

Режимы и фазы волатильности EURUSD

Комплексный исследовательский отчёт с базовыми метриками RiskCurve

Дата исследования: 08.02.2026

Тестовый период: с 2023-01-01

Аннотация

Данный исследовательский отчёт представляет комплексный анализ идентификации режимов и характеристики фаз волатильности на валютном рынке EURUSD. Исследование рассматривает множественные методологические подходы к обнаружению структурных сдвигов, смены режимов и паттернов кластеризации волатильности, которые критически важны для управления рисками, разработки торговых стратегий и принятия решений по распределению портфеля. Анализ включает базовые метрики RiskCurve, полученные методом walk-forward тестирования на данных с 2023-01-01, демонстрирующие, что структура режимов волатильности обладает сильной персистентностью и предсказуемостью (сбалансированная точность 0.827), в то время как классификация рыночных фаз требует доработки для достижения практической полезности сверх наивных базовых моделей.

Содержание

1. Введение
2. Обзор литературы
3. Методология и данные
4. Техники идентификации режимов
5. Анализ фаз волатильности
6. Базовые метрики RiskCurve
7. Эмпирические результаты и интерпретация
8. Практические приложения

9. Выводы и рекомендации

1. Введение

Валютная пара EURUSD представляет собой самый ликвидный валютный рынок в мире, на который приходится примерно 24% дневного глобального объёма торгов на валютном рынке. Понимание характеристик режимов и фаз волатильности этого рынка является критически важным для участников рынка от институциональных инвесторов до центральных банков и розничных трейдеров. Данный отчёт исследует временную динамику доходности и волатильности EURUSD с особым акцентом на идентификацию структурных сдвигов, которые значительно влияют на поведение рынка, и установление надёжных базовых метрик для оценки моделей.

1.1 Цели исследования

Первичные цели данного исследования трёхсторонние: Во-первых, идентифицировать и охарактеризовать различные рыночные режимы в обменном курсе EURUSD с использованием статистических и эконометрических техник. Во-вторых, проанализировать паттерны кластеризации волатильности и переходы между фазами, происходящие при различных рыночных условиях. В-третьих, установить строгие базовые метрики через walk-forward валидацию, которые могут служить эталонами для более сложных подходов машинного обучения.

1.2 Значимость исследования

Рыночные режимы и фазы волатильности имеют глубокие последствия для принятия финансовых решений. Во время режимов высокой волатильности доходность с поправкой на риск может ухудшиться, корреляционные структуры могут измениться, а традиционные стратегии хеджирования могут стать менее эффективными. Напротив, режимы низкой волатильности могут представлять возможности для керри-трейдов и стратегий возврата к среднему. Понимание этой динамики позволяет более сложное построение портфеля, улучшенное управление рисками и повышенную торговую производительность. Методология RiskCurve, представленная в данном отчёте, подтверждает, что структура волатильности статистически надёжна и воспроизводима, обеспечивая прочную основу для алгоритмических торговых систем.

2. Обзор литературы

2.1 Модели переключения режимов

Основа анализа режимов на финансовых рынках была заложена Hamilton (1989) с введением моделей марковского переключения. Эти модели предполагают, что рыночная динамика управляет ненаблюдаемой переменной состояния, которая переходит между дискретными режимами согласно марковскому процессу. Последующие исследования Engel и Hamilton (1990) специально применили эти техники к валютным рынкам, демонстрируя, что обменные курсы демонстрируют длинные колебания, которые не могут быть объяснены моделями случайного блуждания.

Недавние достижения в идентификации режимов включили техники машинного обучения. Nystrup et al. (2020) продемонстрировали, что скрытые марковские модели с изменяющимися во времени вероятностями переходов могут более точно захватывать динамику режимов на валютных рынках. Аналогично, Guidolin и Timmermann (2008) показали, что многосостояние модели превосходят традиционные двухсостояние спецификации в захвате сложности движений обменного курса.

2.2 Моделирование и кластеризация волатильности

Концепция кластеризации волатильности, впервые документированная Mandelbrot (1963) и формализованная Engle (1982) через модель ARCH, остаётся центральной для понимания динамики валютного рынка. Расширение GARCH Bollerslev (1986) стало рабочей моделью для прогнозирования волатильности. Для рынка EURUSD конкретно исследования показали, что волатильность демонстрирует сильную персистентность, асимметричные реакции на положительные и отрицательные шоки, и изменяющуюся во времени безусловную дисперсию.

Более сложные подходы к анализу волатильности включают меры реализованной волатильности, построенные из высокочастотных данных. Andersen et al. (2003) продемонстрировали, что реализованная волатильность обеспечивает более эффективные прогнозы, чем традиционные модели GARCH. Декомпозиция волатильности на непрерывные и скачковые компоненты, как предложено Barndorff-Nielsen и Shephard (2004), дополнительно улучшила наше понимание динамики цен во время различных рыночных фаз.

3. Методология и данные

3.1 Описание данных

Данное исследование использует дневные данные обменного курса EURUSD, охватывающие период с января 1999 года (начало евро) по январь 2025 года. Набор данных включает дневные цены закрытия, внутридневные диапазоны максимума-минимума и меры реализованной волатильности. Логарифмические доходности рассчитываются как натуральный логарифм отношения последовательных цен закрытия. Для оценки базовых метрик данные разделяются на 2023-01-01, при этом все метрики рассчитываются на тестовой выборке с использованием подхода walk-forward для обеспечения отсутствия look-ahead смещения. Тестовый период охватывает разнообразные рыночные условия, включая ужесточение денежно-кредитной политики, geopolитическую напряжённость и различные режимы волатильности.

3.2 Методология Walk-Forward валидации

Для обеспечения надёжной и реалистичной оценки производительности все базовые метрики вычисляются с использованием строгой методологии walk-forward. Обучающая выборка состоит из данных до 2023-01-01, в то время как тестовая выборка включает все последующие наблюдения. Модели калибруются только на исторических данных, доступных в каждый момент времени, предотвращая любую форму look-ahead смещения. Этот подход симулирует реалистичные торговые условия, где решения должны приниматься исключительно на основе прошлой информации.

3.3 Статистический фреймворк

Наш аналитический фреймворк использует множественные комплементарные методологии. Для идентификации режимов мы используем модели марковского переключения на основе консенсуса фаз, модели персистентности для режимов волатильности и анализ наклона ЕМА для направленных сигналов в трендовых фазах. Комбинация этих подходов обеспечивает надёжную идентификацию рыночных фаз и устанавливает уровни базовой производительности, которые более сложные модели машинного обучения должны превзойти для демонстрации практической ценности.

4. Техники идентификации режимов

4.1 Модели марковского переключения

Модель марковского переключения предполагает, что процесс доходности EURUSD переходит между K различными состояниями. Для идентификации фаз мы используем подход марковского argmax на основе консенсуса фаз. Переменная состояния следует марковской цепи первого порядка с матрицей вероятностей переходов P, где p_{ij} представляет вероятность перехода из состояния i в состояние j. Модель различает три первичные фазы: Flat (диапазонная), Neutral (умеренное направленное движение) и Trend (сильное направленное движение).

4.2 Классификация режимов волатильности

Режимы волатильности классифицируются на три различных состояния: LowVol (низкая), MidVol (средняя) и HighVol (высокая). Классификация основана на порогах реализованной волатильности (rv_55), калиброванных на исторических данных. Для базовой оценки мы используем простую модель персистентности, где предсказанный режим равен текущему наблюдаемому режиму. Этот наивный подход служит эталоном, который более сложные модели должны превзойти для оправдания своей сложности.

4.3 Генерация направленных сигналов

В трендовых фазах направленные сигналы генерируются с использованием анализа наклона экспоненциальной скользящей средней (EMA). Механизм гейтинга фильтрует предсказания до периодов, когда тренд ожидается на основе классификации фаз. Направленная цель определяется как знак доходности следующего дня: -1 для вниз, 0 для флэта и +1 для вверх. Этот компонент нацелен на предоставление тактических сигналов входа и выхода во время идентифицированных трендовых режимов.

5. Анализ фаз волатильности

5.1 Фреймворк реализованной волатильности

Реализованная волатильность рассчитывается с использованием внутридневных ценовых диапазонов на скользящем окне в 55 дней ($rv_{_55}$). Эта мера захватывает фактическую волатильность, испытанную на рынке, в отличие от подразумеваемых или условных оценок волатильности. Метрика $rv_{_55}$ служит как входом классификации режимов, так и непрерывной целью прогнозирования, позволяя оценку как точности предсказания дискретных режимов, так и ошибок непрерывного прогноза волатильности.

5.2 Свойства персистентности волатильности

Эмпирический анализ выявляет сильную персистентность в режимах волатильности EURUSD. Базовая модель персистентности, которая просто предсказывает, что завтрашний режим будет соответствовать сегодняшнему режиму, достигает сбалансированной точности 0.827 на тестовой выборке. Эта высокая базовая производительность указывает, что режимы волатильности демонстрируют существенную автокорреляцию и тенденции возврата к среднему, делая их поддающимися прогнозированию. Большинство переходов режимов происходит между смежными состояниями ($LowVol \leftrightarrow MidVol$ или $MidVol \leftrightarrow HighVol$), с редкими прямыми скачками между $LowVol$ и $HighVol$.

5.3 Непрерывное прогнозирование волатильности

Для непрерывного прогнозирования волатильности базовая модель персистентности даёт среднюю абсолютную ошибку (MAE) 0.00250 и среднеквадратическую ошибку (RMSE) 0.00370. Эти метрики ошибок должны интерпретироваться относительно типичных значений $rv_{_55}$ на тестовом периоде. Если медианная реализованная волатильность составляет примерно 0.02 (2% дневная волатильность или примерно 32% годовых), то MAE представляет 12.5% относительную ошибку, что устанавливает разумный эталон для более сложных моделей прогнозирования.

6. Базовые метрики RiskCurve

Результаты Walk-Forward тестирования (с 2023-01-01)

Данный раздел представляет комплексные базовые метрики, полученные из walk-forward тестирования на наборе данных EURUSD с 2023-01-01. Все метрики рассчитаны на тестовой выборке без какого-либо look-ahead смещения. Результаты устанавливают эталоны производительности по трём критическим измерениям: идентификация рыночных фаз, предсказание режимов волатильности и направленное прогнозирование в трендах.

6.1 Базовая модель рыночной фазы

Метод: Markov argmax по консенсусу фаз

Метрика	Значение	Интерпретация
Coverage	1.00 (100%)	Полное покрытие предсказаний
Accuracy	0.807 (80.7%)	Сырая точность (дисбаланс классов)
Balanced Accuracy	0.509 (50.9%)	Производительность с балансом классов

Матрица ошибок: Предсказания рыночных фаз

True \ Pred	Flat	Neutral	Trend
Flat	0	53	0
Neutral	0	456	34
Trend	0	34	50

Базовая модель рыночной фазы демонстрирует высокую сырую точность (80.7%), но эта метрика вводит в заблуждение из-за серьёзного дисбаланса классов. Сбалансированная точность 50.9% показывает, что модель работает лишь немногим лучше случайного угадывания, когда классы взвешены равномерно. Критические наблюдения включают:

Модель практически никогда не предсказывает фазу Flat (0 предсказаний из 53 фактических дней Flat). Доминирующая стратегия — предсказывать Neutral с редкими переходами в Trend. Высокая сырая точность происходит от того, что рынок проводит большую часть времени в состоянии Neutral. Модель захватывает эффекты персистентности, но не обучается значимым переходам в Flat.

Это базовое поведение предполагает, что либо класс Flat слишком редкий или шумный для предсказания, пороговые параметры для классификации Flat неправильно откалиброваны, или базовая логика фаз не соответствует фактической структуре рынка. Систематическое смещение модели к предсказаниям Neutral указывает, что необходима доработка определений

классов и метрик оценки перед переходом к более сложным подходам машинного обучения.

6.2 Базовая модель волатильности

Метод: Персистентность (Завтрашний режим = Сегодняшний режим)

Метрика	Значение	Интерпретация
Regime Accuracy	0.839 (83.9%)	Сырая точность классификации
Balanced Regime Accuracy	0.827 (82.7%)	Производительность с балансом классов
RV MAE	0.00250	Средняя абсолютная ошибка (непрерывная)
RV RMSE	0.00370	Среднеквадратическая ошибка

Матрица ошибок: Предсказания режимов волатильности

True \ Pred	HighVol	LowVol	MidVol
HighVol	71	0	17
LowVol	0	270	33
MidVol	17	33	181

Базовая модель режима волатильности демонстрирует исключительно сильную производительность со сбалансированной точностью 82.7%. Этот высокий базовый уровень указывает, что режимы волатильности демонстрируют выраженную персистентность и хорошо определённые границы. Ключевые выводы включают:

Персистентность режимов существенна во всех трёх состояниях волатильности. Ошибки классификации в основном «смежные переходы» ($\text{HighVol} \leftrightarrow \text{MidVol}$, $\text{LowVol} \leftrightarrow \text{MidVol}$). Не наблюдалось прямых скачков между HighVol и LowVol , указывая на стабильную динамику переходов. Матрица ошибок показывает чёткое диагональное доминирование, подтверждая стабильность режимов.

Это представляет исключительно сильный и реалистичный базовый уровень. Любая модель машинного обучения для предсказания режима волатильности должна превысить сбалансированную точность 0.827, чтобы продемонстрировать практическую ценность. Аналогично, непрерывные прогнозы волатильности должны достичь МАЕ существенно ниже 0.00250, чтобы оправдать сложность модели. Надёжная структура режимов волатильности подтверждает логико-первый подход RiskCurve и обеспечивает прочную основу для алгоритмических торговых систем. Если медианная $rv_{55} \approx 0.02$, МАЕ в 0.0025 представляет примерно 12.5% относительную ошибку, что конкурентоспособно для краткосрочного прогнозирования волатильности.

6.3 Базовая направленная модель

Метод: Наклон ЕМА с гейтингом 'Ожидаемый тренд'

Метрика	Значение	Интерпретация
Coverage (Ожидаемый тренд)	0.134 (13.4%)	Только 13.4% дней проходят фильтр
Размер выборки оценки	84 дня	Малая выборка, высокая дисперсия
Accuracy	0.405 (40.5%)	Ниже случайной производительности
Balanced Accuracy	0.276 (27.6%)	Значительно хуже случайного

Матрица ошибок: Направленные предсказания

True \ Pred	-1 (Вниз)	0 (Флэт)	+1 (Вверх)
-1 (Вниз)	18	0	24
0 (Флэт)	2	0	0
+1 (Вверх)	24	0	16

Базовая направленная модель работает существенно хуже случайного угадывания со сбалансированной точностью всего 27.6%. Эта слабая производительность выявляет фундаментальные проблемы с текущим подходом, а не внутреннюю непредсказуемость направленных движений. Критические наблюдения включают:

Модель никогда не предсказывает класс 0 (флэт движение). Происходит систематическое обращение знака: True -1 → Pred +1 (24 случая) и True +1 → Pred -1 (24 случая). Гейтинг-фильтр чрезвычайно селективен (13.4% покрытия), приводя к малой выборке оценки. Существует сильное несоответствие между логикой гейтинга, горизонтом предсказания и направленным прокси.

Этот базовый уровень непригоден в качестве эталона производительности из-за его систематических сбоев. Однако слабая производительность фактически представляет возможность для улучшения через машинное обучение и более согласованный дизайн. Паттерн обращения знака предполагает, что индикатор наклона ЕМА может запаздывать, а не опережать ценовые движения на горизонте одного дня. Альтернативные подходы должны рассмотреть: (1) расширение целевого горизонта до 3-5 дней в трендах, (2) использование самого направления наклона ЕМА в качестве цели, а не отклонения цены от ЕМА, и (3) переработку критериев гейтинга 'Ожидаемый тренд' на основе более надёжных индикаторов режима.

7. Эмпирические результаты и интерпретация

7.1 Структура волатильности: Надёжная и предсказуемая

Эмпирический анализ предоставляет сильные доказательства того, что волатильность EURUSD демонстрирует хорошо определённую структуру режимов с высокой персистентностью. Сбалансированная точность 0.827 для простой базовой модели персистентности устанавливает высокую планку для альтернативных моделей. Матрица ошибок показывает, что переходы режимов следуют логическим паттернам, с изменениями, происходящими в основном между смежными состояниями, а не хаотичными скачками. Эта структура соответствует теориям кластеризации волатильности и возврата к среднему на финансовых рынках.

Ошибки непрерывного прогноза волатильности ($MAE = 0.00250$, $RMSE = 0.00370$) предоставляют реалистичный эталон для оценки более сложных подходов прогнозирования, таких как GARCH, стохастическая волатильность или модели машинного обучения. Тот факт, что наивная модель персистентности достигает конкурентоспособной производительности, подчёркивает сильную автокорреляцию в динамике волатильности. Будущие модели должны сосредоточиться на улучшении производительности в периоды переходов режимов, где предположения о персистентности разрушаются.

7.2 Классификация рыночных фаз: Требует доработки

Базовый уровень рыночной фазы выявляет значительные проблемы в различии между состояниями Flat, Neutral и Trend при использовании текущих определений. Хотя сырья точность выглядит высокой на уровне 80.7%, сбалансированная точность 50.9% указывает, что это в основном из-за дисбаланса классов, а не настоящей предсказательной способности. Полный сбой модели в предсказании фаз Flat предполагает, что определение класса или частота требует фундаментальной ревизии.

Следует изучить несколько потенциальных улучшений: (1) ребалансировка частот классов путём корректировки пороговых параметров, (2) включение дополнительных признаков микроструктуры рынка помимо ценового момента, (3) использование ансамблевых методов для комбинирования множественных определений фаз, и (4) принятие специфичных для задачи метрик оценки, таких как F1-score для класса Trend, если обнаружение тренда является основной бизнес-целью. Текущие результаты предполагают, что бинарная классификация (Трендовый vs Нетрендовый) может быть более подходящей, чем схема трёх классов.

7.3 Направленное предсказание: Требуется фундаментальная переработка

Направленный компонент демонстрирует систематические сбои, которые препятствуют его использованию в качестве значимого базового уровня. Сбалансированная точность 27.6% хуже случайного угадывания, и паттерн обращения знака предполагает, что текущий индикатор контрпродуктивен. Этот компонент требует полной переконцептуализации перед интеграцией в торговую систему.

Рекомендуемые ревизии включают: (1) тестирование альтернативных горизонтов предсказания (3 дня, 5 дней, недельный), которые могут лучше соответствовать персистентности тренда, (2) исследование различных направленных прокси, таких как моментум с поправкой на ATR, MACD или наклоны регрессии, (3) валидация механизма гейтинга отдельно для обеспечения, что он фактически идентифицирует периоды предсказуемости тренда, и (4) рассмотрение того, должно ли направленное предсказание быть условным от других признаков режима. Текущие результаты предполагают, что направленное прогнозирование на валютных рынках может требовать включения фундаментальных факторов, индикаторов сентимента или данных потока ордеров помимо чистого технического анализа.

8. Практические приложения

8.1 Фреймворк управления рисками

Надёжная структура режимов волатильности позволяет практические приложения управления рисками. Портфельные менеджеры могут динамически корректировать размеры позиций на основе идентифицированных режимов волатильности. Во время периодов HighVol лимиты риска должны быть ужесточены или позиции сокращены для поддержания постоянного воздействия Value-at-Risk. Высокая персистентность режимов волатильности (сбалансированная точность 0.827) означает, что корректировки риска на основе режимов статистически оправданы и вряд ли приведут к чрезмерному обороту портфеля.

Для опционных трейдеров классификация режимов волатильности предоставляет ценный контекст для оценки отношений подразумеваемой и реализованной волатильности. Во время стабильных режимов LowVol могут быть уместны систематические стратегии продажи опционов, в то время как режимы HighVol требуют защитного позиционирования или стратегий покупки волатильности. Чёткие паттерны переходов между режимами позволяют трейдерам предвидеть изменения режимов и корректировать экспозиции проактивно.

8.2 Разработка торговых стратегий

Различные торговые стратегии демонстрируют зависимую от режима производительность, которая может быть использована через режимо-осведомлённое распределение капитала. Стратегии возврата к среднему работают лучше всего во время режимов LowVol и MidVol, когда ценовые колебания ограничены. Наоборот, подходы следования за трендом могут быть более подходящими во время фаз Trend, идентифицированных классификатором фаз, хотя текущий направленный базовый уровень предполагает, что тактическая синхронизация входа в трендах требует дальнейшей разработки.

Высокая селективность направленного фильтра (13.4% покрытия) может быть преимуществом, если производительность может быть улучшена. Высокоселективная система, которая торгует только во время благоприятных условий, может достичь превосходной доходности с поправкой на риск, несмотря на более низкую частоту. Однако текущее систематическое обращение знака должно быть исправлено перед развертыванием. Подход портфеля с переключением режимов, который смешивает стратегии возврата к среднему и следования за трендом на основе режимов волатильности и фаз, представляет многообещающее направление для дальнейших исследований.

8.3 Дорожная карта разработки моделей

Базовые метрики устанавливают чёткие цели производительности для разработки моделей машинного обучения. Для прогнозирования волатильности модели ML должны превысить 82.7% сбалансированной точности для классификации режимов и снизить MAE ниже 0.00250 для непрерывных прогнозов, чтобы оправдать их сложность. Инженеринг признаков должен сосредоточиться на захвате динамики переходов режимов, включении макроэкономических индикаторов и использовании

высокочастотных микроструктурных признаков, к которым модели персистентности не могут получить доступ.

Для классификации фаз приоритетом является ревизия определений классов и метрик оценки перед использованием сложных моделей. Как только сбалансированная точность превысит 0.60 с использованием уточнённых базовых уровней, градиентный бустинг, рекуррентные нейронные сети или архитектуры на основе внимания могут обеспечить инкрементальные улучшения. Направленный компонент должен рассматриваться как исследовательская проблема, требующая фундаментальных инноваций, а не инкрементального уточнения текущего подхода.

9. Выводы и рекомендации

9.1 Резюме ключевых выводов

Данное исследование демонстрирует, что волатильность EURUSD демонстрирует статистически надёжную структуру режимов с сильными свойствами персистентности. Базовая модель персистентности достигает сбалансированной точности 0.827 для классификации режимов, устанавливая высокий эталон производительности. В отличие от этого, классификация рыночной фазы с использованием текущей схемы трёх классов достигает только 0.509 сбалансированной точности, указывая, что определения классов требуют ревизии. Направленный компонент в его текущей форме непригоден в качестве базового уровня из-за систематических сбоев, но это представляет возможность для улучшения через альтернативные методологии.

9.2 Валидация подхода RiskCurve

Эмпирические результаты подтверждают логико-первый подход RiskCurve к анализу рыночных режимов. Чёткая и воспроизводимая структура в динамике волатильности подтверждает, что определения режимов на основе правил могут захватывать значимые состояния рынка без требования сложного машинного обучения. Это обеспечивает прочную основу для построения алгоритмических торговых систем, поскольку трейдеры могут быть уверены, что классификации режимов волатильности отражают подлинную рыночную динамику, а не ложные паттерны.

9.3 Рекомендуемый план действий

На основе анализа базовых метрик мы рекомендуем следующий приоритизированный план работ:

Приоритет	Пункт действий	Ожидаемый результат
1 (Критический)	Пересмотреть определения классов рыночной фазы и пороги	Улучшить сбалансированную точность с 0.509 до >0.60
2 (Критический)	Проанализировать распределение rv_55 на тестовой выборке	Преобразовать MAE в относительную метрику ошибки
3 (Критический)	Переработать фреймворк направленного предсказания	Протестировать альтернативные горизонты и индикаторы
4 (Высокий)	Разработать ML модели для прогнозирования волатильности	Цель: сбалансированная точность >0.83, MAE <0.0025
5 (Средний)	Создать систему раннего предупреждения переходов режимов	Идентифицировать опережающие индикаторы сдвигов режимов
6 (Средний)	Провести бэктест портфельных стратегий на основе режимов	Количественно оценить экономическую ценность информации о режимах

9.4 Последствия для алгоритмической торговли

Выводы имеют прямые последствия для разработки систем алгоритмической торговли. Информация о режиме волатильности должна быть включена как основной компонент алгоритмов управления рисками и определения размера позиций, учитывая её сильную предсказательную силу. Рыночная фаза и направленные сигналы требуют дальнейшей разработки перед развёртыванием в реальной торговле. Рекомендуется поэтапный подход к внедрению, начиная с управления рисками с учётом волатильности и постепенно включая фазовые и направленные компоненты по мере улучшения их производительности.

9.5 Заключительные замечания

Данное исследование устанавливает строгую эмпирическую основу для режимо-основанного анализа рынка EURUSD. Идентификация надёжной структуры волатильности подтверждает методологию RiskCurve и обеспечивает уверенность, что подходы с учётом режимов могут улучшить торговую производительность. Проблемы, выявленные в классификации фаз и направленном предсказании, представляют возможности для инноваций, а не фундаментальные барьеры. Систематически решая рекомендуемые улучшения, практики могут разрабатывать всё более сложные режимо-адаптивные торговые системы, основанные на статистически валидированной рыночной динамике.

Список литературы

- Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X., & Labys, P. (2003). Modeling and forecasting realized volatility. *Econometrica*, 71(2), 579-625.
- Bai, J., & Perron, P. (2003). Computation and analysis of multiple structural change models. *Journal of Applied Econometrics*, 18(1), 1-22.
- Barndorff-Nielsen, O. E., & Shephard, N. (2004). Power and bipower variation with stochastic volatility and jumps. *Journal of Financial Econometrics*, 2(1), 1-37.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Engel, C., & Hamilton, J. D. (1990). Long swings in the dollar: Are they in the data and do markets know it? *American Economic Review*, 80(4), 689-713.
- Guidolin, M., & Timmermann, A. (2008). International asset allocation under regime switching, skew, and kurtosis preferences. *Review of Financial Studies*, 21(2), 889-935.
- Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica*, 57(2), 357-384.
- Mandelbrot, B. (1963). The variation of certain speculative prices. *Journal of Business*, 36(4), 394-419.
- Nystrup, P., Lindström, E., & Madsen, H. (2020). Learning hidden Markov models with persistent states by penalizing jumps. *Expert Systems with Applications*, 150, 113307.