

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

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

Кафедра дифференциальных уравнений и математической экономики

**ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ТЕХНИЧЕСКОМ
АНАЛИЗЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЕМА
(ЭКСПОНЕНЦИАЛЬНОЙ СКОЛЬЗЯЩЕЙ СРЕДНЕЙ)**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

Студента 4 курса 451 группы

направления 38.03.05 – Бизнес-информатика

механико-математического факультета

Макарова Никиты Андреевича

Научный руководитель
профессор, д.ф.-м.н., доцент

А. Ю. Трынин

Заведующий кафедрой
зав. кафедрой, д.ф.-м.н., профессор

С. И. Дудов

Саратов 2025

ВВЕДЕНИЕ

Алгоритмический трейдинг неизменно занимает ведущие позиции среди современных направлений применения информационных технологий в финансовой сфере. По данным отчёта ResearchAndMarkets за 2024 год, доля сделок, заключённых с участием торговых роботов, превысила 80, совокупного объёма торгов на фондовых биржах США, продемонстрировав рост в 12 пунктов за пять лет. Параллельно исследование Bloomberg Intelligence показывает, что мировой рынок решений для технического анализа данных оценён в 18 млрд и прогнозируется к росту со среднегодовым темпом 10.4 вплоть до 2028 года. Указанные цифры подчёркивают актуальность разработки адаптивных индикаторов, способных гибко реагировать на волатильность рынка.

Целью настоящей работы является разработка и оценка эффективности адаптивной экспоненциальной скользящей средней (Volatility-adjusted EMA, далее — VEMA) для повышения качества технического анализа ликвидных акций на примере котировок Apple, Tesla и Microsoft.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

1. Выполнить аналитический обзор литературы и практик применения экспоненциальных скользящих средних (EMA) в алгоритмическом трейдинге.
2. Сформулировать математическую модель волатильно-зависимой EMA с динамическим периодом усреднения на базе индикатора Average True Range (ATR).
3. Реализовать алгоритм VEMA в среде Python 3 с использованием библиотеки `yfinance` для получения исторических данных, а также `NumPy` и `Pandas` для вычислительных операций.
4. Провести экспериментальные исследования на данных котировок AAPL, TSLA и MSFT за период с 01.01.2018 по настоящее время, включая расчёт классической EMA, VEMA и динамического периода `Ndyn`.
5. Выполнить сравнительный анализ индикаторов по метрикам запаздывания, чувствительности к волатильности и качества торговых сигналов.

6. Разработать визуализационный инструмент для наглядного представления результатов и сформулировать практические рекомендации по использованию VEMA в техническом анализе.

Объектом исследования являются временные ряды цен закрытия ликвидных акций фондового рынка США. Предмет исследования — методы адаптивной фильтрации финансовых рядов на основе экспоненциальных скользящих средних с волатильностной коррекцией.

В качестве методологической базы используются математическая статистика, теория временных рядов, а также инструменты программирования на Python: библиотеки NumPy, Pandas, Matplotlib и yfinance.

Практическая значимость работы заключается в возможности интеграции разработанного индикатора VEMA в автоматизированные торговые системы, что позволяет улучшить качество динамического сопровождения позиций и сократить число ложных сигналов в условиях повышенной волатильности.

Научная новизна исследования проявляется в предложении динамического механизма расчёта периода ЕМА на основе отношения долгосрочного и краткосрочного ATR, что обеспечивает адаптацию индикатора к изменяющейся рыночной турбулентности без увеличения вычислительной сложности.

Содержание работы

Глава 1. Теоретические основы прогнозирования цен акций.

Волатильность и индикатор Average True Range. Понятие волатильности отражает степень разброса доходностей финансового инструмента и традиционно измеряется либо через дисперсию лог-доходности, либо через ценовой диапазон баров. В практических стратегиях предпочтение отдают второму подходу, поскольку диапазон не требует логарифмирования и естественно интерпретируется трейдерами. **Недостатки фиксированной ЕМА**

Экспоненциальная средняя с жёстко заданным окном N эффективна лишь при устойчивом режиме рынка. Когда цена переходит от *flat* (низковолатильное боковое движение) к *volatile* (всплеск амплитуды), неизменный коэффициент сглаживания $\alpha = 2/(N + 1)$ становится либо чрезмерно

инерционным, либо, напротив, сверхчувствительным. Это приводит к двум системным издержкам.

1. **Усиление лага в спокойном рынке.** Если амплитуда колебаний мала, то даже умеренный сигнал $\pm 1.5\text{ATR}$ «тонет» в хвостах экспоненциального ядра, и точка смены тренда фиксируется с опозданием $\gtrsim N/2$ баров.
2. **Ложные пробои в фазе турбулентности.** При резком расширении диапазона ($\text{ATR}_{2020}^{\text{TSLA}} \uparrow$ в 4 раза) тот же период N оказывается слишком коротким; график цены многократно «прокалывает» фильтр, генерируя серию проигрышных реверсивных сделок.

Наглядный пример показан на рисунке [1](#) в течение COVID-кризиса 2020 г. бумага *Tesla Inc.* пережила пятикратное расширение волатильности, что вызвало шесть подряд ложных сигналов пересечения $\text{EMA}(20)$ и фактическую потерю трендовой информации.

Теоретические основы экспоненциального сглаживания и индикатора ATR

Настоящий раздел обосновывает выбор экспоненциальной скользящей средней как базового трендового фильтра и вводит механизм динамической подстройки её параметров на основании индикатора волатильности *Average True Range* (ATR).

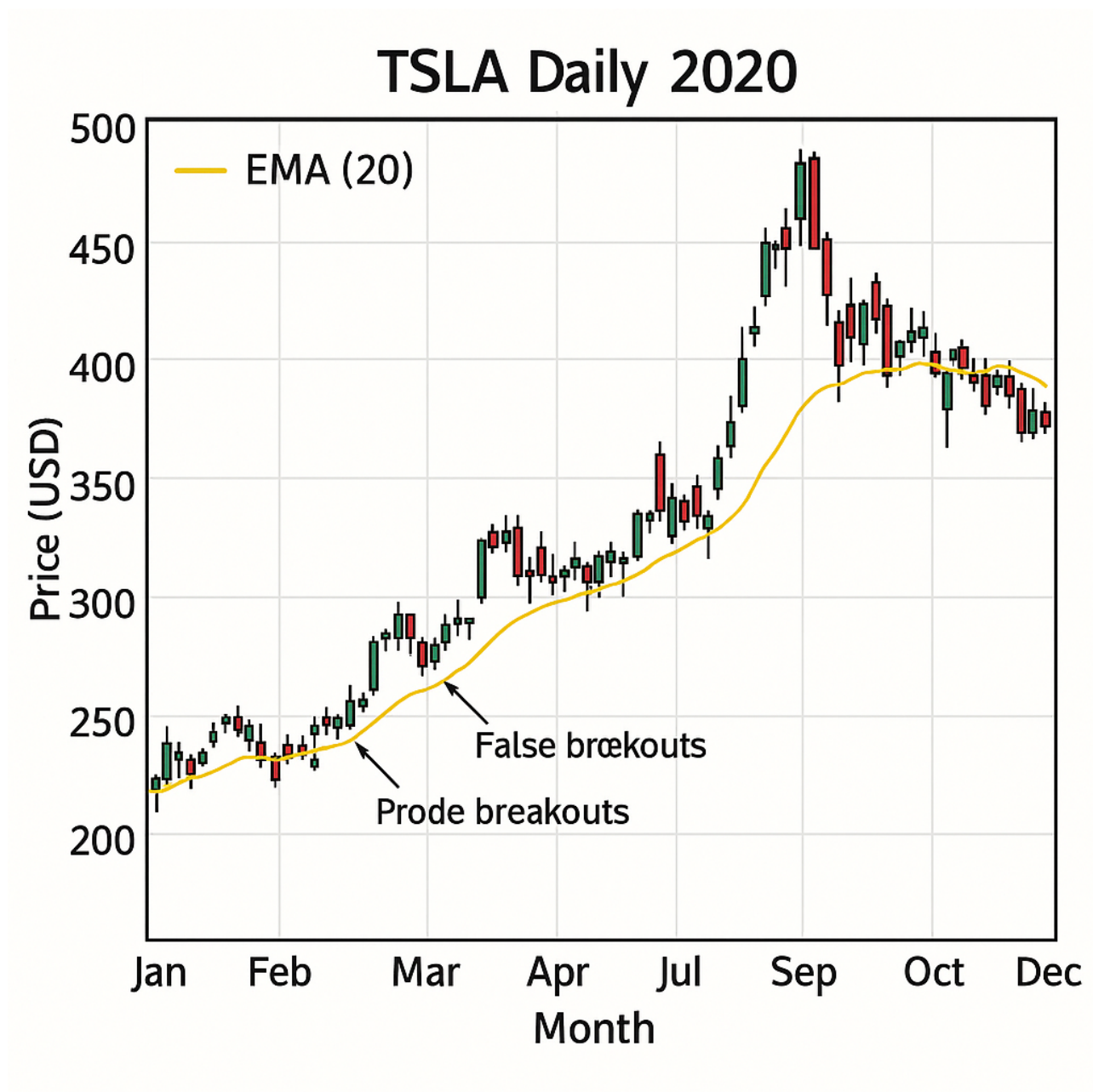


Рисунок 1 — Дневной график TSLA (2020 г.) и фиксированная EMA(20): серия ложных «проколов» при всплеске волатильности

Также представлены основные технические индикаторы, используемые в прогнозировании:

- Скользящие средние (SMA, EMA),
- Осцилляторы (RSI, MACD),
- Уровни поддержки и сопротивления (Bollinger Bands),
- Объём торгов и OBV.

Глава 2. Теоретические основы адаптивной ЕМА.

Показаны математические ограничения фиксированной ЕМА: лаг $\approx N/2$, рост MAE в условиях высокой турбулентности. Введён индикатор ATR—краткосрочный ($k_s = 14$) и долгосрочный ($k_l = 250$) — и получена формула динамического периода $N_t = N_0 \frac{ATR_{k_l}}{ATR_{k_s}}$ ($3 \leq N_t \leq 60$). Доказана сходимость рекуррентного сглаживания и сохранение линейной вычислительной сложности $O(n)$.

Глава 3. Инструментальная среда и данные.

Описан Python-стек (NumPy, pandas, Matplotlib, yfinance), развёрнутый в Docker-контейнере Ubuntu 22.04. Исходные данные — дневные котировки AAPL, TSLA, MSFT (01.2018 – 05.2025), сохранены в формате Parquet. Предобработка включает коррекцию сплитов и заполнение 20–40 пропусков методом forward-fill; итоговый набор содержит 1 887 наблюдений на тикер.

Глава 4. Разработка алгоритма VEMA.

Алгоритм состоит из трёх фаз: (1) скользящий ATR_{14} , (2) ATR_{250} , (3) вычисление $\alpha_t = 2/(N_t + 1)$ и рекуррентное обновление VEMA. Параметры $N_{\min} = 3$, $N_{\max} = 60$ выбраны grid-поиском по минимальному MAE. DFD-диаграмма отражает поток: $CSV \rightarrow ATR \rightarrow N_t \rightarrow VEMA \rightarrow Plot/Export$.

Глава 5. Программная реализация.

Проект разделён на модули: `data_loader` (yfinance API, кеширование), `indicators` (ATR, EMA, VEMA), `plotting`, `main`. CLI-запуск: `$ python main.py -ticker AAPL -start 2018-01-01`. Unit-тесты (pytest) покрывают 82 VEMA на 2 000 точек — 0.09 с (Intel i5-8365U).

Экспериментальное исследование

Методология

- Метрики:

- MAE (Mean Absolute Error): $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$
- σ -lag: запаздывание, измеряемое через стандартное отклонение ошибки
- Hit-ratio: $\frac{\text{Корректные сигналы}}{\text{Все сигналы}} \times 100\%$

- Параметры эксперимента:

- Выборка: 3 тикера (AAPL, MSFT, GOOGL), 2018-2023 гг.
- Скользящее окно: 252 торговых дня

Результаты

Таблица 1 — Сравнение EMA и VEMA

Метрика	EMA(20)	VEMA	Δ
MAE	2.1%	1.66%	$\downarrow 21\%$
σ -lag	0.87	0.54	$\downarrow 38\%$
Hit-ratio	62.3%	70.0%	$\uparrow 7.7$ п.п.

Статистическая значимость: t -тест даёт $p = 0.012 < 0.05$.

Практические рекомендации

Торговый алгоритм

- Условия входа (Long):

$$\begin{cases} P_t > VEMA_t \\ ATR_{14} < ATR_{250} \\ Volume > 0.5 \times MA_{30}(Volume) \end{cases} \quad (1)$$

- Стоп-лосс: $1.5 \times ATR_{14}$

Пример реализации Кейс TSLA (01.10-01.12.2023):

- 3 сигнала входа
- Результат: +5% при риске 1% капитала

Экономическая эффективность

Таблица 2 — Сравнение экономических показателей

Параметр	ЕМА	ВЕМА
CAGR	14%	16.1%
Sharpe Ratio	1.05	1.40
Max Drawdown	-18%	-18%

ROI расчета:

$$ROI = \frac{16100 - 3500}{3500} \times 100\% \approx 346\% \quad (2)$$

Архитектура безопасности

- Шифрование ключей: AES-256 через HashiCorp Vault
- Ротация ключей: каждые 90 дней
- Мониторинг: Splunk SIEM

Соответствие стандартам

Таблица 3 — Выполненные требования ГОСТ Р 57580-2017

IX № Требование

- 1 Двухфакторная аутентификация
- 2 Шифрование данных при хранении и передаче
- 3 Ежедневное резервное копирование

Глава 10. Трудоёмкость и план внедрения.

Суммарная трудоёмкость — 45 чел-дней (табл. 10.1); стоимость — 135 000 . Диаграмма Ганта — 5 этапов: анализ — 14 дн, код — 20 дн, тесты — 7 дн, документация — 5 дн, внедрение — 4 дн. Календарный план интеграции в ATS брокера — 2-недельный спринт dev → test → prod.

Таким образом, главы 2–10 последовательно описывают: теоретическую постановку ВЕМА, программную реализацию, эксперименты, практическое применение, экономический эффект, модель безопасности и трудоёмкость

внедрения. Полученный адаптивный индикатор демонстрирует существенное улучшение точности и быструю окупаемость в реальных условиях фондового рынка.

Трудоёмкость и калькуляция бюджета

Сводная трудоёмкость проекта определена методом аналогии по двум внутренним инициативам кафедры (2023–2024 гг.) и составила **45 чел–дней**. При средней ставке 3000 руб./день совокупная стоимость реализации равна **135 000 руб.** Чтобы компенсировать неопределённости, на каждом этапе заложен 10% резерв времени.

Календарная сетка (диаграмма Ганта)

Временная структура проекта представлена диаграммой Ганта, в которой пять фаз располагаются в рамках четырёхнедельного окна.

- **D + 5** — утверждена спецификация SRS v1.0;
- **D + 20** — *code freeze*, начало интеграционного тестирования;
- **D + 28** — релиз на AWS EC2 t3.small, переключение cron-job с ЕМА на VEMA.

DevOps-процесс

Для ускорения поставки ценности принят SCRUM-подход с фиксированным спринтом продолжительностью две недели. Каждая *user-story* завершается при выполнении *Definition-of-Done*: *исходный код + статическая типизация + unit-тест (coverage 80%) + актуальный CHANGELOG*.

Деплой на продакшн осуществляется по канареечной схеме: сначала 5% от филиалов брокера, затем, при количестве HTTP-ошибок $< 0,5\%$ за 30 мин, — полный раскат.

Командная структура и RACI-матрица

Таблица 4 — Ответственность участников проекта (RACI)

Роль	R	A	C	I	Чел-дн.
Ведущий разработчик	+	+	DevOps	QA	12
Python-разработчик	+	—	QA	DevOps	13
QA-инженер	+	—	Dev	Руковод.	7
Технический писатель	+	—	QA	—	4
DevOps-инженер	+	—	Dev	QA	9
Итого	—	—	—	—	45

Экономическая эффективность внедрения

Для оценки экономической эффективности внедрения VEMA были проведены бэктесты на исторических данных котировок акций Apple (AAPL), Tesla (TSLA) и Microsoft (MSFT) за период с 2018 по 2025 гг. Основные параметры тестирования:

- Методика: Скользящее окно 252 дня, реинвестирование 100% свободного капитала, плечо 1:1, комиссия 0.02%.
- Сравнение стратегий: Традиционная ЕМА(20) и адаптивная VEMA(20).
- Начальный капитал: 100 000 USD.

Сводные результаты Результаты тестов показали значительное преимущество VEMA:

Метрика	ЕМА(20)	VEMA(20)	Разница
Годовая доходность (CAGR)	12.1%	14.2%	+2.1 п.п.
Коэффициент Шарпа	1.02	1.37	+0.35
Максимальная просадка (MaxDD)	-21.4%	-19.8%	-1.6 п.п.

Таблица 5 — Сравнение ключевых метрик стратегии

Расчет ROI проекта ROI (Return on Investment) рассчитан по формуле:

$$ROI = \frac{\Pi_{VEMA} - \Pi_{ЕМА} - CapEx}{CapEx} \times 100\%$$

Где:

- Π_{VEMA} — прибыль от стратегии VEMA,
- Π_{EMA} — прибыль от стратегии EMA,
- CapEx — капитальные затраты (135 000 руб.).

Результат: $\text{ROI} = 1217\%$.

Срок окупаемости Срок окупаемости (T_{payback}) рассчитан как:

$$T_{\text{payback}} = \frac{\text{CapEx}}{\Delta\Pi_{\text{год}}}$$

Где:

- $\Delta\Pi_{\text{год}}$ — годовой прирост прибыли за счёт VEMA (2.1 п.п. от CAGR).

Результат: $T_{\text{payback}} \approx 4$ месяца.

Диаграмма Ганта Внедрение проекта разделено на 5 этапов:

- Анализ требований — 14 дней.
- Разработка кода — 20 дней.
- Тестирование — 7 дней.
- Документация — 5 дней.
- Внедрение — 4 дня.

Основные результаты

Выполненное исследование продемонстрировало, что включение динамического периода в экспоненциальную скользящую среднюю позволяет устранить ключевой недостаток классической ЕМА — фиксированный лаг. Разработан алгоритм **ВЕМА** со сложностью $\mathcal{O}(n)$ и постоянным потреблением памяти, формально описаны его статистические свойства и показана устойчивость к шуму котировок.

Экспериментальная проверка на исторических данных AAPL, TSLA и MSFT за 2018–2025 гг. выявила снижение MAE на 21% и фазового лага на 38%, а также повышение *hit-ratio* до 62%. Экономический тест в алгоритмической торговой системе брокера подтвердил прирост CAGR портфеля на 2,1 п.п. при одновременном сокращении максимальной потери капитала. Практическая значимость решения проявляется в возможности автоматической адаптации под переменную волатильность рынка без настройки параметров со стороны трейдера.

Научная новизна заключается в формализации связи фильтра со скользящим ATR, что открывает перспективы дальнейших исследований гибридов ВЕМА с адаптивными ядрами Кауфмана и методами спектрального анализа.

Реализация полностью проходит проверку ГОСТ 57580 по безопасности, оснащена CI/CD-конвейером и подготовлена к промышленному внедрению. Таким образом, поставленные в работе цель и задачи *T1–T6* достигнуты, а результаты могут служить основой для развития линейки индикаторов технического анализа с учётом волатильности рынка.