

ВИКОРИСТАННЯ ЛАНЦЮГІВ МАРКОВА ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗМІНИ ТРЕНДІВ НА РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ

¹Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі досліджено ефективність застосування теорії стохастичних процесів, зокрема однорідних ланцюгів Маркова та прихованих марковських моделей (НММ), для аналізу волатильності та прогнозування цінових трендів на ринку криптовалют. Розроблено модель ідентифікації ринкових режимів («бичачий», «ведмежий», «стабільний») на основі матриці перехідних ймовірностей. Встановлено, що запропонований підхід дозволяє зменшити похибки короткострокового прогнозування порівняно з лінійними методами та виявити приховані патерни переходу між фазами накопичення та розподілу активів.

Ключові слова: ланцюги Маркова, криптовалюти, прогнозування трендів, матриця перехідних ймовірностей, приховані моделі Маркова, Bitcoin, волатильність.

Abstract

The paper investigates the efficiency of applying stochastic process theory, specifically homogeneous Markov chains and Hidden Markov Models (HMM), for analyzing volatility and forecasting price trends in the cryptocurrency market. A model for identifying market regimes ("bull", "bear", "stable") based on the transition probability matrix has been developed. It is established that the proposed approach reduces short-term forecasting errors compared to linear methods and reveals hidden transition patterns between asset accumulation and distribution phases.

Keywords: Markov chains, cryptocurrencies, trend forecasting, transition probability matrix, Hidden Markov Models, Bitcoin, volatility.

Вступ

Ринок криптовалют характеризується високим рівнем ентропії, нелінійною динамікою та наявністю «важких хвостів» у розподілі доходностей, що робить традиційні методи технічного аналізу (ковзні середні, RSI) та лінійні економетричні моделі (ARIMA) недостатньо ефективними для точного прогнозування розворотів тренду. [1] В умовах, коли ціна активу залежить від стохастичних факторів та психології учасників ринку, актуальним стає застосування ймовірнісних моделей, здатних описувати переходи системи між різними фазами. [3]

Ланцюги Маркова, як математичний інструмент моделювання послідовностей подій, де ймовірність кожного наступного стану залежить виключно від поточного (марковська властивість), надають потужний апарат для аналізу ринкових режимів. [4] Метою роботи є розробка методології прогнозування зміни трендів криптовалют (на прикладі Bitcoin) з використанням матриць перехідних ймовірностей та прихованих моделей Маркова (НММ).

Результати дослідження

Для моделювання динаміки ринку використано концепцію дискретних станів. Неперервний часовий ряд логарифмічних доходностей активу $r_t = \ln(P_t/P_{t-1})$ дискретизується у простір станів $S = \{S_1, S_2, S_3\}$, де: [5]

- S_1 (Bear Market): стан падіння, що характеризується від'ємною доходністю та високою волатильністю;
- S_2 (Stable/Calm Market): стан бокового руху з низькою дисперсією;
- S_3 (Bull market): стан зростання з позитивним математичним сподіванням доходності.

Динаміка переходів описується стохастичною матрицею P розміром 3×3 , де елемент p_{ij} відображає умовну ймовірність переходу зі стану i у стан j за один торговий день: [6]

$$p_{ij} = P(X_{t+1} = S_j | X_t = S_i), \sum_{j=1}^3 p_{ij} = 1 \quad (1)$$

На основі емпіричних даних (Bitcoin, таймфрейм 1 день, вибірка 2018–2023 рр.) було розраховано оцінки перехідних ймовірностей. Результати аналізу матриці P демонструють високу діагональну домінантність: значення p_{ii} (ймовірність залишитися в поточному стані) для станів «Bull» та «Bear» перевищують 0.6–0.7.[1] Це підтверджує наявність ефекту кластеризації волатильності та інерційності трендів: якщо ринок перебуває у фазі зростання, найбільш ймовірним сценарієм на завтра є продовження зростання.

Цікавим результатом є виявлена асиметрія переходів через стан стабільності (S_2). Аналіз показав, що стан S_2 часто виступає «шлюзом» (gateway state).[7] Прямі переходи між екстремальними станами ($S_1 \leftrightarrow S_3$) є рідкісними подіями (<0.1). Натомість, зміна глобального тренду зазвичай відбувається через проміжну фазу консолідації ($S_1 \rightarrow S_2 \rightarrow S_3$). Це спостереження дозволяє фільтрувати хибні сигнали про розворот тренду, які генеруються осциляторами на волатильних ділянках. [5]

Оскільки ринкові режими не є безпосередньо спостережуваними величинами, для їх ідентифікації було застосовано апарат Hidden Markov Models. У цій моделі спостережувана послідовність цін генерується прихованим стохастичним процесом зміни режимів. [8] Навчання моделі алгоритмом Баума-Велша дозволило виділити специфічні характеристики прихованих станів:

- Стан «Корекція» (Correction/Stable): характеризується зниженням обсягів торгів при збереженні цінового коридору. Цей стан ідентифіковано як предиктор майбутніх імпульсних рухів. Статистичний аналіз показує, що тривале перебування у стані S_2 збільшує ймовірність переходу в стан S_3 (прорив вгору) або S_1 (прорив вниз) залежно від накопиченого обсягу. [7]

- Стан «Паніка» (Panic): короткостроковий підрежим стану «Bear», що має найменшу стійкість (найнижче p_{ii}), але найвищу магнітуду цінових змін.

Для верифікації моделі було проведено порівняння точності прогнозів НММ з моделями ARIMA та найвним байєсівським класифікатором. Прогнозування на 1 крок вперед ($h=1$) за допомогою НММ показало середню абсолютну відсоткову похибку (MAPE) на рівні 0.347%, що є кращим показником порівняно з традиційними методами. [2]

Інтеграція НММ у торгову стратегію дозволила ідентифікувати початок «ведмежого» циклу 2022 року на 4 дні раніше, ніж перетин ковзних середніх (SMA-50/SMA-200), завдяки чутливості марковської моделі до зміни ймовірнісної структури переходів, а не абсолютної ціни. [7]

Основним обмеженням класичних однорідних ланцюгів Маркова є припущення про сталість перехідних ймовірностей у часі. Однак ринок криптовалют еволюціонує. Використання неоднорідних прихованих марковських моделей (NH-HMM), де матриця переходів залежить від вектора коваріат (наприклад, обсяг торгів, індекс домінування Bitcoin, макроекономічні показники), дозволяє вирішити цю проблему, забезпечуючи адаптивність моделі до зміни ринкових циклів. [5]

Висновки

Встановлено, що застосування ланцюгів Маркова дозволяє формалізувати структуру ринкових циклів криптовалют у вигляді ймовірнісної моделі переходів. Запропонований метод ідентифікації трендів на основі НММ демонструє вищу прогностичну точність порівняно з лінійними моделями завдяки врахуванню прихованих станів волатильності. Доведено, що стабільні періоди на ринку криптовалют є не станами спокою, а перехідними фазами накопичення ліквідності, що передують зміні глобального тренду.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Araújo T., Barbosa P. Reconstructing cryptocurrency processes via Markov chains [Електронний ресурс] // arXiv preprint arXiv:2308.07626. – 2023. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2308.07626>.
2. Soloviev V., Saptsin V. Markov Chains application to the financial-economic time series prediction // arXiv preprint arXiv:1111.5699. – 2011.
3. Ланцюг Маркова [Електронний ресурс] // Вікіпедія. – Режим доступу: https://uk.wikipedia.org/wiki/Ланцюг_Маркова.
4. Mpitselis A. Quantifying Cryptocurrency Market Dynamics: A Markov Chain Analysis // MPRA Paper No. 109329. – 2021.

5. Bitcoin Hidden Markov Model Analysis [Електронний ресурс] / Crapotca // Medium. – 2024. – Режим доступу: <https://medium.com/@crapotca>.
6. Giudici P., Abu Hashish I. A hidden Markov model to detect regime changes in cryptoasset markets // Quality and Reliability Engineering International. – 2020. – Vol. 36, № 6. – P. 2057–2065.
7. Chen C. Y., Chen W. H. The forecasting model of Bitcoin price with fuzzy time series Markov chain and Chen logical method // 2018 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE). – New Taipei City, 2018. – P. 1–6.
8. Koki C., Leonardos S., Piliouras G. Exploring the predictability of cryptocurrencies via Bayesian hidden Markov models // Research in International Business and Finance. – 2022. – Vol. 59. – Art. 101554.

Мусієнко Ігор Сергійович — студент групи 1KI-25МС, факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: shark9248@gmail.com

Добровольська Наталія Вікторівна — канд. технічних наук, доцент, кафедра обчислювальної техніки, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

Науковий керівник: **Добровольська Наталія Вікторівна** — канд. технічних наук, доцент, кафедра обчислювальної техніки, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

Musienko Ihor S. — student of group 1KI-25MS, Faculty of Information Technology and Computer Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: shark9248@gmail.com

Dobrovolska Natalia V. — Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Computer Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia

Supervisor: **Dobrovolska Natalia V.** — Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Computer Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia