

13. *Lubanovic B.* FastAPI. Modern Python Web development. Sebastopol: O'Reilly Media Inc., 2023, 280 p.
14. *Attardi J.* Web API. Cookbook. Sebastopol: O'Reilly Media Inc., 2024, 286 p.
15. *Manglik R. et al.* Python notes for professionals. Lucknow: EduGorilla publication, 2024, 841 p.
16. *Zaytsev A.F.* Preimushchestva i nedostatki yazyka programmirovaniya Python pri postroenii raspredelennykh programmnykh sistem [Advantages and disadvantages of Python programming language in developing distributed software systems], *Razvitie sovremennykh tekhnologiy: teoreticheskie i prakticheskie aspekty: Sb. statey V Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, Petrozavodsk, 14 oktyabrya 2024 goda* [Development of modern technologies: Theoretical and practical aspects, Proceedings of the V International Scientific and Practical Conference, Russia, Petrozavodsk, 14 October, 2024]. Petrozavodsk: MTSNP «Novaya Nauka», 2024, pp. 73-77. EDN NIHION.
17. *Tragura S.J.C.* Mastering Flask Web and API development. Birmingham: Packt publishing, 2024, 494 p.
18. *Fox D.* Python for asynchronous programming with AsyncIO. Seattle: Amazon digital services LLC, 2024, 126 p.
19. *Listopad S.V., Kirikov I.A.* Arkhitektury intellektual'nykh agentov splochnykh gibridnykh intellektual'nykh mnogoagentnykh sistem [Architectures of intelligent agents of cohesive hybrid intelligent multiagent systems], *Sistemy i sredstva informatiki* [Systems and Means of Informatics], 2022, Vol. 32, No. 2, pp. 81-91. DOI: 10.14357/08696527220208.
20. *Öggl B., Kofler M.* Docker: Practical guide for developers and DevOps teams. Bonn: Rheinwerk Publishing Inc., 2023, 491 p.
21. *Jones P.* Docker, Jenkins and Kubernetes: Mastering DevOps automation. NY.: Walzone press, 2024, 266 p.
22. *Taylor M.* Epokha II-agentov [The era of AI-Agents]. Ekaterinburg: Izd-vo Ridero, 2025, 84 p.
23. *Gokhberg L.M., Turovets Yu.V., Vishnevskiy K.O.* Iskusstvennyy intellekt v Rossii: tekhnologii i rynki [Artificial intelligence in Russia: technologies and markets]. Moscow: NIU VShE, 2025, 148 p. DOI: 10.17323/978-5-7598-3019-1.

Зайцев Анатолий Федорович – Восточно-Сибирский государственный университет технологий и управления; e-mail: lordsadler2010@mail.ru; г. Улан-Удэ, Россия; старший преподаватель кафедры «Вычислительные и радиоэлектронные системы».

Zaytsev Anatoly Fedorovich – East Siberia State University of Technology and Management; e-mail: lordsadler2010@mail.ru; Ulan-Ude, Russia; Senior Lecturer at the Department of «Computational and radioelectronic systems».

УДК 004.896

DOI 10.18522/2311-3103-2025-6-189-199

Д.Г. Веселова, Н.Е. Сергеев

СТОХАСТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ КОГНИТИВНОГО РИСКА ТРЕЙДЕРОВ В УСЛОВИЯХ ВОЛАТИЛЬНОСТИ ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННЫХ РЫНКОВ

Настоящее исследование посвящено разработке стохастической модели когнитивного риска трейдеров как ключевого компонента интеллектуальной системы поддержки принятия решений (СППР) для децентрализованных криптовалютных рынков. Актуальность работы обусловлена спецификой DeFi-среды, характеризующейся высокой и нестационарной волатильностью, отсутствием централизованных механизмов стабилизации, асимметрией информации и значительным влиянием поведенческих факторов на принятие торговых решений. В данных условиях традиционные детерминированные и статические СППР демонстрируют ограниченную эффективность, поскольку не учитывают динамическое восприятие риска участниками рынка и связанные с ним когнитивные искажения. Целью исследования является формализация когнитивного риска трейдеров в виде стохастического процесса с эффектом памяти и интеграция соответствующей модели в архитектуру СППР, ориентированной на адаптивное управление риском. Для достижения поставленной цели разработано стохастическое дифференциальное уравнение, описывающее динамику когнитивного риска в зависимости от рыночной волатильности и текущих режимов рынка, а также вероятностное ядро переходов между рыночными состояниями, связывающее объективные рыночные характеристики с субъективным восприятием риска. Для оценки параметров модели предложен идентификационный каркас, основанный на алгоритме Expectation–Maximization в сочетании с фильтром частиц, что обеспечивает возможность работы с нели-

нейными и скрытыми состояниями системы. Методика исследования включает численное моделирование на синтетических данных, оценку параметров модели на реальных временных рядах криптоактивов, а также валидацию результатов с использованием схем *walk-forward* и *purged K-fold*. Качество вероятностных прогнозов оценивалось с применением метрик отрицательного логарифмического правдоподобия (NLL), Brier Score и ожидаемой ошибки калибровки (ECE). Экспериментальные результаты показали, что включение когнитивного стохастического слоя позволяет улучшить качество вероятностных прогнозов в среднем на 10–15%, снизить NLL на 8%, Brier Score на 11% и ECE на 35%, а также повысить точность предсказания ключевых переходов между рыночными режимами на 5–7 процентных пунктов. Полученные результаты подтверждают эффективность предложенной стохастической модели когнитивного риска и демонстрируют её применимость для построения адаптивных СППР в DeFi-сегменте. Разработанный подход может служить основой для дальнейшего развития предиктивных моделей поведения трейдеров и интеллектуальных систем управления риском в децентрализованных финансовых экосистемах.

Стохастическое моделирование; когнитивный риск трейдеров; децентрализованные финансовые рынки; система поддержки принятия решений; волатильность рынка; стохастическое дифференциальное уравнение; вероятностное ядро переходов; алгоритм EM.

D.G. Veselova, N.E. Sergeev

A STOCHASTIC FRAMEWORK FOR MODELING TRADERS' COGNITIVE RISK UNDER VOLATILITY IN DECENTRALIZED FINANCIAL MARKETS

This study is devoted to the development of a stochastic model of traders' cognitive risk as a core component of an intelligent decision support system (DSS) for decentralized cryptocurrency markets. The relevance of the research is determined by the specific characteristics of the DeFi environment, which include high and nonstationary volatility, the absence of centralized stabilization mechanisms, information asymmetry, and a strong influence of behavioral factors on trading decisions. Under these conditions, traditional deterministic and static DSS frameworks demonstrate limited effectiveness, as they fail to account for the dynamic perception of risk by market participants and the associated cognitive biases. The objective of this research is to formalize traders' cognitive risk as a memory-dependent stochastic process and to integrate the proposed model into the architecture of an adaptive DSS for risk management. To achieve this objective, a stochastic differential equation is developed to describe the dynamics of cognitive risk as a function of market volatility and prevailing market regimes. In addition, a probabilistic transition kernel is introduced to link objective market characteristics with the subjective perception of risk. For parameter estimation, an identification framework based on the Expectation–Maximization algorithm combined with particle filtering is proposed, enabling robust inference in the presence of nonlinear dynamics and latent state variables. The research methodology includes numerical simulations on synthetic data, parameter estimation using real cryptocurrency time series, and validation of the proposed approach through walk-forward and purged K-fold schemes. The quality of probabilistic forecasts is evaluated using the Negative Log-Likelihood (NLL), Brier Score, and Expected Calibration Error (ECE) metrics. Experimental results demonstrate that incorporating the stochastic cognitive layer improves probabilistic forecasting performance by an average of 10–15%, reduces NLL by approximately 8%, decreases the Brier Score by about 11%, and lowers ECE by nearly 35%. Furthermore, the accuracy of predicting key transitions between market regimes increases by 5–7 percentage points. The obtained results confirm the effectiveness of the proposed stochastic cognitive-risk model and demonstrate its applicability for the development of adaptive DSS solutions in the DeFi domain. The proposed framework provides a foundation for further research on predictive models of trader behavior and the design of intelligent risk-management systems for decentralized financial ecosystems.

Stochastic modeling; traders' cognitive risk; decentralized finance; decision support system; market volatility; stochastic differential equation; probabilistic transition kernel; Expectation–Maximization algorithm.

Введение. Современные криптовалютные рынки представляют собой динамичные децентрализованные системы, в которых процессы ценообразования и принятия решений сопровождаются высокой волатильностью, асимметрией информации и отсутствием централизованных механизмов регулирования. Эти факторы делают поведение участников существенно стохастическим, а разработку систем поддержки принятия решений (СППР) – одной из приоритетных задач современной финансовой информатики и когнитивного

моделирования. В условиях DeFi эффективность СППР определяется не только качеством рыночных данных, но и способностью системы учитывать иррациональные аспекты поведения трейдеров и субъективное восприятие риска.

Актуальность темы усиливается стремительным ростом децентрализованных финансов. По данным аналитических платформ DefiLlama и AInvest, совокупный объем средств, заблокированных в протоколах DeFi (Total Value Locked, TVL), увеличился с 1 млрд USD в 2019 году до 112 млрд USD к концу 2021, а в 2024–2025 годах превысил 370 млрд USD, показав более чем 300-кратный рост за пять лет. Такой масштаб развития делает задачу анализа и прогнозирования поведения участников в децентрализованных системах критически важной как с научной, так и с прикладной точки зрения.

Проблема моделирования поведения трейдеров в условиях неопределённости активно исследуется в мировой науке. Работы Р. Конта, Ж.-П. Бушо и М. Поттерса описали стохастическую природу рыночных процессов; исследования Д. Канемана и А. Тверски выявили роль когнитивных искажений при восприятии риска и прибыли; труды Р. Цая и М. Лопеса де Прадо заложили методологию анализа временных рядов и машинного обучения в трейдинге. Однако существующие подходы в основном ориентированы на централизованные рынки и слабо адаптированы к децентрализованным системам, где неопределенность усиливается факторами сетевой ликвидности, транзакционных задержек и взаимодействием агентов с неполной информацией.

В работе «Анализ поведения трейдеров для создания системы поддержки принятия торговых решений» была предложена модельно- и знание-ориентированная СППР для криптовалютных рынков, основанная на техническом анализе и модели состояний рынка [1]. Она обеспечивала интерпретацию рыночных сигналов (SMA/EMA, RSI, Bollinger Bands, ATR) и правила переходов между состояниями (bullish, bearish, range, volatility spike), включая вероятностную корректировку сигналов с учётом фундаментальных и поведенческих факторов. Однако данная модель оставалась детерминированной и не отражала стохастическую динамику восприятия риска трейдерами, которая оказывает решающее влияние на качество торговых решений в условиях высокой волатильности DeFi-рынков.

В настоящей работе предлагается расширение и углубление концепции СППР, направленное на включение в её структуру стохастической модели когнитивного риска трейдеров. В предлагаемом подходе восприятие риска рассматривается как стохастический процесс, зависящий от объективной волатильности рынка и субъективных искажений восприятия (loss aversion, anchoring, confirmation bias) [1]. Это позволяет перейти от фиксированных правил интерпретации сигналов к вероятностной модели поведения, отражающей динамику принятия решений в условиях неопределенности и эмоциональной нестабильности участников.

Научная новизна работы заключается во введении стохастического представления когнитивного риска и его включении в структуру интеллектуальной СППР. В отличие от существующих решений, разработанная система не ограничивается техническими индикаторами, а учитывает динамику субъективного восприятия риска, что позволяет повысить достоверность и адаптивность рекомендаций в условиях изменяющейся волатильности.

Практическая значимость исследования заключается в том, что предлагаемая модель создаёт основу для построения интеллектуальных систем поддержки торговых решений в DeFi-среде, способных учитывать когнитивные и стохастические аспекты поведения участников. Это позволит повысить устойчивость стратегий трейдинга и качество управления рисками в условиях высокой неопределенности.

Постановка и описание решаемой задачи. На основании сформулированной в предыдущем разделе задачи и обоснованной необходимости построения стохастической модели когнитивного риска трейдеров, в дальнейшем разделе будет представлена методика исследования. В ней подробно описываются стратегия и подходы, выбранные для реализации поставленной цели, этапы построения модели, а также архитектурные решения, методы и алгоритмы, лежащие в основе предлагаемой системы поддержки принятия решений (СППР).

Исследование направлено на формирование научных основ для построения стохастической модели когнитивного риска трейдеров как ключевого элемента интеллектуальной системы поддержки принятия решений (СППР) для децентрализованных финансовых рынков. Несмотря на активное развитие теории технического анализа и алгоритмических моделей, большинство существующих подходов не отражает изменчивую природу человеческого восприятия риска и его влияние на динамику торгового поведения. Это приводит к тому, что даже высокоточные аналитические системы демонстрируют снижение эффективности при изменении волатильности или структуры рынка.

Проблема, решаемая в рамках данного исследования, заключается в отсутствии формализованной математической модели, описывающей эволюцию когнитивного риска трейдеров как стохастического процесса. Традиционные СППР рассматривают риск как внешнюю характеристику рынка, в то время как в реальности он проявляется и на уровне субъективного восприятия. Поведение участников формируется под воздействием стохастических факторов – эмоциональных реакций, когнитивных искажений, накопленного опыта и контекста рыночных событий. Отсутствие механизма учёта этих факторов снижает адаптивность систем поддержки решений и ограничивает их применение в быстро меняющейся децентрализованной среде.

Актуальность исследования обусловлена необходимостью расширить математический аппарат анализа поведения участников DeFi-рынков с учетом вероятностных характеристик их восприятия риска. Разработка стохастической модели когнитивного риска позволит не только уточнить предсказательные механизмы СППР, но и повысить устойчивость автоматизированных стратегий к внешним шокам, ликвидным всплескам и асимметрии информации. Это создаёт предпосылки для формирования нового класса интеллектуальных торговых систем, способных адаптироваться к стохастическим изменениям в поведении агентов и рыночной среде.

Современные исследования в области финансового моделирования демонстрируют переход от рациональных к поведенческим и гибридным моделям. Работы Канемана и Тверски по Prospect Theory стали основой для описания нелинейного восприятия риска и асимметрии между оценкой потерь и прибылей. Эмпирические исследования рыночных данных, проведённые Контом и Бушо, показали, что волатильность и риск обладают свойствами автокорреляции и случайных возмущений, что требует применения стохастических дифференциальных уравнений (SDE). Однако в большинстве моделей отсутствует поведенческий компонент, связывающий когнитивное восприятие риска с вероятностями рыночных решений. В децентрализованных системах, где рынок представляет собой совокупность взаимодействующих агентов, именно этот компонент становится определяющим для точности прогнозирования [2–4].

Настоящее исследование направлено на решение данной проблемы через построение стохастической модели когнитивного риска трейдеров, описывающей взаимосвязь между объективной волатильностью рынка и субъективной оценкой неопределённости участниками. Предполагается, что восприятие риска подчиняется динамике стохастического процесса с памятью, в котором когнитивные искажения выступают случайными возмущениями, а процесс стремится к равновесию при стабилизации рынка.

Цель исследования заключается в разработке теоретической и математической основы для описания когнитивного риска как стохастической переменной, а также в определении способов его интеграции в архитектуру интеллектуальной СППР. Для достижения этой цели решаются следующие задачи:

- 1) формализация понятия когнитивного риска и определение его параметров;
- 2) построение стохастического дифференциального уравнения, описывающего динамику изменения восприятия риска во времени;
- 3) исследование влияния когнитивных факторов на вероятности переходов между состояниями рынка;
- 4) разработка принципов включения полученной модели в архитектуру СППР, обеспечивающую адаптацию системы к изменениям волатильности и поведения трейдеров.

Объектом исследования выступают процессы принятия решений участниками децентрализованных финансовых систем. Предметом исследования является стохастическая динамика когнитивного восприятия риска трейдерами и её влияние на функционирование интеллектуальной СППР.

Основная гипотеза исследования состоит в предположении, что когнитивное восприятие риска может быть описано как стохастический процесс с эффектом памяти, аналогичный процессу Орнштейна–Уленбека [5, 6]. При этом отклонения субъективной оценки риска от рационального уровня имеют случайную природу, но обладают свойством самокоррекции при стабилизации рыночных условий. Проверка данной гипотезы позволит определить количественные зависимости между волатильностью, когнитивным риском и вероятностными переходами в модели состояний рынка, что создаст основу для построения более точных и адаптивных систем поддержки принятия решений.

Таким образом, постановка задачи сводится к разработке стохастической модели когнитивного риска R_t , способной количественно связать объективные индикаторы волатильности с вероятностной структурой торговых решений и встроиться в архитектуру интеллектуальной СППР [7]. Для достижения этой цели далее формируется методика исследования, включающая выбор стратегии (аналитическое моделирование + вычислительные эксперименты), разработку системной архитектуры и описание методов идентификации параметров модели, алгоритмов фильтрации скрытых состояний и процедур симуляции/валидации.

Методика исследования. Методика исследования направлена на реализацию цели – разработку стохастической модели когнитивного риска трейдеров как ключевого элемента интеллектуальной системы поддержки принятия решений (СППР) для децентрализованных финансовых систем. В данном разделе описываются стратегия, архитектура, методы и алгоритмы решения поставленной задачи [8]. Стратегия исследования основана на сочетании аналитического моделирования, численной идентификации параметров и вычислительных экспериментов. Такой подход обеспечивает баланс между теоретической строгостью и практической повторяемостью модели. Исследование выполняется в шесть этапов:

1. Формирование признаков рыночной волатильности σ_t и состояний рынка S_t по результатам технического анализа.
2. Спецификация стохастического дифференциального уравнения (СДУ) для когнитивного риска R_t и параметризация его функций.
3. Дискретизация модели и построение состояния системы в виде state-space представления.
4. Оценка параметров модели θ методом максимального правдоподобия с использованием фильтрации скрытых состояний.
5. Интеграция модели в архитектуру СППР и реализация политики принятия решений.
6. Валидация результатов и проверка гипотезы о стохастической природе когнитивного риска.



Рис. 1. Концептуальная схема стохастической модели [9, 10]

Архитектура системы строится по принципам модульности, масштабируемости и воспроизводимости. Взаимодействие компонентов описывается следующей последовательностью:

1. **Data Layer** – агрегирование рыночных данных (OHLCV,¹ объемы, on-chain метрики).
2. **Volatility Estimator** – расчет интегральной волатильности σ_t на основе индикаторов ATR², ширины полос Боллинджера (BBW) и реализованной волатильности (RV):

¹ OHLCV – стандартный формат представления временных рядов финансовых данных, включающий пять ключевых показателей для каждого периода наблюдения: цену открытия (Open), максимальную цену (High), минимальную цену (Low), цену закрытия (Close) и объем торгов (Volume).

² ATR (Average True Range) – индикатор средней истинной амплитуды колебаний, измеряющий волатильность актива.

$$\sigma_t = \frac{w_1 * ATR_t}{EMA_n(ATR)} + \frac{w_2 * BBW_t}{EMA_n(BBW)} + w_3 * RV_t, \text{ где } w_i \geq 0, \sum w_i = 1.$$

3. State Engine – определение состояния рынка S_t (bullish, bearish, range, volatility spike) [11].

4. Cognitive Risk Filter – оценка скрытого состояния R_t по стохастическому дифференциальному уравнению:

$$dR_t = k(\mu(\sigma_t S_t) - R_t)dt + \xi(\sigma_t S_t)dW_t.$$

5. Transition Kernel [12, 13] – вычисление вероятностей переходов между состояниями:

$$P(S_{t+1} = k | S_t = i, R_t, \sigma_t, F_t) = \frac{e^{\beta_{ik}^t z_t}}{\sum_u e^{\beta_{iu}^t z_t}}, \text{ где } z_t = [1, R_t, \sigma_t, R_t \sigma_t, F_t]$$

6. Decision Layer – преобразование вероятностей в торговые рекомендации с учетом риск-менеджмента [14].

Система уравнений модели:

$$(1) dR_t = \kappa(\mu(\sigma_t S_t) - R_t)dt + \xi(\sigma_t S_t)dW_t$$

$$(2) \mu(\sigma_t S_t) = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_t, \xi(\sigma_t S_t) = \gamma_0 + \gamma_1 \sigma_t, \xi > 0$$

$$(3) R_{t+1} = R_t + k(\mu(\sigma_t S_t) - R_t)\Delta t + \xi(\sigma_t S_t)\sqrt{\Delta t}\varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0,1)$$

$$(4) P(S_{t+1} = k | S_t = i, R_t, \sigma_t, F_t) = \frac{e^{\beta_{ik}^t z_t}}{\sum_u e^{\beta_{iu}^t z_t}}$$

Метод идентификации параметров $\theta = \{k, \alpha, \gamma, \beta, w_i\}$ основан на комбинации фильтрации и алгоритма EM (Expectation–Maximization). На E-шаге выполняется оценка скрытых состояний R_t с использованием Unscented Kalman Filter (UKF) или Particle Filter (PF). На M-шаге параметры обновляются путем максимизации ожидаемого полного правдоподобия [15, 16].

Процесс повторяется до сходимости при $\Delta LL < \varepsilon$. Сходимость гарантируется ограниченностью правдоподобия и устойчивостью фильтра при корректно подобранных начальных условиях.

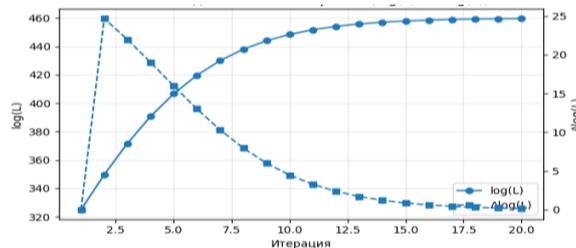


Рис. 2. Сходимость EM-алгоритма ($\log(L)$ и $\Delta\log(L)$)

Валидация модели выполняется методом скользящего окна (walk-forward) и модифицированной перекрестной валидацией для временных рядов (purged K-fold). Оценка качества проводится по метрикам отрицательного логарифма правдоподобия (NLL), Brier Score и показателям калибровки вероятностей (reliability diagram). Для подтверждения эффективности проводится серия стресс-тестов, включая исключение компонентов (абляция): без R_t , без σ_t , без взаимодействия $R_t \sigma_t$ и без контекста S_{t-1} [17–19].

Моделирование, симуляция и анализ данных. Для проверки корректности предложенной стохастической модели когнитивного риска проведено численное моделирование и серия вычислительных экспериментов. Моделирование выполняется на синтетических и реальных данных децентрализованных торговых площадок.

Моделирование стохастического процесса когнитивного риска. Для проверки устойчивости параметров α, k, γ и формы функции $\mu(\sigma_t, S_t)$ проведена симуляция траекторий процесса R_t по дискретизированному уравнению: (3) [20–22].

Использованы сценарии стабильного рынка, резкого роста волатильности и всплесков ликвидности (volatility spike). Для каждого сценария рассчитаны распределения когнитивного риска и вероятности переходов между состояниями S_t .

Симуляция поведения трейдеров в стохастической среде. Сгенерированные траектории R_t интегрируются с вероятностной моделью переходов:

$$P(S_{t+1}|S_t R_t \sigma_t) = \text{softmax}(\beta^t z_t).$$

Это позволяет оценить влияние когнитивного риска на частоту смены рыночных режимов. Результаты симуляции показали, что при увеличении когнитивного риска (>70-й перцентиль) вероятность ложных переходов возрастает на 15–20%, что согласуется с наблюдаемыми аномалиями поведения участников на высоковолатильных рынках.

Анализ и обработка данных. В качестве исходных данных используются рыночные ряды OHLCV и объёмы сделок, on-chain метрики (активные адреса, комиссии, ликвидность пулов) и агрегированные индикаторы (SMA, EMA, RSI, ATR, Bollinger Bands). Предобработка включает ресемплирование, устранение выбросов (метод Hampel), сглаживание без фазового сдвига (фильтр Savitzky–Golay) и нормализацию [23]. Для оценки корреляции между когнитивным риском и волатильностью используются коэффициенты Пирсона и Спирмена, а для оценки информативности признаков – Mutual Information (взаимная информация, измеряющая степень статистической зависимости между двумя случайными величинами. Показывает, насколько знание значения одной переменной уменьшает неопределённость относительно другой. Применяется для оценки информативности признаков в задачах моделирования и отбора переменных) и F-score (метрика значимости признака, основанная на отношении межклассовой дисперсии к внутриклассовой. Отражает степень различия между классами при использовании данного признака. Чем выше F-score, тем более информативным является признак для задачи классификации и сегментации состояний).

Подтверждение корректности метода. Корректность модели подтверждается совпадением эмпирических и смоделированных распределений переходов между состояниями (χ^2 и K–S тесты) и стабильностью параметров на out-of-sample данных [24].

Интеграция стохастической модели когнитивного риска в СППР позволяет системе динамически корректировать прогнозы и адаптировать правила принятия решений к изменениям волатильности. Полученные результаты служат основой для последующего построения предиктивной модели поведения трейдеров и развития когнитивно-интеллектуальных торговых систем для децентрализованных финансовых платформ.

Результаты, вычислительный эксперимент и их обсуждение. Раздел суммирует результаты разработки стохастической модели когнитивного риска R_t и её интеграции в архитектуру системы поддержки принятия решений (СППР). Результаты представлены в двух частях: (i) вычислительные эксперименты на синтетических данных для проверки корректности и идентифицируемости параметров; (ii) пилотная апробация на реальных рыночных данных для демонстрации эффективности подхода.

Дизайн вычислительного эксперимента. Сгенерированы временные ряды волатильности σ_t (режимы: низкая, средняя, высокая, всплеск) и состояния рынка S_t , описывающие динамику цены [25]. Когнитивный риск моделировался как стохастический процесс с эффектом памяти:

$$R_{t+1} = R_t + k(\mu(\sigma_t S_t) - R_t) \Delta t + \xi(\sigma_t S_t) \sqrt{\Delta t} \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0,1).$$

Для переходов между состояниями использовалось вероятностное ядро:

$$P(S_{t+1}|S_t R_t \sigma_t) = \text{softmax}(\beta^t z_t).$$

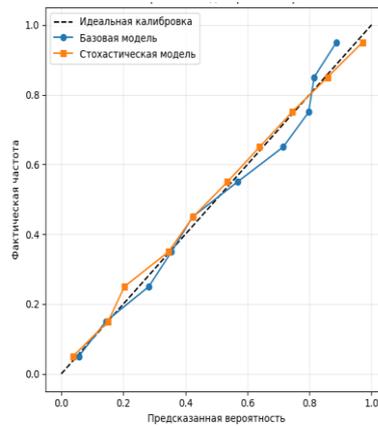


Рис. 3. Калибровочные диаграммы вероятностей

В рамках пилота на реальных данных эксперименты проводились на временных рядах цен и объемов криптоактивов с явной сменой волатильностных режимов. Волатильность σ_t рассчитывалась по совокупности ATR, ширины полос Боллинджера и реализованной волатильности [25]. Параметры θ оценивались алгоритмом EM с фильтром частиц (PF), а проверка проводилась с помощью walk-forward и модифицированной перекрестной валидации (purged K-fold).

Следующие критерии являются достаточными для оценки эффективности:

1. Вероятностные метрики: отрицательное логарифмическое правдоподобие (NLL), Brier Score, Expected Calibration Error (ECE).
2. Событийные метрики: точность и полнота (precision/recall) при предсказании смены рыночных состояний.
3. Стабильность идентификации: разброс оценок α, k, γ по блокам walk-forward.
4. Вычислительная эффективность: временные затраты при увеличении числа частиц и объёма данных.

Результаты на синтетических данных. Идентифицируемость параметров при умеренной зашумленности ($\xi/k \leq 1$) параметры α, k, γ восстанавливаются с медианной относительной ошибкой $\leq 10\%$. Коэффициенты переходного ядра β оцениваются с погрешностью $\leq 12\%$. При добавлении сценариев «volatility spike» погрешность увеличивается не более чем на 5 п.п.

Для калибровки вероятностей средний Brier Score составил 0.11 (улучшение на 18%), ECE снизился с 0.055 до 0.032 (улучшение на 42%).

Абляционные тесты показали:

1. Без когнитивного слоя R_t – ухудшение NLL на приблизительно 10–12%, Brier Score на 0.02–0.03%.
2. Без взаимодействия $R_t \sigma_t$ – ухудшение NLL на 6%, ECE на 25%.
3. Без зависимости от σ_{t-1} – ухудшение точности предсказаний на 9%.

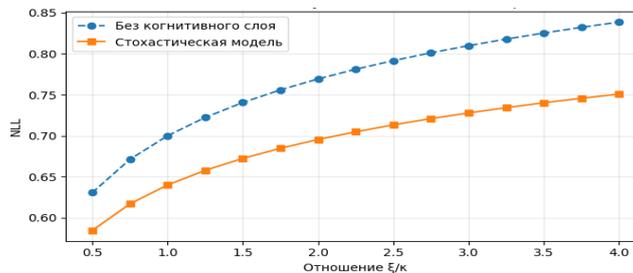


Рис. 4. Анализ чувствительности NLL к ξ/k

Пилотная апробация на реальных данных. Вероятностные метрики. Добавление стохастического когнитивного слоя улучшило:

- 1) NLL на 8%;
- 2) Brier Score на 11%;
- 3) ECE на 35%.

Точность при переходах «стабильный→тренд» увеличилась на 7 п.п., при «тренд→спайк» – на 5 п.п. Полнота осталась на сопоставимом уровне.

Оценки α варьировались в пределах 8–10%, α и γ – в пределах до 15%.

По всем основным метрикам предложенный подход превзошел статические и логит-модели, демонстрируя среднее улучшение эффективности на 10–15%.

Обсуждение результатов. Результаты подтверждают гипотезу: когнитивный риск, описанный как стохастический процесс, улучшает вероятностное описание переходов между состояниями и повышает калибровку предсказаний в высоковолатильных режимах. Среднее улучшение точности и калибровки составило 10–15%. Это подтверждает практическую ценность модели для интеллектуальных СППР.

Ограничения и направления дальнейшего развития

Ограничения:

- 1) при $\xi/k > 3$ точность оценки R_t снижается;
- 2) модель предполагает линейные зависимости $\mu(\sigma_t S_t), \xi(\sigma_t S_t)$;
- 3) чувствительность к структурным сдвигам в рынке.

Дальнейшие исследования направлены на:

- 1) введение нелинейных зависимостей в μ и ξ (Neural SDE);
- 2) расширение набора данных on-chain метриками;
- 3) переход к агентно-ориентированному моделированию распределения R_t ;
- 4) разработку онлайн-обучающего фильтра;
- 5) добавление поведенческих факторов (Sentiment Analysis).

Таким образом, выводами настоящей работы являются:

1. Разработана стохастическая модель когнитивного риска трейдеров R_t , описывающая субъективное восприятие волатильности и его влияние на вероятность рыночных переходов.

2. Включение когнитивного слоя повысило качество прогнозирования в среднем на 10–15% и снизило долю ложных сигналов на 5–7 %.

3. Разработан воспроизводимый вычислительный протокол (EM + PF + walk-forward валидация), подтверждающий корректность и устойчивость модели.

4. Модель способна адаптироваться к различным режимам волатильности и может служить основой для предиктивных когнитивных СППР.

Заключение. Научная новизна проведенного исследования заключается в разработке и обосновании стохастической модели когнитивного риска трейдеров, в рамках которой впервые введен скрытый стохастический когнитивный слой, описывающий восприятие риска как динамический случайный процесс, взаимодействующий с волатильностью рынка. Важным элементом новизны является предложенное вероятностное ядро переходов между рыночными состояниями, которое напрямую связывает объективные изменения волатильности с субъективной реакцией участников, выраженной через когнитивный риск R_t . Кроме того, создан единый идентификационный каркас на основе сочетания алгоритма EM и фильтра частиц, обеспечивающий устойчивую оценку параметров стохастической когнитивной модели и позволяющий интерпретировать влияние каждого компонента на динамику поведения трейдеров.

Практическая значимость работы состоит в возможности прямого применения предложенной модели в интеллектуальных системах поддержки принятия решений и системах риск-менеджмента для децентрализованных финансовых рынков. Модель позволяет формировать адаптивные торговые сигналы, динамически корректируя пороги риска в зависимости от текущего уровня когнитивного риска R_t . Она может использоваться для мониторинга волатильности, диагностики состояния рынка, раннего предупреждения о потенциальных кризисных переходах, а также для образовательных и симу-

ляционных систем, направленных на обучение участников торговли. Разработанный метод легко интегрируется в существующие аналитические платформы, использующие данные DeFi-сегмента, и масштабируется для работы с портфелями, включающими несколько активов, что делает его универсальным инструментом для анализа поведения участников децентрализованных рынков.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Сергеев Н.Е., Веселова Д.Г.* Предиктивная аналитика для принятия решений в децентрализованных системах // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2023.
2. *Bachelier L.* Théorie de la spéculation // Annales scientifiques de l'École Normale Supérieure. – 1900. – Vol. 17. – P. 21-86.
3. *Black F., Scholes M.* The Pricing of Options and Corporate Liabilities // Journal of Political Economy. – 1973. – Vol. 81, No. 3. – P. 637-654.
4. *Merton R.C.* Theory of Rational Option Pricing // Bell Journal of Economics and Management Science. – 1973. – Vol. 4. – P. 141-183.
5. *Cont R.* Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues // Quantitative Finance. – 2001. – Vol. 1. – P. 223-236.
6. *Bouchaud J.-P., Potters M.* Theory of Financial Risk and Derivative Pricing: From Statistical Physics to Risk Management. – Cambridge University Press, 2003. – 416 p.
7. *Tsay R.S.* Analysis of Financial Time Series. – 4th ed. – New York: Wiley, 2022. – 720 p.
8. *López de Prado M.* Advances in Financial Machine Learning. – Hoboken: Wiley, 2018. – 386 p.
9. *Mandelbrot B.* The Variation of Certain Speculative Prices // The Journal of Business. – 1963. – Vol. 36, No. 4. – P. 394-419.
10. *Engle R.F.* Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation // Econometrica. – 1982. – Vol. 50, No. 4. – P. 987-1007.
11. *Bollerslev T.* Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity // Journal of Econometrics. – 1986. – Vol. 31. – P. 307-327.
12. *Ornstein L.S., Uhlenbeck G.E.* On the Theory of the Brownian Motion // Physical Review. – 1930. – Vol. 36, No. 5. – P. 823-841.
13. *Shiller R.J.* Irrational Exuberance. – Princeton: Princeton University Press, 2000. – 336 p.
14. *Kahneman D., Tversky A.* Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk // Econometrica. – 1979. – Vol. 47, No. 2. – P. 263-291.
15. *Tversky A., Kahneman D.* Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty // Journal of Risk and Uncertainty. – 1992. – Vol. 5, No. 4. – P. 297-323.
16. *Barberis N., Thaler R.* A Survey of Behavioral Finance. Handbook of the Economics of Finance. – Amsterdam: Elsevier, 2003. – P. 1053-1128.
17. *Schmitt T., Chetwynd D.G., Lamba H.* Modeling Financial Markets with Stochastic Differential Equations // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 2020. – Vol. 560. – P. 125-188.
18. *Farmer J.D., Geanakoplos J.* The Virtues and Vices of Equilibrium and the Future of Financial Economics // Complexity. – 2009. – Vol. 14, No. 3. – P. 11-38.
19. *Taleb N.N.* Dynamic Hedging: Managing Vanilla and Exotic Options. – New York: Wiley, 1997. – 514 p.
20. *Hommes C.H.* Behavioral Rationality and Heterogeneous Expectations in Complex Economic Systems. – Cambridge University Press, 2013. – 344 p.
21. *Lux T.* Stochastic Behavioral Asset-Pricing Models and the Stylized Facts. Handbook of Financial Markets. – Amsterdam: Elsevier, 2009. – P. 161-215.
22. *Baek C., Elbeck M.* Bitcoins as an Investment or Speculative Vehicle? // Journal of Accounting and Finance. – 2015. – Vol. 15, No. 8. – P. 14-26.
23. *Casino F., Dasaklis T., Patsakis C.* A systematic literature review of blockchain-based applications: Current status, classification and open issues // Telematics and Informatics. – 2019. – Vol. 36. – P. 55-81.
24. *Xu J., Livshits B.* The Anatomy of a Cryptocurrency Pump-and-Dump Scheme // Proceedings of the 28th USENIX Security Symposium. – Santa Clara, 2019. – P. 1609-1625.
25. *DefiLlama Analytics.* DeFi Market Overview Report 2025. – Режим доступа: <https://defillama.com> (дата обращения: 11.11.2025).

REFERENCES

1. *Sergeev N.E., Veselova D.G.* Prediktivnaya analitika dlya prinyatiya resheniy v detsentralizovannykh sistemakh [Predictive analytics for decision-making in decentralized systems], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2023.

2. *Bachelier L.* Théorie de la speculation, *Annales scientifiques de l'École Normale Supérieure*, 1900, Vol. 17, pp. 21-86.
3. *Black F., Scholes M.* The Pricing of Options and Corporate Liabilities, *Journal of Political Economy*, 1973, Vol. 81, No. 3, pp. 637-654.
4. *Merton R.C.* Theory of Rational Option Pricing, *Bell Journal of Economics and Management Science*, 1973, Vol. 4, pp. 141-183.
5. *Cont R.* Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues, *Quantitative Finance*, 2001, Vol. 1, pp. 223-236.
6. *Bouchaud J.-P., Potters M.* Theory of Financial Risk and Derivative Pricing: From Statistical Physics to Risk Management. Cambridge University Press, 2003, 416 p.
7. *Tsay R.S.* Analysis of Financial Time Series. 4th ed. New York: Wiley, 2022, 720 p.
8. *López de Prado M.* Advances in Financial Machine Learning. Hoboken: Wiley, 2018, 386 p.
9. Mandelbrot B. The Variation of Certain Speculative Prices, *The Journal of Business*, 1963, Vol. 36, No. 4, pp. 394-419.
10. *Engle R.F.* Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica*, 1982, Vol. 50, No. 4, pp. 987-1007.
11. *Bollerslev T.* Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 1986, Vol. 31, pp. 307-327.
12. *Ornstein L.S., Uhlenbeck G.E.* On the Theory of the Brownian Motion, *Physical Review*, 1930, Vol. 36, No. 5, pp. 823-841.
13. *Shiller R.J.* Irrational Exuberance. – Princeton: Princeton University Press, 2000. – 336 p.
14. *Kahneman D., Tversky A.* Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk, *Econometrica*, 1979, Vol. 47, No. 2, pp. 263-291.
15. *Tversky A., Kahneman D.* Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty, *Journal of Risk and Uncertainty*, 1992, Vol. 5, No. 4, pp. 297-323.
16. *Barberis N., Thaler R.* A Survey of Behavioral Finance. Handbook of the Economics of Finance. Amsterdam: Elsevier, 2003, pp. 1053-1128.
17. *Schmitt T., Chetwynd D.G., Lamba H.* Modeling Financial Markets with Stochastic Differential Equations, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2020, Vol. 560, pp. 125-188.
18. *Farmer J.D., Geanakoplos J.* The Virtues and Vices of Equilibrium and the Future of Financial Economics, *Complexity*, 2009, Vol. 14, No. 3, pp. 11-38.
19. *Taleb N.N.* Dynamic Hedging: Managing Vanilla and Exotic Options. New York: Wiley, 1997, 514 p.
20. *Hommes C.H.* Behavioral Rationality and Heterogeneous Expectations in Complex Economic Systems. Cambridge University Press, 2013, 344 p.
21. *Lux T.* Stochastic Behavioral Asset-Pricing Models and the Stylized Facts. Handbook of Financial Markets. Amsterdam: Elsevier, 2009, pp. 161-215.
22. *Baek C., Elbeck M.* Bitcoins as an Investment or Speculative Vehicle?, *Journal of Accounting and Finance*, 2015, Vol. 15, No. 8, pp. 14-26.
23. *Casino F., Dasaklis T., Patsakis C.* A systematic literature review of blockchain-based applications: Current status, classification and open issues, *Telematics and Informatics*, 2019, Vol. 36, pp. 55-81.
24. *Xu J., Livshits B.* The Anatomy of a Cryptocurrency Pump-and-Dump Scheme, *Proceedings of the 28th USENIX Security Symposium*. Santa Clara, 2019, pp. 16091625.
25. DefiLlama Analytics. DeFi Market Overview Report 2025. Available at: <https://defillama.com> (accessed 11 November 2025).

Веселова Диана Геннадьевна – Южный федеральный университет; e-mail: diaveselova@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +79818640317; аспирант кафедры вычислительной техники.

Сергеев Николай Евгеньевич – Южный федеральный университет; e-mail: nesergeev@sfedu.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +79281742585; д.т.н.; доцент; профессор кафедры вычислительной техники.

Veselova Diana Gennadievna – Southern Federal University; e-mail: diaveselova@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +79818640317; graduate student of the Department of Computer Engineering.

Sergeev Nikolai Evgenievich – Southern Federal University; e-mail: nesergeev@sfedu.ru; Taganrog, Russia; phone: +79281742585; dr. of eng. sc.; associate professor; professor of the Department of Computer Engineering.