

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

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

Кафедра дифференциальных уравнений и математической экономики

Моделирование финансовых операций

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 441 группы

направление 09.03.03 — Прикладная информатика

механико-математического факультета

Демина Данила Сергеевича

Научный руководитель

доцент, к.ф.-м.н., доцент

В.С. Рыхлов

Заведующий кафедрой

зав. кафедрой, д.ф.-м.н., профессор

С.И. Дудов

Саратов 2025

Введение. Современные финансовые рынки переживают значительные изменения, вызванные развитием новых технологий, особенно в области автоматизации торговли. Алгоритмический трейдинг стал одним из наиболее распространенных инструментов на глобальных рынках, позволяя участникам быстро и точно выполнять сделки, минимизируя человеческий фактор и повышая скорость принятия решений. Использование математических моделей и алгоритмов позволяет повысить точность прогноза, снизить риски и улучшить финансовые результаты.

Алгоритмический трейдинг требует использования сложных математических моделей, способных обрабатывать и анализировать огромные объемы данных. В последние годы методы машинного обучения стали активно применяться в трейдинге, что позволяет создавать более гибкие и адаптивные торговые стратегии, способные реагировать на изменения в рыночных условиях и прогнозировать ценовые тренды с высокой точностью. Машинное обучение позволяет обрабатывать большие объемы исторических данных, выявлять скрытые зависимости и строить модели, которые могут принимать решения с высокой степенью точности.

Целью данной работы является разработка и тестирование торговой стратегии с использованием методов машинного обучения, которая будет эффективно предсказывать изменения цен на финансовых рынках. Стратегия должна учитывать динамику изменения цен, объемы торгов, экономические индикаторы и другие важные факторы, влияющие на рынок. Система должна принимать решения о покупке или продаже активов, минимизируя риски и максимизируя доходность.

Для достижения поставленной цели была сформулирована цель исследования, состоящая в разработке эффективной торговой стратегии, способной адаптироваться к изменяющимся рыночным условиям. Для этого необходимо провести всестороннее исследование существующих алгоритмических стратегий, изучить методы машинного обучения и применить их для создания и тестирования торговых алгоритмов.

Процесс разработки торговой стратегии, описанный в данной работе, включает несколько этапов. Во-первых, необходимо изучить существующие торговые стратегии, которые уже применяются на финансовых рынках. Во-

вторых, следует исследовать методы машинного обучения, которые могут быть использованы для анализа и прогнозирования ценовых трендов. На основе этого анализа выбираются оптимальные методы для разработки модели. В-третьих, разрабатывается торговая стратегия, которая будет использовать выбранные методы для генерации сигналов для покупки и продажи финансовых активов. В-четвертых, тестируется разработанная модель на исторических данных, чтобы оценить её эффективность в реальных рыночных условиях.

Первый раздел работы посвящен детальному изучению и анализу существующих торговых стратегий. Алгоритмический трейдинг включает в себя множество различных подходов, каждый из которых имеет свои особенности и применяется в зависимости от рыночных условий. В рамках данного исследования были рассмотрены три основные категории торговых стратегий: Market Making, Statistical Arbitrage и Trend Following.

Market Making — одна из старейших и наиболее распространенных стратегий, заключающаяся в предоставлении ликвидности на рынке. Основная идея заключается в том, чтобы размещать ордера на покупку и продажу активов с небольшой разницей в цене (спрэд), зарабатывая на этой разнице. Стратегия активно используется для обеспечения стабильности рынка, особенно в условиях высокой волатильности, когда требуется поддерживать ликвидность. Ключевое преимущество этой стратегии — это возможность получать прибыль на очень малых колебаниях рынка, но она требует значительных вычислительных мощностей для того, чтобы система могла быстро реагировать на изменения рыночных условий.

Statistical Arbitrage — стратегия, основанная на поиске статистических аномалий в данных. Статистические модели ищут краткосрочные отклонения от нормального распределения, которые можно использовать для извлечения прибыли. Преимущества этой стратегии заключаются в том, что она позволяет находить неэффективности в ценах, которые другие трейдеры могут не заметить, и оперативно извлекать прибыль из этих аномалий. Однако при этом есть и риски, такие как высокая чувствительность к изменениям в рыночных условиях и необходимость в мощных алгоритмах для обработки данных в реальном времени.

Trend Following — стратегия, ориентированная на следование за трендом. Она предполагает, что рынок имеет тенденцию продолжать движение в одном направлении. Если тренд восходящий, стратегия открывает длинные позиции, если нисходящий — короткие. В основе стратегии лежат технические индикаторы, такие как скользящие средние, которые помогают выявить и подтвердить направление тренда. Одна из главных проблем этой стратегии заключается в том, что она может терять деньги в периоды бокового движения рынка или когда тренд меняется.

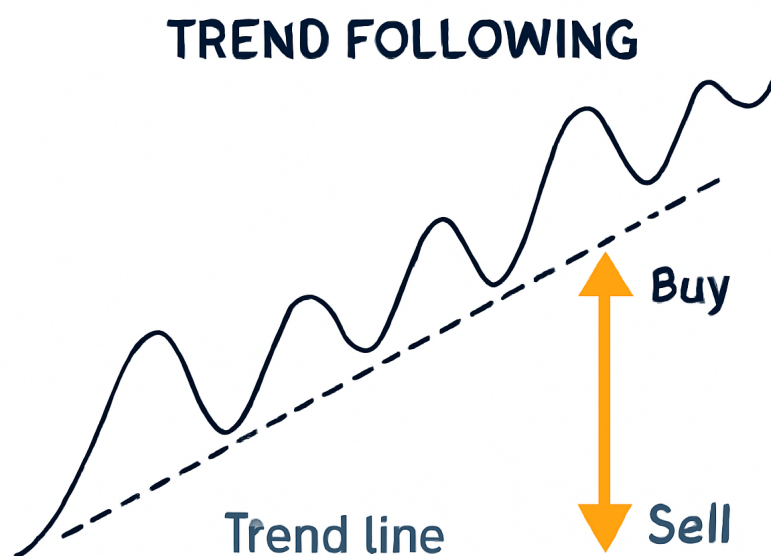


Рисунок 1 — Стратегии Market Making, Statistical Arbitrage и Trend Following

Каждая из этих стратегий имеет свои преимущества и недостатки, и эффективность их применения зависит от рыночных условий, которые могут сильно меняться. Для построения эффективной торговой модели важно выбрать подходящие стратегии и методы, которые смогут адекватно реагировать на изменяющиеся условия.

Во **втором разделе** рассматриваются различные методы машинного обучения, которые могут быть применены для анализа рыночных данных и создания торговых стратегий. Машинное обучение стало важным инструментом в алгоритмическом трейдинге, поскольку оно позволяет работать с боль-

шими объемами данных и выявлять скрытые закономерности, которые могут быть использованы для предсказания ценовых движений.

Основные методы, рассматриваемые в этой главе:

- Линейная регрессия — один из самых простых методов, используемых для прогнозирования цен на основе исторических данных. Линейная регрессия подходит для анализа данных с линейной зависимостью, но ограничена в своем применении, когда данные содержат сложные, нелинейные зависимости между переменными.
- Деревья решений и случайные леса — методы, которые используют структуру дерева для классификации или регрессии. Дерево решений делит данные на основе различных признаков и создает дерево решений. Случайный лес состоит из множества деревьев решений, что помогает уменьшить переобучение модели и повысить её стабильность.
- Нейронные сети — более сложные модели, которые способны выявлять сложные взаимосвязи между переменными и предсказывать поведение рынка на основе большого количества факторов. Нейронные сети хорошо работают с данными, которые имеют сложные нелинейные зависимости, такие как временные ряды финансовых данных.
- Методы ансамблей — комбинируют несколько слабых моделей, создавая более мощную и точную модель. Примеры таких методов включают градиентный бустинг и адаптивное усиление, которые показывают высокую эффективность в решении сложных задач.



Рисунок 2 — Методы машинного обучения для анализа финансовых рынков

Кроме того, особое внимание уделяется процессу подготовки данных для обучения моделей. Это включает в себя очистку данных от выбросов и про-

пусков, нормализацию данных, а также выбор подходящих признаков для обучения.

В **третьем разделе** подробно рассматривается процесс разработки торговой стратегии, основанной на методах машинного обучения. Создание эффективной торговой стратегии требует внимательной проработки каждого этапа: от сбора и подготовки данных до выбора подходящей модели машинного обучения и её обучения. Эта комплексная задача включает в себя несколько важных этапов, каждый из которых играет ключевую роль в повышении точности предсказаний и эффективности торговой стратегии.

Первоначальный этап разработки торговой стратегии включает сбор и обработку данных. Данные являются основой для машинного обучения, и их качество напрямую влияет на результаты работы модели. На данном этапе собираются данные о ценах активов, объемах торгов, а также о различных экономических индикаторах, таких как инфляция, процентные ставки, данные о макроэкономической ситуации и другие финансовые показатели, которые могут повлиять на рыночные тренды. Эти данные могут поступать из различных источников: открытые финансовые API (например, Yahoo Finance, Alpha Vantage, Quandl), специализированные платформы для получения данных о рынке, а также новостные агрегаторы, предоставляющие актуальную информацию о событиях, влияющих на финансовые рынки.

Важно учитывать, что для эффективного обучения модели необходимо использовать данные высокого качества. Исторические данные часто содержат пропуски, выбросы и аномальные значения, которые могут исказить результаты обучения. Поэтому на этом этапе проводится очистка данных, которая включает в себя удаление или замену выбросов, корректировку пропусков, а также исправление явных ошибок в данных. После очистки данных, следующий этап — это их нормализация. Процесс нормализации позволяет привести все данные к единому масштабу, что критически важно для правильной работы большинства алгоритмов машинного обучения. Нормализация помогает избежать проблем, связанных с тем, что различные признаки данных могут иметь разные единицы измерения (например, цены акций могут измеряться в тысячах долларов, а объем торгов — в единицах).

На этапе обучения выбирается метод машинного обучения, который наилучшим образом соответствует поставленной задаче прогнозирования рыночных трендов. В рамках данной работы использовались два метода, которые показали высокую эффективность при решении задач предсказания: случайный лес (Random Forest) и нейронные сети.

Случайный лес — это метод ансамблевого обучения, который использует несколько деревьев решений для улучшения точности прогноза. Каждый отдельный дерево решений строится с учетом случайных подвыборок данных и признаков, что помогает уменьшить переобучение и повысить устойчивость модели. Случайный лес подходит для решения задач как классификации, так и регрессии, и хорошо работает с большими объемами данных. В процессе обучения модель случайного леса обучается на подмножестве данных, а затем используется для предсказания рыночных сигналов.

Нейронные сети, в свою очередь, более сложные модели, которые хорошо подходят для обработки сложных и нелинейных зависимостей между признаками. Они являются основой для глубокого обучения и могут использоваться для предсказания как временных рядов (ценовых движений), так и для классификации различных рыночных состояний. Нейронные сети могут включать несколько скрытых слоев, что позволяет им обучаться более сложным паттернам в данных.

На этапе обучения, модель обучается на исторических данных, используя набор признаков, таких как технические индикаторы (например, скользящие средние, RSI, MACD), объемы торгов и ценовые данные. После обучения модель проходит этап проверки на тестовых данных, которые не использовались в процессе обучения. Это позволяет оценить её точность и способность обобщать знания, полученные на тренировочных данных, на новые, невиданные данные.

Следующий этап включает оптимизацию модели для повышения её точности и уменьшения ошибок. Это процесс настройки гиперпараметров модели, которые контролируют её поведение. Например, для модели случайного леса гиперпараметры могут включать количество деревьев в лесу, глубину деревьев, а также параметры, отвечающие за критерии разбиения данных. Для нейронных сетей гиперпараметры могут включать количество слоев в сети,

количество нейронов в каждом слое, скорость обучения и другие параметры, влияющие на процесс обучения.

Процесс оптимизации включает в себя кросс-валидацию, что позволяет проверить стабильность модели и минимизировать переобучение. Кросс-валидация заключается в разделении данных на несколько частей (например, 10 частей) и обучении модели на разных комбинациях этих частей, что позволяет лучше оценить её производительность и устойчивость к изменениям в данных. Кросс-валидация помогает избежать ситуации, когда модель слишком хорошо подгоняется под тренировочные данные, но плохо справляется с новыми данными (переобучение).

Во время оптимизации модели также используется поиск по сетке или случайный поиск для определения наилучших гиперпараметров. Это автоматические или полуавтоматические методы, которые перебирают возможные значения гиперпараметров и выбирают те, которые дают наилучшие результаты на тестовых данных.

В результате этих этапов мы получаем модель, которая не только хорошо обучена на исторических данных, но и оптимизирована для точного прогнозирования рыночных трендов в реальных рыночных условиях.

Четвертый раздел посвящен оценке разработанной торговой стратегии и её сравнению с традиционными методами технического анализа. В этой главе мы подробно рассматриваем ключевые метрики, с помощью которых оценивается эффективность торговой стратегии. Для этого были использованы несколько показателей, таких как доходность, риск, максимальная просадка капитала и коэффициент Шарпа. Эти показатели позволяют не только измерить прибыльность стратегии, но и оценить её риски, что особенно важно в условиях неопределенности финансовых рынков.

Доходность и риск: Одним из важнейших показателей для оценки торговой стратегии является доходность, которая отображает процентное изменение капитала за определенный период времени. Доходность показывает, насколько эффективно стратегия использует капитал для получения прибыли. Важно отметить, что для правильной оценки стратегии недостаточно лишь положительного значения доходности. Не менее важным фактором является её риск — вероятность потерь, связанных с применением стратегии.

Риск традиционно измеряется через максимальную просадку капитала (или Drawdown) — наибольшие потери капитала от пикового значения до минимального в процессе торговли. Этот показатель позволяет оценить наихудшую ситуацию, с которой может столкнуться инвестор в процессе использования стратегии. Стратегия должна не только обеспечивать высокую доходность, но и минимизировать возможные потери. Это критично важно для долгосрочной устойчивости, особенно в периоды рыночных кризисов или высокой волатильности.

Кроме того, коэффициент Шарпа также используется для оценки соотношения доходности и риска. Он показывает, сколько доходности приносит стратегия на единицу риска. Чем выше коэффициент Шарпа, тем эффективнее стратегия с точки зрения соотношения риска и прибыли. Этот показатель особенно полезен для сравнения нескольких стратегий между собой, так как помогает выявить, какая из них приносит наибольшую доходность при минимальном риске.

Таким образом, для оценки эффективности стратегии необходимо учитывать не только её доходность, но и риски, которые она несет, а также возможную просадку капитала, что позволяет получить более полное представление о её надежности.

Сравнение с традиционными методами: Для проведения более глубокой оценки нашей стратегии был проведен сравнительный анализ с традиционными методами технического анализа. Мы выбрали такие широко используемые и проверенные временем индикаторы, как скользящие средние, индекс относительной силы (RSI) и MACD (Moving Average Convergence Divergence), которые часто используются трейдерами для принятия решений о покупках и продажах на основе анализа графиков.

Скользящие средние являются одним из наиболее популярных индикаторов для выявления текущего тренда. Они сглаживают данные о ценах, помогая лучше увидеть направленность рынка. Однако, несмотря на свою популярность, скользящие средние имеют несколько слабых мест, таких как задержка в реакции на изменения тренда, что может привести к пропуску важных торговых сигналов.

Индекс относительной силы (RSI) измеряет скорость и изменение ценовых движений и помогает определить перекупленность или перепроданность актива. Это индикатор полезен для выявления возможных разворотов тренда, но его эффективность также ограничена рыночными условиями.

MACD — это индикатор, основанный на разнице между двумя экспоненциальными скользящими средними. Этот индикатор позволяет трейдерам определять направления тренда и моменты его смены, однако он также страдает от запаздывания.

В результате сравнительного анализа с этими методами наша стратегия, использующая машинное обучение, показала гораздо более высокую доходность, а также значительно меньший риск. Модели машинного обучения могут адаптироваться к изменяющимся условиям рынка, что позволяет им делать более точные прогнозы. В то время как традиционные методы технического анализа не всегда способны справиться с быстрыми изменениями рыночной динамики, наша стратегия на основе машинного обучения продемонстрировала лучшие результаты по ключевым показателям, таким как максимальная просадка капитала и коэффициент Шарпа.

Анализ устойчивости стратегии: Особое внимание было уделено анализу устойчивости стратегии, что является важным аспектом для оценки её долгосрочной эффективности. Для этого стратегия была протестирована в условиях высокой рыночной волатильности, когда рынок переживает сильные колебания, и в периоды, когда рынок находится в боковом движении (например, в условиях консолидации, когда цены активов не демонстрируют ярко выраженного тренда).

Тестирование в условиях высокой волатильности показало, что стратегия способна быстро адаптироваться к изменениям, выявляя новые паттерны и тренды в рыночных данных. Это особенно важно для стратегий, работающих на краткосрочных колебаниях рынка, когда необходимо быстро реагировать на изменения.

Тестирование в условиях бокового движения также продемонстрировало стабильность стратегии, что говорит о её способности работать даже в условиях неопределенности, когда традиционные методы анализа могут показывать ложные сигналы. В таких ситуациях алгоритмы машинного обучения может

выделять полезные данные из сложных и непрогнозируемых рыночных условий, что делает стратегию более надежной и прибыльной.

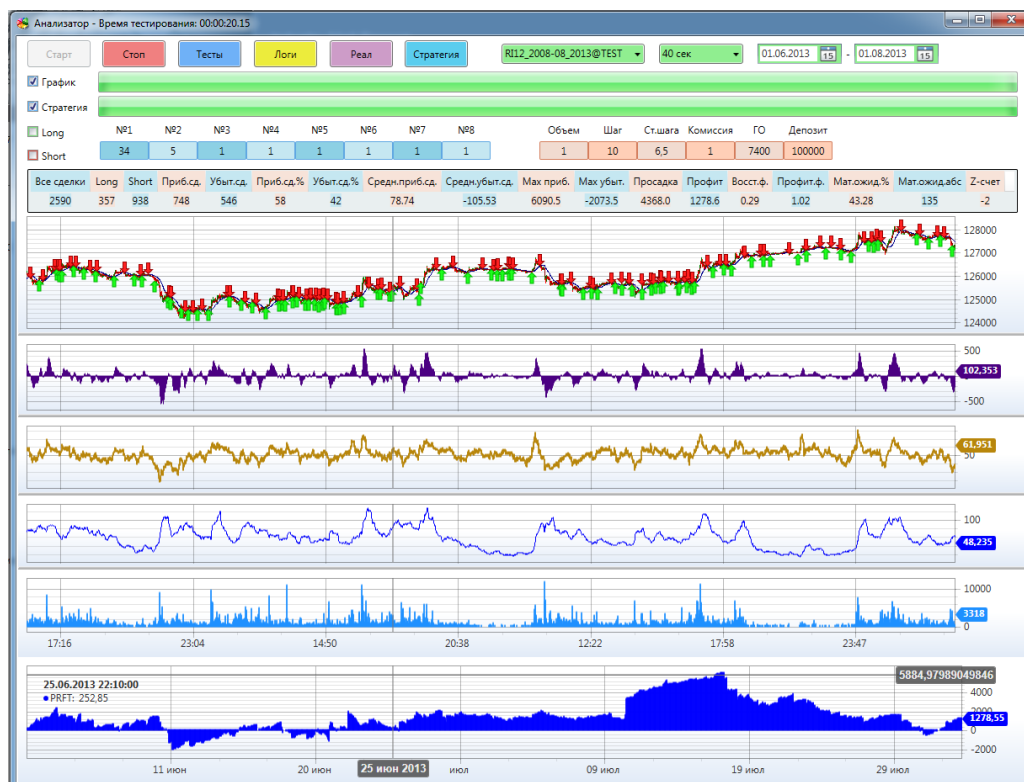


Рисунок 3 — Оценка и сравнение торговых стратегий

В заключении работы подводятся итоги проведенного исследования. Разработка торговой стратегии на основе методов машинного обучения позволила создать модель, которая демонстрирует высокую точность при прогнозировании ценовых движений и стабильность при тестировании на исторических данных. Сравнительный анализ показал, что предложенная модель значительно превосходит традиционные методы, такие как скользящие средние и индикаторы RSI, по ключевым показателям: доходности, риску и коэффициенту Шарпа.

Стратегия показала хорошие результаты в условиях рыночной волатильности и адаптируется к изменениям на рынке, что делает её перспективной для использования в реальной торговле. Однако необходимо продолжить исследование, включив дополнительные данные, такие как новостные потоки и макроэкономические показатели, для повышения точности прогноза и улучшения устойчивости модели.

Перспективы работы заключаются в улучшении алгоритмов, повышении их адаптивности к изменениям на рынке и интеграции модели в торговые системы для практического применения в реальных условиях финансовых рынков.