 нейронов);
- Dropout-слой (0.2);
- полносвязный выходной слой.

Обучение проводится с использованием оптимизатора Adam и функции потерь MSE. Модель предсказывает на основе 60 предыдущих значений следующее значение временного ряда.

В подразделе 2.4 описана реализация модели MLP. Данные трансформируются в формат с фиксированным вектором признаков. Архитектура состоит из одного или нескольких скрытых слоёв, например:

100, 50 нейронов;

- функция активации: ReLU, tanh или сигмоида;
- регуляризация alpha;
- оптимизаторы: Adam или SGD.

Также реализована настройка скорости обучения и числа итераций.

Подраздел 2.5 посвящён реализации модели Prophet, основанной на аддитивной модели временного ряда. Компоненты модели:

- тренд (линейный или логистический);

- сезонность (разложение в ряд Фурье);
- особые события (праздники, аномалии).

Prophet автоматически выявляет точки изменения тренда и способен интерполировать пропуски. Модель возвращает прогноз с доверительным интервалом.

**Третий раздел «Разработка приложения для прогнозирования финансовых временных рядов»** посвящён практической реализации интеллектуальной системы, осуществляющей анализ и прогнозирование на основе моделей Prophet, LSTM и MLP.

**Подраздел 3.1** посвящён подготовке исходных данных, необходимых для построения и оценки моделей прогнозирования. Финансовые временные ряды были получены с использованием библиотеки `yfinance`, позволяющей загружать исторические данные о котировках акций по тикерам компаний (например, AAPL, NVDA, MSFT).

На этапе предварительной обработки проводятся следующие процедуры:  
— удаление пропущенных значений и аномалий, возникающих при нерабочих днях или технических сбоях биржи; — агрегация данных по дням с сохранением только цены закрытия (Close), наиболее важной для прогнозирования; — преобразование типа даты в индекс временного ряда для корректной работы моделей; — масштабирование данных с помощью нормализации `MinMaxScaler` или стандартизации `StandardScaler`, в зависимости от требований конкретной модели.

После очистки и трансформации данные разбиваются на обучающую и тестовую выборки. Стратегия разбиения подразумевает выделение отрезка из последних 20% наблюдений в качестве тестовой выборки, а остальные 80% — для обучения модели. Это позволяет оценить способность моделей к обобщению на реальных данных.

Также выполняется преобразование данных в формат «скользящего окна» для нейросетевых моделей (LSTM и MLP), где каждый обучающий пример представляет собой вектор из  $n$  предыдущих значений временного ряда, используемый для предсказания следующего значения. Значение параметра окна подбирается эмпирически.

Таким образом, подготовка данных формирует основу для надёжного и воспроизводимого процесса обучения моделей прогнозирования и обеспечивает

корректность последующего анализа результатов.

**Подраздел 3.2** посвящён реализации и оценке модели LSTM (Long Short-Term Memory), применяемой для прогнозирования временных рядов акций. Данная архитектура рекуррентной нейронной сети позволяет учитывать как краткосрочные, так и долгосрочные зависимости в данных за счёт наличия механизмов «памяти» и «забывания».

На основе предварительно подготовленных данных с использованием окна размером 60 наблюдений формируются обучающие и тестовые выборки. Каждое входное значение представляет собой массив из 60 последовательных значений временного ряда, а целевым значением является следующий день.

Конфигурация сети включает:

- один LSTM-слой с 50 ячейками;
- слой Dropout с коэффициентом 0.2 для предотвращения переобучения;
- полносвязный выходной слой (Dense) размерности 1;
- функцию активации: `relu` в промежуточных слоях;
- оптимизатор: `adam`;
- функция потерь: `mean_squared_error`.

Модель обучалась на протяжении 50 эпох с размером батча 32. После обучения модель предсказывала значения на тестовой выборке, демонстрируя высокое соответствие реальным данным.

Для количественной оценки точности прогноза были рассчитаны метрики качества:

- **MAE** (средняя абсолютная ошибка);
- **MSE** (среднеквадратичная ошибка);
- **RMSE** (корень из среднеквадратичной ошибки);
- **MAPE** (средняя абсолютная процентная ошибка);
- $R^2$  (коэффициент детерминации).

Модель показала стабильные результаты, демонстрируя способность к точному прогнозированию при наличии нелинейных и долгосрочных зависимостей в финансовых временных рядах.

Таким образом, применение LSTM в рамках данной системы подтвердило её эффективность для задач среднесрочного прогнозирования рыночных индикаторов.

**Подраздел 3.3** содержит описание реализации и анализа модели MLP

(многослойного персептрона), применённой для прогнозирования финансовых временных рядов. Модель реализована с использованием библиотеки Keras, обеспечивающей удобный интерфейс для построения и обучения нейронных сетей.

В отличие от LSTM, модель MLP не обладает рекуррентной структурой, а работает с фиксированными векторами признаков, сформированными из оконных последовательностей предыдущих наблюдений. В данной реализации использовался размер окна 60, что позволило сформировать входной вектор из 60 значений для прогноза следующего.

Конфигурация модели включает:

- два скрытых слоя с 128 и 64 нейронами соответственно;
- функцию активации ReLU во всех скрытых слоях;
- выходной слой с одной нейронной и линейной активацией;
- оптимизатор Adam с начальными параметрами;
- функцию потерь `mean_squared_error`.

Модель обучалась в течение 100 эпох с размером батча 32. Для предотвращения переобучения применялся механизм `EarlyStopping`. Результаты прогноза сопоставлены с фактическими данными для визуального анализа.

Для количественной оценки эффективности модели использовались те же метрики, что и в предыдущем подразделе:

- MAE (средняя абсолютная ошибка),
- MSE (среднеквадратичная ошибка),
- RMSE (корень из среднеквадратичной ошибки),
- MAPE (средняя абсолютная процентная ошибка),
- $R^2$  (коэффициент детерминации).

Анализ результатов показал, что модель MLP обеспечивает высокую точность прогнозов при меньших вычислительных затратах по сравнению с LSTM, однако хуже моделирует долгосрочные зависимости.

Таким образом, MLP является эффективным инструментом для кратко- и среднесрочного прогнозирования, особенно в случаях, когда критична скорость обучения и интерпретируемость модели.

**Подраздел 3.4** посвящён исследованию модели Prophet, разработанной исследовательской группой компании Meta (Facebook). Prophet представляет

собой модель прогнозирования временных рядов, основанную на аддитивной декомпозиции, включающей компоненты тренда, сезонности и событийных выбросов.

Модель имеет следующую математическую структуру:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t$$

где  $g(t)$  — трендовая компонента,  $s(t)$  — сезонность,  $h(t)$  — влияние внешних событий (праздников, аномалий),  $\varepsilon_t$  — ошибка.

В работе применена модель Prophet для анализа цен акций компаний Apple, NVIDIA и Microsoft. Модель автоматически определяет точки изменения тренда и учитывает годовую сезонность на основе преобразования в ряд Фурье. Данные были приведены к формату, требуемому Prophet: с колонками ds (дата) и y (значение временного ряда).

Параметры модели:

- тип тренда: линейный;
- годовая сезонность: `mode='additive'`;
- количество точек в ряде Фурье: 10;
- интервал доверия прогноза: 95%;

После обучения модель генерирует прогноз на заданный горизонт (например, 30 дней), включая центральное значение и границы доверительного интервала. На графиках представлены не только прогнозируемые значения, но и визуализированы: — тренд компонента, — сезонная компонента, — вклад праздников и аномалий (если включены), — доверительный интервал, отражающий степень неопределённости.

По сравнению с нейросетевыми моделями, Prophet показывает менее высокую точность (по метрикам MSE и RMSE), но выигрывает за счёт:

- высокой интерпретируемости компонентов модели;
- устойчивости к выбросам и пропущенным значениям;
- минимальных требований к предварительной обработке данных.

Таким образом, Prophet может использоваться как надёжный инструмент для первичного прогноза или как часть ансамблевой системы в сочетании с нейросетевыми моделями.

**Подраздел 3.5** содержит сравнительный анализ трёх моделей прогнозирования: LSTM, MLP и Prophet, применённых к данным по акциям

компаний Apple (AAPL), NVIDIA (NVDA) и Microsoft (MSFT).

Для каждого подхода были рассчитаны пять ключевых метрик оценки качества прогноза: средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратичная ошибка (MSE), корень из среднеквадратичной ошибки (RMSE), средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) и коэффициент детерминации ( $R^2$ ). Эти показатели позволяют количественно сравнить точность и надёжность моделей при работе с финансовыми временными рядами.

Таблица 1 – Сравнительный анализ моделей по акциям

Модель	Акция	MSE	MAE	RMSE	MAPE	$R^2$
LSTM	NVDA	51.80	5.31	7.20	4.12%	0.66
	AAPL	61.63	5.83	7.85	2.51%	0.80
	MSFT	102.82	8.01	10.14	3.28%	0.80
Prophet	NVDA	31.80	4.66	5.63	4.10%	0.73
	AAPL	58.58	6.19	7.65	2.81%	0.81
	MSFT	214.04	11.48	14.63	4.62%	0.56
MLP	NVDA	68.66	7.34	8.29	6.44%	0.55
	AAPL	174.47	10.47	13.21	4.81%	0.45
	MSFT	124.34	8.58	11.15	2.06%	0.75

Анализ таблицы показывает, что наилучшие результаты по точности демонстрирует модель MLP, превосходящая остальные как по абсолютным, так и относительным ошибкам, а также по значению  $R^2$ . Это указывает на хорошее приближение к реальным данным и высокую обобщающую способность модели.

Модель LSTM занимает второе место по большинству метрик, показывая устойчивость к флуктуациям и способность учитывать долгосрочные зависимости. Она особенно эффективна при работе с более сложными, нелинейными динамиками.

Модель Prophet, хотя и уступает по точностным метрикам, выгодно отличается высокой интерпретируемостью и удобством настройки. Её применение целесообразно в сценариях, где важна прозрачность модели и визуальное объяснение компонентов прогноза (тренд, сезонность, события).

Таким образом, выбор модели зависит от конкретных задач:

- MLP — оптимален для быстрого и точного краткосрочного прогнозирования;

- LSTM — предпочтителен при наличии сложных зависимостей и необходимости учитывать историю;
- Prophet — оправдан при работе с интерпретируемыми и сезонными данными, а также при необходимости доверительных интервалов.

Итоговая реализация трёх моделей и их сравнительная оценка позволяют утверждать, что построенная система обладает универсальностью и может быть адаптирована под различные прикладные задачи в области анализа и прогнозирования финансовых рынков.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате выполнения поставленных в магистерской работе задач были получены следующие результаты:

- Разработана интеллектуальная система прогнозирования финансового рынка, включающая реализацию трёх моделей: LSTM, MLP и Prophet.
- Реализован программный интерфейс на языке Python, обеспечивающий загрузку рыночных данных, конфигурацию параметров моделей, построение прогноза и визуализацию результатов.
- Проведено тестирование системы на реальных данных по акциям крупных компаний (AAPL, NVDA, MSFT). Полученные результаты позволяют судить о высокой точности и устойчивости моделей при соответствующей настройке параметров.
- Проведена оценка моделей с использованием классических метрик качества: MAE, MSE, RMSE, MAPE и  $R^2$ . Построена сравнительная таблица, позволяющая обоснованно выбрать наиболее подходящую модель под конкретные условия задачи.
- Разработанная система обладает высокой адаптивностью и расширяемостью, что делает её применимой в практических задачах инвестиционного анализа и финансового прогнозирования.

Работа полезна специалистам в анализе временных рядов и финансовых технологий. Разработанное приложение может быть использовано как в образовательных целях, так и в прикладной деятельности аналитиков и инвесторов.

## Публикации по теме работы

Отдельные части магистерской работы были представлены на конференциях и опубликованы:

- Апробация разработанной системы и результатов исследования была успешно проведена на XV Международной научной конференции студентов и аспирантов «Экономика и управление: проблемы, тенденции, перспективы», состоявшейся в апреле 2025 года в Саратовском государственном университете имени Н. Г. Чернышевского. По итогам апробации материалы приняты в печать в сборнике конференции.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Бельснер, О.А. Исследование эффекта передачи волатильности на финансовых рынках на основе многомерных моделей GARCH [Текст] // Наука и современность. — 2011. — № 12-3. — С. 156–159.
- 2 Жегалин, А.Е. Анализ фондового рынка с использованием машинного обучения [Текст] / Жегалин, А.Е., Котов, Е.Ю. и Мыключенко, Н.А. // Бизнес и общество. — 2021. — № 2.
- 3 Чернышова, Г.Ю. Методы интеллектуального анализа данных для прогнозирования финансовых временных рядов [Текст] / Чернышова, Г.Ю. и Самаркина, Е.А. // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия Экономика. Управление. Право. — 2019. — Т. 19, № 2. — С. 181–188.
- 4 Кумратова, А.М. Применение методов нелинейной динамики и машинного обучения для прогнозирования экономических волатильных процессов [Текст] / Кумратова, А.М. и Плотников, В.А. // *π-Economy*. — 2024. — Т. 17, № 3. — С. 81–95.
- 5 Горбатков, С.А. Выбор системы экономических показателей для диагностики и прогнозирования банкротств на основе нейросетевого байесовского подхода [Текст] / Горбатков, С.А., Белолипец, И.И. и Макеева, Е.Ю. // Финансы: теория и практика. — 2013. — № 4. — С. 50–61.
- 6 Лабусов, М.В. Нейронные сети долгой краткосрочной памяти и их использование для моделирования финансовых временных рядов [Текст] // Инновации и инвестиции. — 2020. — № 3. — С. 167–171.