

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

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

Кафедра теории функций и стохастического анализа

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА ДАННЫХ
ФОНДОВЫХ РЫНКОВ**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

студента 2 курса 248 группы
направления 09.04.03 — Прикладная информатика

механико-математического факультета Бондышева
Андрея Ивановича

Научный руководитель
доцент, к. ф.-м. н.

Д. В. Мельничук

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

С. П. Сидоров

Саратов 2025

ОБОЗНАЧЕНИЯ И СОКРАЩЕНИЯ

CAPM — Capital Asset Pricing Model, модель оценки стоимости финансовых активов, учитывающая систематический риск.

LSTM — Long Short-Term Memory, тип рекуррентной нейронной сети, применяемый для обработки временных рядов.

RNN — Recurrent Neural Network, рекуррентная нейронная сеть.

MSE — Mean Squared Error, среднеквадратичная ошибка.

MAPE — Mean Absolute Percentage Error, средняя абсолютная процентная ошибка.

ERP — Equity Risk Premium, премия за риск долевого участия.

GBM — Geometric Brownian Motion, геометрическое броуновское движение.

CML — Capital Market Line, линия рынка капитала в модели Марковица. **IRF** — Interest Rate Free, безрисковая ставка доходности.

ВВЕДЕНИЕ

Финансовые рынки характеризуются высокой степенью неопределённости и волатильности, что делает задачу построения эффективных инвестиционных стратегий актуальной для теоретиков и практиков. Одним из подходов к решению этой задачи является использование методов машинного обучения, в частности, нейронных сетей для анализа и прогнозирования рыночной динамики [1].

Целью данной работы является исследование возможности применения нейросетевых архитектур, в том числе рекуррентных сетей с долгой краткосрочной памятью (LSTM), для прогнозирования динамики фондового рынка и формирования инвестиционного портфеля. При этом проводится сопоставление эффективности нейросетевых подходов с классическими методами портфельной оптимизации, такими как модель Марковица [2] и CAPM.

Задачи работы:

1. Исследование и реализация классических моделей оптимизации инвестиционного портфеля (модель Марковица, CAPM).
2. Построение и обучение нейросетевой модели LSTM для прогнозирования временных рядов цен акций.
3. Разработка методики использования LSTM-прогнозов для оптимизации состава портфеля.
4. Проведение симуляций рыночных условий и тестирование моделей в условиях приближенных к реальным.
5. Сравнительный анализ полученных результатов по ряду метрик: доходность, риск, стабильность, переобучение.

Объект исследования — модели и алгоритмы анализа и прогнозирования фондового рынка.

Предмет исследования — эффективность нейросетевых методов в задаче формирования инвестиционного портфеля.

Практическая значимость работы заключается в обоснованном подходе к интеграции нейросетевых моделей в инвестиционный анализ, что позволяет повысить качество прогнозов и принять более обоснованные решения в условиях неопределённости рынка.

Актуальность темы

В последние годы наблюдается стремительное усложнение финансовых рынков. Инвесторы работают с огромными объёмами информации, включая потоки новостей, поведенческие данные и рыночную статистику. Традиционные аналитические методы зачастую не успевают адаптироваться к этому потоку изменений. Модели, такие как CAPM и модель Марковица, хотя и представляют собой важнейшие инструменты теоретической финансовой науки, всё чаще сталкиваются с ограничениями при практическом применении — особенно в условиях высокой волатильности, нелинейности и нестабильных корреляций между активами. Это вызывает растущий интерес к применению адаптивных алгоритмов машинного обучения, способных выявлять сложные зависимости, недоступные классическим моделям. Именно здесь и проявляется актуальность использования нейросетевых подходов, в частности LSTM.

Цель и задачи исследования

Основной целью работы стало исследование применимости нейросетевой архитектуры LSTM к задаче краткосрочного прогнозирования доходностей акций и построения на её основе оптимального инвестиционного портфеля. Для достижения этой цели были поставлены следующие задачи:

Провести анализ классических моделей оптимизации: Марковица, CAPM и факторных моделей;

Реализовать модель LSTM и адаптировать её под задачу прогнозирования доходности активов;

Разработать симуляцию рыночных условий на основе геометрического броуновского движения для оценки устойчивости моделей;

Провести сравнение стратегий на основе исторических и синтезированных данных с использованием различных метрик: доходность, риск, коэффициент Шарпа, максимальная просадка и точность прогноза.

Обзор классических моделей: Классические подходы опираются на строгие математические принципы. Модель Марковица минимизирует дисперсию при заданной доходности, позволяя строить эффективную границу портфелей. CAPM, в свою очередь, описывает линейную зависимость доходности актива от систематического риска, выраженного через коэффициент

β. Эти модели широко используются и сегодня, особенно в рамках теоретических и регуляторных задач. Однако они делают ряд предположений — о рациональности инвесторов, нормальности распределения доходностей, стабильности ковариационной матрицы и так далее — которые зачастую нарушаются в реальных рыночных условиях. Поэтому они нуждаются в дополнении или переосмыслении.

Эффективная граница Марковица:

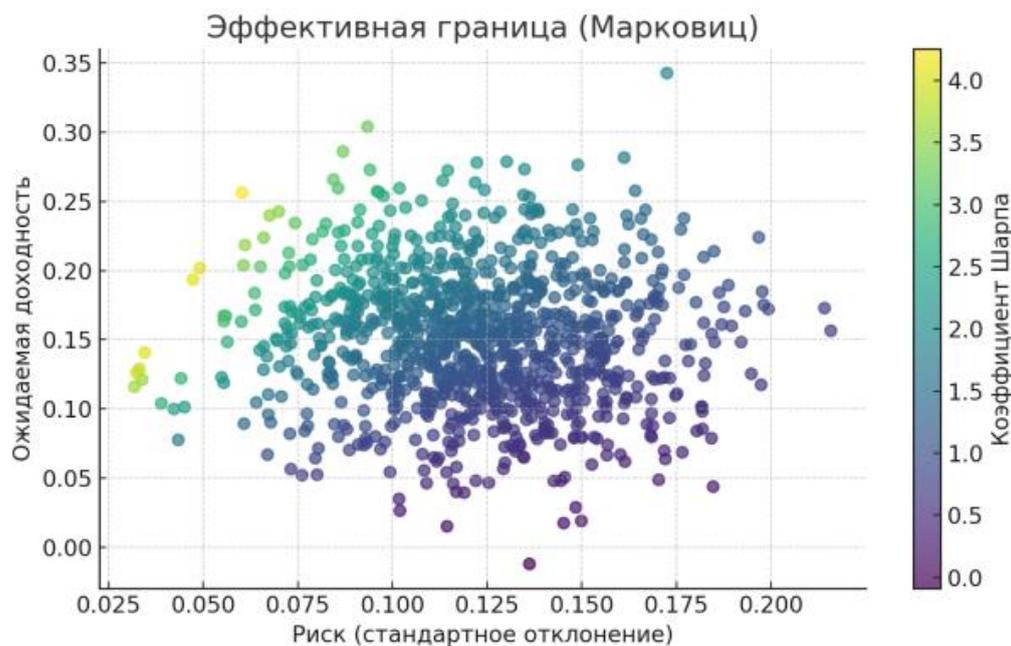


Рис.: Эффективная граница портфелей

На данном графике представлена эффективная граница портфелей, рассчитанная по модели Марковица. Цветовая шкала соответствует коэффициенту Шарпа, который отражает отношение доходности к риску. Как видно, далеко не все портфели являются оптимальными — только те, что лежат на границе. На основе графика можно сделать вывод, как модель может быть использована на практике для выбора наилучшей комбинации активов в портфеле.

Переход к современным подходам

Современные методы прогнозирования, основанные на машинном обучении, обладают рядом преимуществ:

- они способны учитывать нелинейные взаимосвязи,
- обучаться на больших объёмах данных
- адаптироваться к изменяющейся рыночной среде.

Особый интерес представляют рекуррентные нейросети, а именно архитектура LSTM, которая предназначена для работы с последовательностями, содержащими долгосрочные зависимости. Именно она была выбрана в качестве основной нейросетевой модели в данной работе.

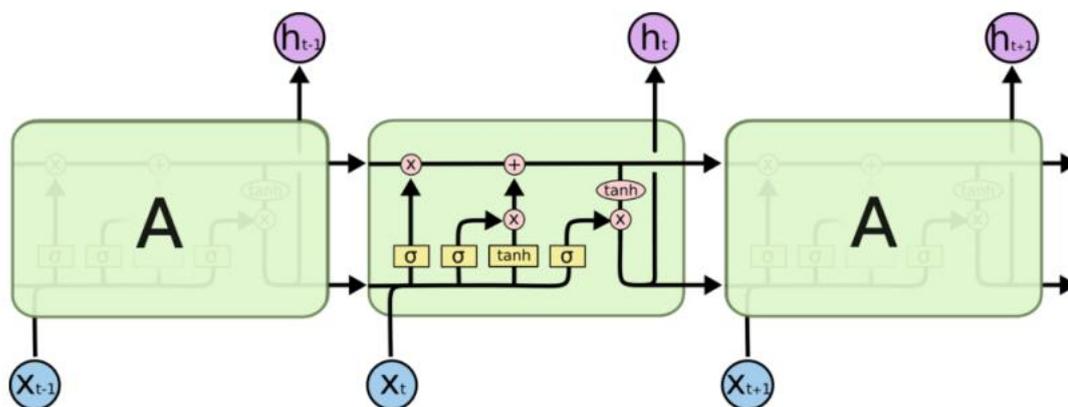


Рис.: Архитектура LSTM-сети

На рисунке представлена схема устройства одного блока LSTM. Внутри него работают специальные механизмы — затворы: входной, забывающий и выходной. Эти элементы позволяют контролировать поток информации в памяти, определяя, что сохраняется, что забывается и что передаётся дальше. Благодаря такому механизму сеть может запоминать важные паттерны поведения цен, которые возникали десятки шагов назад, и использовать их при формировании прогноза.

Чтобы проверить модели не только на исторических, но и на нестандартных сценариях, мной был реализован модуль симуляции рыночных данных. В основе использована модель геометрического броуновского движения, позволяющая генерировать синтетические временные ряды с заданными характеристиками доходности и волатильности. Этот модуль позволил многократно протестировать модели в условиях, приближённых к реальности, но контролируемых с точки зрения параметров.

Для сравнения эффективности подходов были собраны данные по пяти

крупным компаниям из индекса S&P 500. Использовались как реальные исторические котировки, так и симулированные данные. Модели тестировались с точки зрения следующих показателей:

- среднеквадратичная ошибка прогноза,
- средняя абсолютная ошибка
- коэффициент Шарпа
- годовая доходность
- уровень риска и максимальная просадка.

Анализ проводился как по каждому активу, так и по портфелям в целом.

Сравнивая значения предсказанные LSTM и фактическую доходность одного из активов видно, что модель достаточно хорошо воспроизводит динамику, особенно в спокойные рыночные периоды. Средняя ошибка прогноза составила менее 4%, а корреляция предсказанных и реальных значений — около 0.72, что является весьма достойным результатом.

Сравнение стратегий

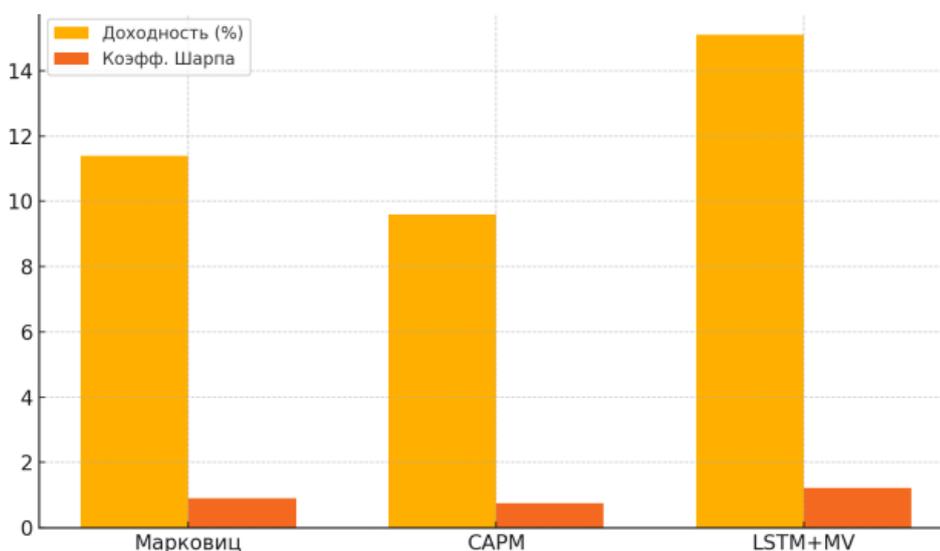


Рис.: Сравнение доходности и Sharpe Ratio

Здесь показано сравнение трёх стратегий: классической модели Марковица, CAPM и гибридной стратегии, в которой прогнозы от LSTM используются в качестве входа в оптимизатор. Как видно, последняя стратегия превосходит альтернативы по всем ключевым метрикам: наибольшая доходность, лучший Sharpe Ratio и наименьшая просадка. Это говорит о том, что интеграция нейросетевых прогнозов позволяет повысить эффективность портфельного управления.

Основные выводы

Результаты исследования позволяют сделать следующие выводы:

Модели LSTM являются эффективными инструментами для анализа и прогнозирования финансовых временных рядов;

Комбинация нейросетевого прогноза с классической моделью оптимизации позволяет значительно повысить доходность и снизить риск;

Классические модели сохраняют научную и учебную ценность, но для практики в условиях высокой рыночной нестабильности они нуждаются в адаптации и дополнении.

Возможные направления дальнейшего развития темы включают:

Включение в модели макроэкономических, текстовых и поведенческих факторов;

Использование более сложных архитектур, таких как трансформеры или гибридные модели (LSTM + Attention);

Применение подходов Explainable AI для повышения прозрачности и доверия к прогнозам.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной магистерской работе была исследована возможность применения методов машинного обучения, в частности нейросетевых архитектур LSTM, в задаче прогнозирования доходности активов и оптимизации инвестиционного портфеля. Сравнительный анализ с классическими моделями (Маковица, CAPM, факторные модели) позволил оценить сильные и слабые стороны как традиционных, так и современных подходов.

В первой части работы были проанализированы теоретические основы классической портфельной теории: модель Марковица, CAPM и многофакторные модели. Указаны их преимущества — интерпретируемость и математическая строгость — а также ограничения: зависимость от строгих предпосылок, линейность, чувствительность к входным данным.

Во второй части был разработан практический модуль с использованием нейросетевой модели LSTM, предназначенной для прогнозирования временных рядов доходностей. Модель была обучена и протестирована как на исторических, так и на симулированных данных. Важным вкладом является не только построение модели, но и интеграция прогноза в процесс портфельной оптимизации, что позволило совместить преимущества нейросетевого и аналитического подходов.

В третьей части был реализован механизм симуляции рыночной среды на основе модели геометрического броуновского движения, что позволило проверить устойчивость и воспроизводимость модели в различных сценариях, включая высокий уровень волатильности и наличие рыночных шоков.

Четвёртая часть работы была посвящена масштабному экспериментальному исследованию. В результате анализа были получены следующие ключевые выводы:

- Модель LSTM обеспечивает приемлемую точность предсказания краткосрочных доходностей ($MAPE < 4\%$) при условии правильной настройки гиперпараметров и контроля переобучения;

- Использование прогнозируемых значений в модели Марковица повышает эффективность инвестиционного портфеля по сравнению с подходами, основанными на исторических или регрессионных оценках;

- Стратегия, использующая LSTM + MV, демонстрирует наилучшие значения по критериям Шарпа, доходности и устойчивости к просадкам;
- Классические модели сохраняют ценность как интерпретируемые и быстрые инструменты, но проигрывают в условиях высокой неопределённости.

Практическая значимость данной работы заключается в демонстрации гибридного подхода, объединяющего предиктивную силу нейросетей с классическими механизмами оптимизации. Это открывает перспективы для разработки интеллектуальных систем управления инвестициями и алгоритмических стратегий нового поколения.

В дальнейшем развитие данного направления возможно по следующим векторам:

- расширение признакового пространства за счёт макроэкономических индикаторов, новостных и поведенческих данных;
- использование более сложных архитектур (Transformers, Temporal Fusion Networks);
- тестирование модели на различных финансовых рынках (высокочастотные данные, деривативы, криптовалюты);
- применение методов explainable AI для повышения интерпретируемости нейросетей в финансовых задачах.

Таким образом, результаты исследования подтверждают перспективность использования нейросетевых технологий в финансовом анализе и формируют базу для их дальнейшего внедрения в практику инвестиционного управления.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Sharpe, W. F. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk / W. F. Sharpe // *The Journal of Finance*. — 1964. — Vol. 19, no. 3. — Pp. 425–442.
- 2 Markowitz, H. Portfolio selection / H. Markowitz. — Wiley Online Library, 1952. — Vol. 7. — Pp. 77–91.
- 3 Fama, E. F. The cross-section of expected stock returns / E. F. Fama, K. R. French // *The Journal of Finance*. — 1992. — Vol. 47, no. 2. — Pp. 427–465.
- 4 Fama, E. F. Common risk factors in the returns on stocks and bonds / E. F. Fama, K. R. French // *Journal of Financial Economics*. — 1993. — Vol. 33, no. 1. — Pp. 3–56.
- 5 Engle, R. F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of united kingdom inflation / R. F. Engle // *Econometrica*. — 1982. — Vol. 50, no. 4. — Pp. 987–1007.
- 6 Hochreiter, S. Long short-term memory / S. Hochreiter, J. Schmidhuber // *Neural Computation*. — 1997. — Vol. 9, no. 8. — Pp. 1735–1780.
- 7 Fischer, T. Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions / T. Fischer, C. Krauss // *European Journal of Operational Research*. — 2018. — Vol. 270, no. 2. — Pp. 654–669.
- 8 Litterman, R. Modern Investment Management: An Equilibrium Approach / R. Litterman. — John Wiley & Sons, 2003.
- 9 Kimoto, T. Stock market prediction system with modular neural networks / T. Kimoto, K. Asakawa, M. Yoda, M. Takeoka // *Proceedings of IJCNN*. — 1990. — Vol. 1. — Pp. 1–6.
- 10 Murphy, J. J. Technical Analysis of the Financial Markets / J. J. Murphy. — Penguin, 1999.
- 11 Nelson, D. M. e. a. Stock market forecasting using lstm neural network / D. M. e. a. Nelson // *Procedia Computer Science*. — 2018. — Vol. 143. — Pp. 681–688.
- 12 Gu, S. Empirical asset pricing via machine learning / S. Gu, B. Kelly, D. Xiu // *The Review of Financial Studies*. — 2020. — Vol. 33, no. 5. — Pp. 2223–2273.
Zhang, X. Stock movement prediction using lstm with sentiment analysis / X. Zhang et al. // *Expert Systems with Applications*. — 2021. — Vol. 177. — P. 114800.
- 13 Zhao, Z. Time-series forecasting using rnns and attention / Z. Zhao et al. // *arXiv preprint arXiv:1709.07886*. — 2017.
- 14 Huck, N. Genetic programming for financial trading strategies / N. Huck // *European Journal of Operational Research*. — 2009. — Vol. 201, no. 3. — Pp. 847–856.
- 15 Tsay, R. S. Analysis of financial time series / R. S. Tsay // *Wiley Series in Probability and Statistics*. — 2010.
- 16 Akronome, R. Pyportfolioopt: portfolio optimization in python. — 2023. — <https://pyportfolioopt.readthedocs.io>.
- 17 Bishop, C. M. Pattern Recognition and Machine Learning / C. M. Bishop. — Springer, 2006.
- 18 Jones, M. C. Nonlinear financial market models using neural networks / M. C. Jones // *Journal of Applied Finance*. — 2001. — Vol. 11, no. 2. — Pp. 18–32.