

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 WEB-ПРИЛОЖЕНИЯ ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ
МОДИФИЦИРОВАННЫХ МЕТОДОВ ПОИСКА АССОЦИАТИВНЫХ
ПРАВИЛ В ЗАДАЧЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭКОНОМИЧЕСКИХ
ПОКАЗАТЕЛЕЙ**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 4 курса 421 группы
направления 09.03.01 — Информатика и вычислительная техника
факультета КНиИТ
Полосьмак Екатерины Александровны

Научный руководитель

к. э. н., доцент

Г. Ю. Чернышова

Заведующий кафедрой

доцент, к. ф.-м. н.

Л. Б. Тяпаев

Саратов 2026

ВВЕДЕНИЕ

Анализ и прогнозирование показателей фондового рынка являются одной из ключевых задач современной экономики. Высокая волатильность, наличие шума и изменчивость рыночных условий требуют применения эффективных методов интеллектуального анализа данных. Одним из таких методов является поиск ассоциативных правил, позволяющий выявлять скрытые закономерности между событиями.

Классические алгоритмы построения ассоциативных правил, такие как Apriori, FP-Growth и Eclat, эффективно работают с транзакционными данными. Однако их применение к финансовым временным рядам ограничено отсутствием учёта временной структуры данных, что обуславливает необходимость разработки модифицированных методов прогнозирования.

В дипломной работе рассматривается подход, основанный на построении временных ассоциативных правил, позволяющий учитывать последовательность наблюдений и выявлять интерпретируемые закономерности в динамике фондового рынка.

Целью дипломной работы является реализация модифицированного метода построения ассоциативных правил для анализа фондового рынка.

Для достижения поставленной цели были определены следующие задачи:

- проанализировать существующие подходы к применению ассоциативных правил в задачах прогнозирования;
- выполнить модификацию алгоритмов построения системы ассоциативных правил для прогнозирования курса акций;
- разработать web-приложение для реализации и использования модифицированного алгоритма.

Объектом исследования являются технологии машинного обучения для прогнозирования финансовых временных рядов.

Предметом исследования являются реализация алгоритмов построения ассоциативных правил для прогнозирования динамики фондового рынка.

Дипломная работа состоит из введения, четырёх разделов, заключения, списка использованных источников и приложений. Общий объём работы составляет 56 страниц, объём основного содержания — 50 страниц. Работа содержит 9 рисунков и 9 таблиц. Список использованных источников включает 21 наименование.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

В первом разделе «Анализ подходов к прогнозированию показателей фондового рынка» рассмотрены статистические методы прогнозирования ARIMA, SARIMA и Prophet, а также методы машинного обучения LSTM и GRU [1]. Статистические модели обладают высокой интерпретируемостью, однако предполагают линейность зависимостей и стационарность данных. Методы машинного обучения позволяют выявлять сложные нелинейные зависимости, однако требуют значительных вычислительных ресурсов, подвержены риску переобучения и характеризуются ограниченной интерпретируемостью результатов [2]. Альтернативным подходом к анализу данных являются методы поиска ассоциативных правил. Данные методы позволяют выявлять интерпретируемые зависимости между событиями, однако их классические реализации не учитывают временную структуру данных, что ограничивает их применение к финансовым временным рядам [3].

В рамках дипломной работы используется модифицированный подход к построению ассоциативных правил, учитывающий временную последовательность наблюдений. Такой подход позволяет объединить интерпретируемость ассоциативных правил и возможность анализа временных зависимостей, что делает его применимым для задач прогнозирования фондового рынка.

Во втором разделе «Классификация методов поиска ассоциативных правил» исследуются методы поиска ассоциативных правил и особенности их применения к финансовым временным рядам. Рассмотрены алгоритмы Apriori, FP-Growth и Eclat, а также их преимущества и ограничения. Финансовые данные представляют собой временные ряды, а классические алгоритмы ассоциативных правил не учитывают временную зависимость между событиями. В связи с этим применение классических алгоритмов к финансовым временным рядам требует их адаптации с учётом временной структуры данных [4–6].

Рассмотрены методы предварительной обработки данных и параметрической настройки модели, включая выбор порогов поддержки и достоверности, параметра сглаживания, длины временного окна, параметров дискретизации и критериев фильтрации правил. Для сглаживания временного ряда используется HP-фильтр. Преобразование временного ряда в символьное представление выполняется с использованием методов PAA и SAX [7].

Для оценки преобладающего направления движения временного ряда ис-

пользуется показатель

$$edge = p_{up} - p_{down},$$

где p_{up} и p_{down} — вероятности роста и снижения временного ряда соответственно.

Для комплексной оценки качества ассоциативного правила дополнительно вводится интегральный показатель $score$, учитывающий направленность сигнала, достоверность правила, частоту его наблюдения и силу статистической зависимости:

$$score = |edge| \cdot confidence \cdot \ln(1 + count) \cdot lift.$$

Данный показатель учитывает направленность сигнала, достоверность правила, частоту его появления и статистическую значимость зависимости.

В третьем разделе «Модификация метода прогнозирования показателей фондового рынка на основе ассоциативных правил» представлена разработанная модификация метода прогнозирования показателей фондового рынка. Предлагаемый подход основан на построении временных ассоциативных правил, позволяющих выявлять интерпретируемые закономерности в динамике рынка, а также учитывать последовательную зависимость наблюдений.

В основу разработанного решения положен подход построения торговой рекомендательной системы на базе временных ассоциативных правил, предложенный в работе [8]. В рамках настоящего исследования данный подход был реализован программно и дополнен рядом модификаций, направленных на формализацию выбора параметров и повышение устойчивости модели. Основные изменения касаются процедуры подбора пороговых значений минимальной поддержки и минимальной достоверности, что позволило повысить эффективность отбора правил. Кроме того, предложенное решение допускает варьирование горизонта прогнозирования, обеспечивая возможность использования модели не только для краткосрочных, но и для более длительных прогнозов.

Одной из центральных задач предлагаемого подхода является выбор пороговых значений минимальной поддержки и минимальной достоверности, от которых существенно зависит число формируемых торговых сигналов и устойчивость выявляемых закономерностей. Для формализации процедуры их подбо-

ра в дипломной работе используется метод обнаружения точки перегиба (метод локтя) [9].

Следующей модификацией является обобщение структуры ассоциативных правил. В разработанной модели применяются k -символьные временные шаблоны. Параметр k задаёт длину ассоциативного правила и может варьироваться в зависимости от характеристик временного ряда.

Кроме того, в модели предусмотрена возможность изменения размера алфавита SAX-преобразования S , что позволяет регулировать степень дискретизации временного ряда.

Дополнительно модель допускает варьирование горизонта прогнозирования. В общем случае прогноз может формироваться на H шагов вперёд:

$$(S_{t-k+1}, \dots, S_t) \Rightarrow S_{t+H},$$

где S_t — символьное состояние временного ряда в момент времени t , полученное после SAX-преобразования, k — длина контекста.

Оценка прогностической способности модели была проведена с использованием метода скользящего окна (walk-forward анализа), позволяющего имитировать процесс реального прогнозирования во времени без использования будущей информации [10].

Для оценки качества прогнозирования использовались две метрики точности.

Точность по направленным сигналам (BUY/SELL) определяется следующим образом:

$$\text{Accuracy}_{\text{dir}} = \frac{N_{\text{correct}}}{N_{\text{BUY}} + N_{\text{SELL}}},$$

где N_{correct} — число корректных прогнозов направления движения цены. Дополнительно вводится общая точность с учётом HOLD-сигналов:

$$\text{Accuracy}_{\text{all}} = \frac{N_{\text{correct}}}{N_{\text{BUY}} + N_{\text{SELL}} + N_{\text{HOLD}}},$$

которая отражает долю корректных направленных прогнозов относительно общего числа сформированных сигналов.

Дополнительно оценивалась средняя доходность стратегии, основанной на сигналах модели. Она рассчитывается как среднее значение доходностей,

полученных после формирования торговых сигналов.

Пример результатов оценки прогностической способности модели представлен на рисунке 1.



Рисунок 1 – Результаты оценки прогностической способности модели

Предложенный метод сочетает интерпретируемость, возможность выявления устойчивых закономерностей и достаточную точность прогнозирования при наличии ряда ограничений, характерных для анализа финансовых временных рядов.

В четвертом разделе «Разработка web-приложения для прогнозирования на основе ассоциативных правил» разработано web-приложение, предназначенное для построения ассоциативных правил, формирования торговых рекомендаций и оценки качества прогнозирования на их основе. Приложение функционирует в формате интерактивного web-интерфейса, обеспечивающего взаимодействие пользователя с моделью через браузер.

В качестве основного языка программирования выбран Python версии 3.9. При разработке приложения использовались библиотеки pandas, numpy и scipy для обработки временных рядов и реализации НР-фильтра. Для разработки пользовательского интерфейса использована библиотека streamlit, предназначенная для создания интерактивных web-приложений на языке Python.

Разработанное приложение реализует полный цикл обработки временного ряда, включающий загрузку данных, предварительную обработку, дискретизацию временного ряда методом SAX, извлечение ассоциативных правил, формирование торговых сигналов и оценку качества прогнозирования. В приложении реализована возможность настройки ключевых параметров модели, включая горизонт прогнозирования, длину контекста, размер алфавита SAX и режим отбора правил.

В результате применения алгоритма были получены временные ассоциативные правила, описывающие переходы между последовательными состояниями временного ряда. Для анализа использовались как классические метрики ассоциативных правил (support, confidence, lift), так и дополнительные показатели, характеризующие направленность правила: ожидаемая доходность exp_ret , вероятность роста p_{up} и вероятность снижения p_{down} .

Пример сформированных ассоциативных правил представлен в таблице 1.

Таблица 1 – Примеры сформированных ассоциативных правил

Правило	Count	Confidence	Lift	exp_ret	edge	score	Action
$aaaaa \rightarrow a$	85	0.876	10.431	0.136	0.835	34.009	BUY
$ggggg \rightarrow g$	78	0.804	8.636	-0.082	-0.512	15.559	SELL
$bbbbb \rightarrow b$	46	0.741	6.430	0.050	0.739	13.576	BUY
$fffff \rightarrow f$	9	0.900	5.276	0.0142	-0.111	1.214	HOLD
$eedd \rightarrow d$	26	0.742	3.382	0.0052	-0.076	0.637	HOLD

Правила, соответствующие сигналу HOLD, характеризуются отсутствием выраженного направленного преимущества, тогда как правила BUY и SELL отражают преобладание вероятности роста или снижения соответственно.

Таким образом, разработанное web-приложение позволяет выявлять устойчивые участки роста и падения временного ряда, формировать торговые сигналы и выполнять оценку прогностической способности модели. Выбор итогового правила и формирование торгового сигнала осуществляется на основе интегрального показателя $score$, учитывающего совокупность статистических характеристик правила.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе дипломной работы был разработан модифицированный подход к построению ассоциативных правил для прогнозирования финансовых временных рядов, учитывающий временную последовательность наблюдений.

Проведён анализ существующих методов прогнозирования финансовых временных рядов, а также подходов к применению ассоциативных правил в задачах интеллектуального анализа данных. Рассмотрены классические алгоритмы поиска ассоциативных правил, выявлены их преимущества и ограничения при работе с финансовыми временными рядами, в частности отсутствие учёта временной структуры данных.

На основе проведённого анализа предложена модификация метода построения ассоциативных правил, использующая временные шаблоны и учитывающая последовательность состояний временного ряда. Разработан подход к выбору параметров минимальной поддержки и достоверности на основе метода локтя, позволяющий формализовать процесс выбора параметров и повысить устойчивость модели.

Практическая реализация предложенного метода выполнена в виде веб-приложения, обеспечивающего обработку временных рядов, построение ассоциативных правил и анализ полученных результатов. Разработанное приложение может использоваться для решения задач анализа и краткосрочного и среднесрочного прогнозирования динамики фондового рынка.

В дальнейшем предложенный подход может быть расширен за счёт использования адаптивных методов настройки параметров, а также интеграции с другими методами анализа временных рядов.

Полученные результаты дипломной работы прошли апробацию на студенческой научной конференции «Компьютерные науки и информационные технологии» факультета компьютерных наук и информационных технологий СГУ имени Н.Г. Чернышевского 23 апреля 2026 г.

Статья по итогам исследования принята в печать в материалы Международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях» (Россия, г. Санкт-Петербург, СПбГТИ(ТУ), 8–12 июня 2026 г.).

Основные источники информации:

1. Тарасюк, Н. Ю. Машинное обучение в системах поддержки принятия инвестиционных решений: сравнительный анализ традиционных экономиче-

- ских моделей и ML-подходов // Вестник евразийской науки. — 2025. — Т. 17. — № S2. — Ст. 40FAVN225.
2. Платонова, А. И., Попов, В. С. Сравнение точности моделей прогнозирования временных рядов: ARIMA, Prophet, LSTM и GRU // Современные инновации, системы и технологии. — 2025. — Т. 5, № 2. — С. 3061–3070.
 3. Sulianta, F. Advancements and Applications in Association Rule Mining: A Review of Key Algorithms and Future Directions. — 2024. — 13 с.
 4. Yadav, J. Introductory Chapter: Association Rule Mining and Data Mining // Association Rule Mining. — London : IntechOpen, 2024. — С. 1–6.
 5. Kaushik, M., Sharma, R., Fister, I. Jr., Draheim, D. Numerical Association Rule Mining: A Systematic Literature Review // Applied Sciences. — 2023. — Т. 13. — № 20. — Ст. 11448.
 6. Shahin, M., Peious, S. A., Sharma, R., Kaushik, M., Ben Yahia, S., Shah, S. A., Draheim, D. Big Data Analytics in Association Rule Mining: A Systematic Literature Review // Proceedings of the 3rd International Conference on Big Data Engineering and Technology (BDET 2021). — 2021. — С. 40–49.
 7. Lin, J., Keogh, E., Wei, L., Lonardi, S. Experiencing SAX: a novel symbolic representation of time series // Data Mining and Knowledge Discovery. — 2007. — Т. 15. — С. 107–144.
 8. Nair, B. B., Mohandas, V. P., Nayanar, N. et al. A stock trading recommender system based on temporal association rule mining // SAGE Open. — 2015. — Т. 5, № 2. — С. 1–10.
 9. Antunes, M., Estro, T., Bhandari, P., Gandhi, A., Kuenning, G., Liu, Y., Waldspurger C., Wildani A., Zadok E. Kneeliverse: A universal knee-detection library for performance curves // SoftwareX. — 2025. — Т. 30. — Ст. 102161.
 10. Pardo, R. E. The Evaluation and Optimization of Trading Strategies. — Hoboken : John Wiley & Sons, 2008. — 368 с.