УДК 004.032.26:519.246.8:336.74

ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ДЛЯ АНАЛІЗУ ДИНАМІКИ КРИПТОВАЛЮТНИХ РИНКІВ

Захватаєв К.О.[1]; Шибаєва Н.О., к.т.н., доцент[2]; Грішин С.І., к.т.н., доцент[3]
[1, 2, 3] Національний університет «Одеська політехніка»[1, 2, 3]
Україна, Одеса
[1]kirillz925@gmail.com; [2]n.o.shybaieva@op.edu.ua; [3]grishin@op.edu.ua;

Анотація. *Запропоновано підхід до побудови інформаційної системи для збору, обробки та аналізу даних криптовалютних ринків із підтримкою прогнозування. Система інтегрується з біржовими API для отримання потокових та історичних даних, містить сховище часових рядів і модулі аналітики з візуалізацією. Для коротко- та середньострокових прогнозів поєднуються статистичні та нейромережеві методи, а також індекси новин/настроїв.*
Ключові слова: *криптовалюти; прогнозування; часові ряди; біржові API; візуалізація.*

Вступна частина. Криптовалютні ринки працюють безперервно, вирізняються високою волатильністю, фрагментацією джерел даних і сильним впливом інформаційного середовища, що ускладнює своєчасний аналіз і підтримку рішень. Актуальність теми зумовлена стрімким зростанням обсягів торгів і кількості активів та потребою в інструментах реального часу, здатних інтегрувати різнорідні потоки даних. Відомі підходи мають обмеження: класичні методи часових рядів нестійкі до режимних зсувів і різкої зміни волатильності, тоді як сучасні моделі глибинного навчання, попри кращу роботу з нелінійностями, схильні до перенавчання та витоку майбутньої інформації без коректної валідації й моніторингу, що підтверджують останні дослідження.

Мета дослідження. Розробити структуру та принципи функціонування інформаційної системи аналізу криптовалютних ринків із модулем прогнозування, здатної до інтеграції різнорідних джерел, обробки в реальному часі та адаптивного оновлення моделей.

Основна частина. Інформаційна система для аналізу динаміки криптовалютних ринків розглядається як безперервний цикл «збір → підготовка → зберігання → аналіз → прогноз → візуалізація», що працює у режимі реального часу. На вході система інтегрується з біржовими сервісами через REST і WebSocket, отримуючи потокові та історичні дані про котирування, обсяги, книги ордерів і фактичні угоди[1]. Події узгоджуються за часовими мітками різних бірж, дублікати усуваються, короткочасні збої компенсуються буферизацією та повторними спробами. Паралельно збираються текстові повідомлення з новинних ресурсів і соціальних мереж, що проходять первинну фільтрацію за мовою, джерелом і тематичною релевантністю.

Етап підготовки даних спрямований на уніфікацію форматів і підвищення якості часових рядів. Пропуски заповнюються з урахуванням режиму ліквідності та специфіки торгових сесій; аномальні сплески ідентифікуються робастними критеріями й пом’якшуються, коли це потрібно для збереження статистичних властивостей ряду. Для запобігання витоку майбутньої інформації всі масштабування та перетворення виконуються лише в межах тренувальних відрізків. На цьому ж етапі формується простір ознак: обчислюються технічні індикатори, показники ліквідності, календарні змінні, а також кількісні характеристики інформаційного фону.

Інформаційний фон перетворюється на індекс настроїв, який відбиває сукупний тональність-сигнал ринку. Для цього текст очищається від службових елементів, нормалізується, далі кожному повідомленню присвоюється оцінка настрою з урахуванням

свіжості, авторитетності джерела та контексту. Щоб зберегти причинно-часовий зв’язок, зведений індекс подається в моделі з лагом; практично це означає, що система порівнює «вчорашній» настрій з «сьогоднішньою» ринковою реакцією, зменшуючи ризик підмішування майбутньої інформації в оцінювання.

Моделювання динаміки виконується у двох комплементарних напрямах. Базова лінія забезпечує інтерпретованість і придатна для пояснення внеску окремих чинників; вона фіксує структуру зв’язків між ознаками та повільними трендовими компонентами. Другий напрям зосереджений на уловлюванні нелінійних взаємодій і коротких локальних патернів у ковзних вікнах спостережень; тут застосовуються послідовні моделі, здатні працювати з багатоканальними часовими рядами[2]. Практична надійність досягається комбінацією цих підходів: інтерпретована частина забезпечує стабільність і контроль якості, тоді як послідовні моделі підвищують чутливість до швидких ринкових сигналів.

Оцінювання здійснюється у схемі walk-forward: модель навчається на минулому відрізку, прогнозує наступний інтервал і зсуває межу вперед, що зберігає часовий порядок і мінімізує витік. Використовуються RMSE/MAE/MAPE та частка вірно передбаченого напряму; окремо перевіряємо стабільність у стрес-періоди й стійкість до зсувів волатильності, а також проводимо «сліпий» бек-тест із врахуванням ліквідності та транзакційних витрат [3]. Для чесності оцінки масштабування й добір ознак фітуються лише на тренувальних сегментах; додатково відстежуються економічні метрики (напр., просідання та співвідношення прибуток/ризик).

Візуалізація подає інтерактивні графіки котирувань і обсягів, кореляційні таблиці, розподіли похибок та дашборд прогнозів з інтервалами невизначеності. Надійність забезпечують моніторинг дрейфу даних і якості, автоматичне перенавчання за тригерами, реєстр/версіонування моделей і відкат. Модульна архітектура спрощує горизонтальне масштабування та підключення нових джерел; сукупно це підвищує чутливість до короткострокових сигналів і зберігає прозорість прийняття рішень.

Висновки. Запропонована система поєднує потоковий збір даних, сховище часових рядів, модулі аналітики та прогнозування з адаптивним перенавчанням. Комбінація статистичних та нейромережевих моделей із текстовими індексами підвищує якість короткострокових прогнозів і зменшує ризики в умовах високої волатильності. Архітектурні рішення орієнтовані на масштабованість, відтворюваність і прозорість, що робить систему корисною як для індивідуальних трейдерів, так і для фінансових інституцій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Kleppmann, M. (2017). *Designing data-intensive applications*. O’Reilly Media.
[2] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
[3] López de Prado, M. (2018). *Advances in financial machine learning*. John Wiley & Sons.

Zakhvataiev K.O., Shybaieva N.O., Grishin S.I.

Information systems for analysing the dynamics of cryptocurrency markets

Abstract. *An approach to building an information system for collecting, processing, and analyzing cryptocurrency market data with forecasting support is proposed. The system integrates with exchange APIs to obtain streaming and historical data, contains a time series repository, and analytics modules with visualization. Statistical and neural network methods, as well as news/sentiment indices, are combined for short- and medium-term forecasts.*

Keywords: *cryptocurrencies; forecasting; time series; exchange APIs; visualization.*