

УДК 004.9: 303.732.4  
DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.3.23>

**Олександр ТЕРЕНТЬЄВ**

доктор технічних наук, доцент,  
провідний науковий співробітник відділу прикладної інформатики,  
Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАНУ,  
[o.terentiev@gmail.com](mailto:o.terentiev@gmail.com)  
ORCID: 0000-0002-4288-1753

**Кірілл БЕДЛІНСЬКИЙ**

здобувач вищої освіти, Інститут прикладного системного аналізу,  
Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,  
[bedlinskyi.kirill@outlook.com](mailto:bedlinskyi.kirill@outlook.com)  
ORCID: 0009-0000-1630-3063

**Володимир ДУДА**

аспірант,  
Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України,  
[dudavolodimir@gmail.com](mailto:dudavolodimir@gmail.com)  
ORCID: 0009-0002-4278-4635

**Михайло СТОЛЯР**

аспірант, Інститут прикладного системного аналізу,  
Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,  
[misha.stolyar99@gmail.com](mailto:misha.stolyar99@gmail.com)  
ORCID: 0009-0009-3624-3147

**МЕТОДИКА СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ТОРГІВЛІ ФІНАНСОВИМИ АКТИВАМИ  
ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНІЧНИХ ІНДИКАТОРІВ У МОДЕЛЯХ МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

**Анотація.** Стаття присвячена розробці методики системного аналізу, що складається з дев'яти кроків, для торгівлі фінансовими активами. Ця методика включає етапи підготовки даних для аналізу, побудови математичних моделей та аналізу результатів тестування. Особливістю методики є використання таких технічних індикаторів, як смуги Боллінджера, стохастичний осцилятор та параболічний індикатор зупинки і розвороту.

**Мета статті.** Розробити методику системного аналізу для торгівлі фінансовими активами.

**Методологія.** На основі запропонованої методики системного аналізу, було реалізовано комп'ютерну програму. Із використанням цієї програми було проведено низку обчислювальних експериментів на реальних статистичних даних, що дозволило порівняти використання таких технічних індикаторів фінансового ринку, як смуги Боллінджера, стохастичний осцилятор та параболічний індикатор зупинки і розвороту, при розробці моделей машинного навчання для прогнозування динаміки цін.

**Наукова новизна.** Представлено покрокову методику системного аналізу для торгівлі фінансовими активами. Запропоновану методику реалізовано у вигляді комп'ютерної програми. Виконано аналіз та порівняння використання різних технічних індикаторів фінансового ринку на реальних статистичних даних.

**Висновки.** Було з'ясовано, що при використанні різних технічних індикаторів для математичної моделі у вигляді випадкового лісу рішень, найкращі результати прогнозування показують стохастичний осцилятор, після нього за отриманими результатами моделювання йдуть смуги Боллінджера, а найгірший результат надала модель із використанням індикатора зупинки і розвороту.

**Ключові слова:** машинне навчання, технічні індикатори, криптовалютний ринок, задачі класифікації.

**Oleksandr TARENTIEV, Kirill BEDLINSKYI, Volodymyr DUDA, Mykhailo STOLIAR. A SYSTEM ANALYSIS  
METHODOLOGY FOR TRADING FINANCIAL ASSETS, USING TECHNICAL INDICATORS IN MACHINE  
LEARNING MODELS**

**Abstract.** The article is devoted to the development of a nine-step system analysis methodology for trading financial assets. This methodology includes the stages of preparing data for analysis, building mathematical models, and analyzing test results. A feature of the methodology is the use of such technical indicators as Bollinger bands, the stochastic oscillator, and the parabolic stop and reversal Indicator.

© О. Терентьев, К. Бедлінський, В. Дуда, М. Столяр, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

**The goal.** Develop a systematic analysis methodology for trading financial assets.

**The methodology.** Based on the proposed system analysis methodology, a computer program was developed. Using this program, a number of computational experiments were conducted on real statistical data, which allowed us to compare the use of such technical financial market indicators as Bollinger bands, stochastic oscillator, and parabolic stop and reversal indicator in the development of machine learning models for forecasting price dynamics.

**The scientific novelty.** A step-by-step methodology for system analysis for trading financial assets is presented. The proposed methodology is implemented in the form of a computer program. The analysis and comparison of the use of various technical indicators of the financial market on real statistical data is performed.

**Conclusions.** It was found that when using various technical indicators for a mathematical model in the form of a random forest, the best forecasting results are shown by the stochastic oscillator, followed by the Bollinger Bands according to the obtained modeling results, and the worst result was provided by the model using the stop and reverse indicator.

**Key words:** machine learning, technical indicators, cryptocurrency market, classification tasks.

**Постановка проблеми.** За даними агрегатору статистичних даних MACROMICRO (<https://en.macromicro.me>) [14], станом на липень 2025 року загальний обсяг ринку криптовалют становить 3,8 триліонів доларів США, згідно із даними спеціалізованих аналітичних сервісів 33CoinMarketCap (<https://coinmarketcap.com>) та CoinGecko ([www.coingecko.com](http://www.coingecko.com)). Об'єм ринку криптовалют стрімко зростає та набуває популярності, і вже зрівнявся з об'ємом фондового ринку таких країн як Великобританія (3,54 трл. доларів США), Франція (3,42 трл. доларів США) та Німеччини (2,94 трл. доларів США), і у десять разів перевищив капіталізацію глобального ринку дорогоцінних металів (золото, срібло, платину та інші) який становить за оцінками експертів 300-500 млрд. доларів США [10].

Однією з ключових рис криптовалютного ринку є висока волатильність. Щоденні коливання цін криптовалют з найбільшою капіталізацією можуть перевищувати 5-10 %, а іноді становлять й двозначні значення. Це створює як додаткові можливості для інвесторів, так і додаткові ризики. Все це у сукупності і визначило тематику дослідження, щодо визначення надійних інструментів аналізу ринку.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** В роботі [5] від 2025 року, авторами було виконано дослідження 88 технічних індикаторів та їхню корисність у прогнозуванні цін акцій. Зазначені технічні індикатори подавалися як вхідні дані для методів XGBoost, випадкового лісу рішень (Random Forest), машини опорних векторів (Support Vector Regression) та рекурентних нейронних мереж (LSTM). Для моделювання використовувалися дані фондового індексу S&P 500, а для зменшення розмірності простору вхідних даних, використовувався метод головних компонентів (PCA).

Окрім того, в роботі [3], також від 2025 року, іншою групою дослідників, було досліджено вплив наборів технічних індикаторів – смуги Боллінджера, ковзні середні, числа Фібоначі в задачах побудови моделей машинного навчання. На хвилинних даних індексу SPY було побудовано та оцінено 13 моделей. Аналіз важливості ознак показав, що первинні цінові ознаки часто перевершують технічні індикатори, що свідчить про їх обмежену корисність у контексті високочастотної торгівлі.

В статті [16] від 2024 року, зроблено великий огляд з 241 літературного джерела, що присвячені задачам глибокого навчання, саме для ринку криптовалют, включаючи використання різноманітних технічних індикаторів та додаткових ознак аналізу. Розглянуто також різні завдання моделювання, включаючи прогнозування цін, побудову портфеля, аналіз шахрайства, аномальну торгівлю, регулювання торгівлі та первинне розміщення монет у криптовалюті (ICO – Initial Coin Offering).

**Методика дослідження.** В рамках проведеного дослідження, пропонується оригінальна методика системного аналізу для торгівлі фінансовими активами, що складається з дев'яти кроків. Ця методика дозволяє будувати аналітичні моделі, а також впроваджувати їх в експлуатацію, із використанням технічних індикаторів. На основі цієї методики було реалізовано комп'ютерну програму [1] та виконано відповідні обчислювальні експерименти.

**Крок 1.** Збір та підготовка даних для аналізу.

В якості джерел даних можуть використовуватися різноманітні постачальники даних, власноруч написані арі-програми, а також готові бази даних. Зазначимо, що вартість покупки готових наборів даних, у різних агрегаторів даних, може варіюватися від декількох сотень доларів до багатьох тисяч, в залежності від довжини історії, типу та повноти даних, саме тому написання власних арі-програм – суттєво заощаджує бюджет, при проведенні відповідних досліджень.

Цей крок також включає, вирішення задач попереднього аналізу щодо якості отриманих даних, за необхідності відновлення пропусків, аналіз аномальних значень та їх згладжування або взагалі видалення з аналізу [6].

**Крок 2.** Обчислення технічних індикаторів на основі даних, що було отримано з попереднього першого кроку. Для цього використовуються історичні дані про ціни – Open, High, Low, Close, Volume, на основі яких будуються різноманітні індикатори, як то:

- 1) індикатор волатильності – смуги Боллінджера [3; 5; 6];
- 2) стохастичний осцилятор [6];
- 3) параболічний індикатор зупинки і розвороту [6];
- 4) трендові індикатори (зазвичай їх отримують на основі ковзних середніх). Один з таких найбільш розповсюджених індикаторів – MACD (Moving Average Convergence/Divergence) [3; 5; 6];
- 5) індикатори об'єму торгів. Наприклад, OBV-індикатор (On Balance Volume) [6].

**Крок 3.** Розробка додаткових ознак аналізу [3; 6; 16], що будуть використовуватися як регресори в моделі, на основі даних та інформації яка вже є в наявності з попередніх кроків:

- 1) лагові значення цін та індикаторів (наприклад, зі зміщенням у часі на 1, 2, 3, 4 лагових значення);
- 2) різниці значення індикаторами (різниця між поточним та попередніми значеннями);
- 3) бінарні змінні, що описують деякий стан або рівень ціни. Наприклад, змінна приймає значення одиниця, якщо обсяг торгів за останню годину більший за деяке задане порогове значення.

Процес розробки додаткових ознак аналізу, відомий серед фахівців під назвою – feature engineering.

**Крок 4.** Формалізація цільової змінної [6]. Це може бути як інтервальна змінна, для прогнозування значення ціни, на наступному кроці, так і номінальна або ординарна змінна, коли спочатку визначають кількість потенційних станів. Наприклад, можуть бути наступні три стани цільової змінної – ціна іде вгору, ціна іде вниз, або ціна залишається майже на тому самому рівні. Саме такий варіант формалізації цільової змінної було обрано в цьому дослідженні.

**Крок 5.** Побудова прогнозованої моделі. На цьому кроці використовуються методи машинного навчання, це можуть бути логістична регресія, дерева рішень, XGBoost, машина опорних векторів або нейронна мережа. В проведеному дослідженні було використано досить популярний підхід математичного моделювання – випадковий ліс рішень (Random Forest) [5; 3; 16; 6].

**Крок 6.** Аналіз отриманих результатів та оцінка прогнозованої точності моделі. В залежності від типу цільової змінної (інтервальна, номінальна або ординарна) можуть використовуватися різні метрики як то:

- 1) середньоквадратична похибка (RMSE) [5];
- 2) середня абсолютна похибка в процентах (MAPE) [5];
- 3) коефіцієнт детермінації (R2);
- 4) F1-оцінка (F1-score);
- 5) оцінка середньої точності (Average Precision score) [6];
- 6) частка прибуткових угод;
- 7) середній дохід з однієї прибуткової угоди;
- 8) середні втрати з однієї збиткової угоди.

**Крок 7.** Тестування моделі на нових даних, які не використовувалися для навчання. Фактично на цьому кроці імітується торгівля за розробленою моделлю, з метою визначення її прибутковості за історичними даними. Отримані результати порівнюються з якоюсь еталонною стратегією або прибутковістю портфелю акцій за індексами бірж, як то S&P 500 або NASDAQ. На цьому кроці, на основі отриманих результатів, обчислюється такі показники як [5]:

- 1) середня кількість угод за весь період, за місяць, протягом доби;
- 2) максимальний прибуток, за вказаний період аналізу, та періоді тестування моделі;
- 3) максимальне просідання портфеля, за весь період аналізу, та періоді тестування моделі [3];
- 4) максимальне просідання портфеля протягом доби [3];
- 5) коефіцієнт Шарпа [3].

Зауважимо, що коефіцієнт Шарпа [3] спирається на кілька ключових припущень, які в окремих випадках можуть обмежувати його корисність. Ця метрика оптимально інтерпретується за умови симетричного розподілу надлишкових доходностей; при асиметрії, що часто спостерігається в аналізі цін на криптовалюту, використання стандартного відхилення може призводити до недооцінки або переоцінки ризиків [13]. Також коефіцієнт Шарпа трактує волатильність як лінійну міру ризику, однаково враховуючи підйоми й просідання вартості активів, тоді як інвестор зазвичай більше турбується саме про втрати.

**Крок 8.** Побудова аналітичних звітів для осіб, що приймають рішення (ОПР). Зазвичай такі звіти містять інформативні та зрозумілі графіки фактичного та прогнозного курсу ціни, сигналів відкриття та закриття угод на купівлю та продаж, статистичні характеристики впливовості ознак на цільову змінну.

**Крок 9.** Впровадження розробленої математичної моделі у вигляді коду програми або детально описаного технічного завдання, в існуючу технічну інфраструктуру компанії, інтеграція з торговими

платформами (для отримання даних в режимі реального часу та виставлення ордерів), налаштування аналітичних графіків та звітів.

На (рис. 1) наведена структурна схема запропонованої методики системного аналізу, що описана у вигляді дев'яти кроків аналітичного процесу.

**Теоретична частина дослідження.** В рамках проведеного дослідження, було розглянуто технічні індикатори – смуги Боллінджера [2; 3], стохастичний осцилятор та параболічний індикатор зупинки і розвороту (Parabolic SAR – Stop and Reverse). Всі ці індикатори належать до різних категорій і забезпечують різні аспекти аналізу крипторинку. Смуги Боллінджера відображають волатильність та можливі екстремальні відхилення ціни, стохастичний осцилятор вимірює відносну позицію ціни в діапазоні для прогнозування розворотів, а параболічний індикатор зупинки і розвороту сигналізує про напрям і зміну тренду [2].

**Смуги Боллінджера.** Смуги Боллінджера – це популярний індикатор волатильності, розроблений Джоном Боллінджером [2; 3]. Він складається з трьох смуг: середньої, верхньої та нижньої. Середня смуга зазвичай є простою ковзною середньою ціни за певний період. Верхня та нижня смуги відстають від середньої на певну задану кількість стандартних відхилень ціни (як правило, два стандартних відхилення) [4]. Формально центральна смуга визначається наступним чином:

$$M_t = SMA_n(P_t),$$

де  $SMA$  – проста ковзна середня ціни  $P$  за  $n$  періодів.  $SMA$  – це скорочення від Simple Moving Average. Нижня смуга визначається як [2]:

$$L_t = M_t - k * \sigma_t,$$

де  $\sigma_t$  – стандартне відхилення ціни за той самий період,  $k$  – коефіцієнт відступу. Аналогічним чином визначається і верхня смуга [2]:

$$U_t = M_t + k * \sigma_t,$$

де  $\sigma_t$  – стандартне відхилення ціни за той самий період,  $k$  – коефіцієнт відступу.



Рис. 1. Структурна схема запропонованої методики системного аналізу

Смуги Боллінджера формують діапазон, в межах якого коливається ціна; ширина цього діапазону динамічно відображає волатильність ринку. Якщо ринкова волатильність зростає, стандартне відхилення збільшується і відстань між смугами розширюється; при зниженні волатильності смуги зближуються [4]. З точки зору інтерпретації, коли ціна підходить до верхньої смуги або прориває її, можливий сигнал про перекупленість або скору корекцію вниз. В інших випадках, коли відбувається вихід ціни до нижньої смуги, це може сигналізувати про перепроданість та потенційний розворот вгору. Важливо зазначити, що смуги Боллінджера самі по собі не прогнозують напрям руху, а вказують на рівні аномальної волатильності [2; 3; 4].

При реалізації обчислювального алгоритму, у вигляді комп'ютерної програми [1], було обчислено наступні показники:

$bb\_high$ ,  $bb\_low$ ,  $bb\_mid$  – верхня, нижня та середня лінії Боллінджера. Ширина смуг обчислюється, як два стандартних відхилення, тобто параметр  $k=2$ , на основі ковзного вікна у 20 свічок ( $n=20$ ). Зауважимо, що спочатку була видалена трендова складова, для того щоб ряд став більш стаціонарним.

$bb\_high\_mean\_1h$ ,  $bb\_low\_mean\_1h$ ,  $bb\_mid\_mean\_1h$  – це середні значення обчислені для  $bb\_high$ ,  $bb\_low$ ,  $bb\_mid$  за останній час. Усереднення дозволяє згладжувати короткострокові коливання, одночасно зберігаючи динаміку зміни ціни в моделі, незважаючи на стаціонарність.

**Стохастичний осцилятор.** Стохастичний осцилятор – класичний індикатор імпульсу, який був розроблений Джорджем Лейном у 1950-х роках [1; 3; 8]. Він показує положення поточної ціни відносно її мінімуму та максимуму за вибраний період і таким чином оцінює, чи не наближається ціна до крайніх значень свого діапазону. Основна ідея полягає в тому, що при висхідному тренді ціни закриття мають тенденцію наближатися до верхньої межі недавнього діапазону, а при низхідному – до нижньої. Стохастичний осцилятор складається з двох ліній:  $\%K$  – швидкої стохастичної лінії, та  $\%D$  – повільної (сигнальної) лінії, яка є згладженим середнім  $\%K$  [1; 8]. Формалізовано лінія  $\%K$  визначається наступним чином:

$$\%K = \frac{P_{close} - \min(P_n)}{\max(P_n) - \min(P_n)},$$

де  $P_{close}$  – поточна ціна закриття свічки,  $\min(P_n)$  – мінімум ціни за останні  $n$  періодів,  $\max(P_n)$  – максимум ціни за останні  $n$  періодів. Лінія  $\%D$  визначається як:

$$\%D = \frac{\%K_1 + \%K_2 + \%K_3 + \dots + \%K_n}{n},$$

де  $\%K$  – швидка стохастична лінія,  $n$  – вікно періодів. Стохастичний осцилятор набуває значень від 0 до 100. Високе значення означає, що ціна знаходиться близько до верхнього екстремуму періоду (сильний імпульс вгору), тоді як низьке – близько до нижнього екстремуму (сильний імпульс вниз). Традиційно рівень  $\%K > 80\%$  розглядається як зона перекупленості ринку, а  $\%K < 20\%$  – як зона перепроданості. Перетин швидкої лінії  $\%K$  вниз через рівень 80 може інтерпретуватися як сигнал до продажу (ослаблення висхідного імпульсу), а перетин вгору через рівень 20 – сигнал до купівлі (закінчення спадного імпульсу). Також аналізують перетини ліній: коли  $\%K$  перетинає  $\%D$  зверху вниз, це може вказувати на початок зниження (сигнал “продавати”), а перетин знизу вгору – на можливий розворот вгору («купувати») [8].

Стохастичний осцилятор описують як індикатор, що функціонує на основі рівнів підтримки та опору, вимірюючи поточну ціну відносно діапазону за період. Його основна мета – прогнозувати розвороти тренду шляхом виявлення моментів, коли ціна досягла крайньої верхньої або нижньої межі свого недавнього діапазону.

При реалізації обчислювального алгоритму у вигляді комп'ютерної програми [1] для врахування індексу стохастичного осцилятора, було обчислено наступні показники:

$Stoch\_k$  – значення лінії  $\%K$  стохастичного осцилятора, що відображає положення ціни закриття відносно діапазону максимумів та мінімумів за останні 60 хвилин.

$Stoch\_d$  – значення сигнальної лінії  $\%D$  (ковзне середнє  $\%K$  з вікном 13), використовується для згладжування сигналу.

$Stoch\_k\_lag1$ ,  $stoch\_k\_lag2$  – значення лінії  $\%K$ , зрушені на 1 та 2 періоди назад відповідно. Ці лінії дозволяють враховувати інерцію осцилятора

Stoch\_d\_lag1, stoch\_d\_lag2 – значення лінії %D, зрушені на 1 та 2 періоди назад відповідно. Відображають недавні рівні сигнального індикатора.

Stoch\_k\_diff1, stoch\_k\_diff2 – різниці між поточним та попереднім значеннями лінії %K (перший та другий лаговий приріст), використовуються як індикатори імпульсу.

Stoch\_d\_diff1, stoch\_d\_diff2 – приріст лінії %D, що показує швидкість зміни сигнальної кривої осцилятора.

**Параболічний індикатор зупинки і розвороту.** Параболічний індикатор зупинки і розвороту (Parabolic SAR – Parabolic Stop and Revers) – трендовий індикатор, розроблений Дж. У. Веллсом Вайлдером [3; 9; 15]. На відміну від осциляторів, Parabolic SAR прив'язаний безпосередньо до цінового графіка і відображається у вигляді серії точок (парабол), що розташовуються по той чи інший бік від цінових барів. Принцип дії цього індикатора полягає в тому, що при висхідному тренді точки розміщуються нижче ціни і поступово підтягуються вгору, а при низхідному тренді – вище ціни і спускаються вниз слідом за нею. У моменти, коли тенденція змінюється на протилежну, точки перевертаються на інший бік графіка. Перехід точки через ціну інтерпретується як сигнал до виходу з позиції і одночасного відкриття протилежної позиції [9].

Формалізація індикатора базується на наступній рекурентній формулі:

$$SAR_{t+1} = SAR_t + \alpha(EP_t - SAR_t),$$

де  $EP_t$  – найвища ціна при висхідному або найнижча при висхідному тренді,  $\alpha$  – коефіцієнт прискорення SAR. Дж. У. Вайлдер, автор цього індикатора, рекомендував ініціалізувати  $\alpha = 0.02$  і збільшувати цей фактор на 0.02 при кожному оновленні екстремуму  $EP$  тренду, встановивши максимальне його значення 0.20. Таким чином, чим довше триває тренд і чим більше нових екстремумів він встановлює, тим швидше параболічний індикатор зупинки і розвороту наздоганяє ціну по параболічній траєкторії. Якщо в наступному періоді, розраховане значення SAR, виявляється по інший бік від цінового бару (тобто перевищує попередній мінімум при висхідному русі чи опускається нижче попереднього максимуму при спадному русі), то це слугує ознакою зміни тренду – індикатор перестрибує на протилежний бік цінового графіка, і розрахунок продовжується вже для нового тренду. [3; 9; 15]

При реалізації обчислювального алгоритму у вигляді комп'ютерної програми [1] для врахування індексу Parabolic SAR, було обчислено наступні показники:

Psar – поточні значення лінії індикатора PSAR, визначає потенційні рівні зупинки чи розвороту тренду.

Psar\_dir – бінарна змінна напрямлення тренду: 1, якщо PSAR під ціною (висхідний тренд), 0 – якщо над ціною (низхідний тренд).

Psar\_lag1, psar\_lag2, psar\_lag3, psar\_lag4 – значення PSAR, зрушені на 1–4 кроки назад, дозволяють враховувати історію тренду.

Psar\_dir\_lag1, psar\_dir\_lag2, psar\_dir\_lag3, psar\_dir\_lag4 – історія бінарного напрямлення тренду на 1–4 періоди назад.

Psar\_delta1, psar\_delta2 – зміна значення PSAR за останні періоди (прирісти), відображають швидкість зміни рівня зупинки.

Psar\_dir\_delta1, psar\_dir\_delta2 – зміна напряму (psar\_dir) між поточним та попередніми кроками, фіксують потенційні точки розвороту.

**Метод математичного моделювання – випадковий ліс рішень (Random Forest).** Отримані показники-регресори для кожного виду індикаторів було використано для моделювання цільової змінної сигнал методом випадкового лісу рішень (Random Forest) [3; 12]. Цей метод належить до ансамблевих методів машинного навчання, що базуються на сукупності великої кількості звичайних дерев рішень. Формально ансамбль моделей можна визначити як:

$$F(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i(x),$$

де  $f_i(x)$  – результат окремого дерева рішень, а  $N$  – кількість дерев у ансамблі [3; 12].

Ідея методу полягає у формуванні множини дерев рішень, кожне з яких будується на основі повної підмножини даних та змінних, після чого результат прогнозу визначається на основі агрегування результатів цих дерев [3; 12]. Дерева рішень є одним з базових алгоритмів машинного навчання, які застосовуються для задач класифікації та регресії. Структуру дерева рішень можна формалізувати як:  $G = (V, E)$ , де  $V$  – множина вершин вузлів, а  $E$  – множина ребер (гілок). Кожен внутрішній вузол відповідає перевірці певної ознаки  $X_j$ , гілки представляють можливі результати такої перевірки, а листові вузли – кінцеві рішення або прогнози  $f(x)$ . Основною перевагою дерев рішень є їхня інтерпретованість, прозорість у прийнятті рішень та простота реалізації.

Розглянемо принципи, на яких базується алгоритм випадкового лісу дерев рішень:

1) Метод Bagging – випадкове повторне відбирання підмножин навчальної вибірки із поверненням. Кожне дерево рішень навчається на власній підвибірці даних, що забезпечує різноманітність дерев та знижує ймовірність перенавчання [12].

2) Випадковий вибір ознак – на кожному етапі побудови дерева випадковим чином обирається обмежена кількість ознак із загального набору змінних, серед яких визначається найкращий критерій поділу. Це дозволяє додатково посилити різноманітність дерев рішень у складі ансамблю [12].

3) Для визначення найкращого критерію поділу часто використовується індекс Джині (Gini impurity), який формалізується наступним чином:

$$\text{Gini}(D) = 1 - \sum_{c=1}^C p_c^2,$$

де  $p_c$  – ймовірність належності об'єкта вибірки до класу  $c$ , а  $C$  – кількість класів [3; 12].

У задачах класифікації остаточний результат методу випадкового лісу дерев рішень визначається через голосування більшості:

$$F(x) = \operatorname{argmax}_c \sum_{i=1}^N I(f_i(x) = c),$$

де  $I$  – індикаторна функція, яка визначається наступним чином:

$$I(z) = \begin{cases} 1, & \text{якщо умова } z \text{ виконується} \\ 0, & \text{якщо умова } z \text{ не виконується} \end{cases}$$

Завдяки таким особливостям, метод випадкового лісу дерев рішень є одним із найбільш ефективних, стійких до шуму та популярних алгоритмів машинного навчання, який широко застосовується у вирішенні задач аналізу та прогнозування [3; 12].

**Аналіз результатів моделювання на реальних даних.** Запропонована методика системного аналізу для торгівлі фінансовими активами, була реалізована у вигляді комп'ютерної програми [1]. Розроблена програма [1] реалізує індикатор волатильності – смуги Боллінджера, стохастичний осцилятор та параболічний індикатор зупинки і розвороту.

Для проведення обчислювальних експериментів, щодо навчання та варіації математичних моделей, було зібрано дані про криптовалюту Біткоїн, у торговельній парі з Tether USDT, що є аналогом долару США для світового крипторинку. Ці дані для аналізу було вивантажено з відкритого ресурсу Yahoo Finance (finance.yahoo.com) [11], що надає безкоштовний доступ до ринкових даних різних видів активів, в тому числі криптоактиви. Дані було отримано у щохвилинному інтервалі у виді набору даних, що включає стовпчики-показники – початкова ціна відкриття (Open), максимальна ціна (High), мінімальна ціна (Low), ціна закриття (Close), обсяг торгів (Volume). Для отримання даних було використано python-бібліотеку YFINANCE (<https://pypi.org/project/yfinance>), що дозволяє за допомогою мови програмування Python вивантажити ці дані для аналізу. Для проведення дослідження було вивантажено дані за період з 01.01.2022 по 08.05.2025 [11]. За посиланням [1], разом із кодом програми на мові програмування Python, можна вивантажити і самі дані для аналізу, на яких проводилися відповідні обчислювальні експерименти.

Отримані дані було розділено на тренувальну та тестову вибірки у співвідношенні 4 до 1. Таким чином, у тренувальному наборі знаходяться дані у періоді з 01.01.2022 до 06.09.2024, а в тестовому з 06.09.2024 до 08.05.2025.

**Формалізація цільової змінної аналізу.** Цільова змінна позначається як Signal, в реалізованій компресній програмі [1], та приймає наступні три значення-рекомендації для ОПР:

0 – нічого не робити (none);

1 – досягається максимум ціни, в цьому випадку виставляється угода на продаж фінансового активу (sell);

2 – досягається мінімум ціни, в цьому випадку виставляється угода на купівлю фінансового активу (buy).

Зауважимо, що через незбалансованість класів цільової змінної, для сигналів на покупку та продаж, попередні результати моделювання за метрикою середньої точності (Average Precision score) виявилися дуже низькими. Тому для покращення результатів моделювання, було накладено додаткові умови на цільову змінну – розглядаються тільки прогнози-рішення, що мають ймовірність приналежності до класу buy або sell більше аніж 80%. В інших випадках прогноз-рішення класифікується як – нічого не робити (none).

В (табл. 1) наведено результати оптимізації гіперпараметрів, які було оптимізовано в рамках виконаного дослідження із використанням комп'ютерної програми [1]. Для вирішення задачі оптимізації було використано python-бібліотеку *ortuna*, з якою більш детально можна ознайомитися за посиланням [7].

Наведемо опис гіперпараметрів, які було використано в алгоритмі розробленої комп'ютерної програми [1]:

- 1) *max\_depth* – обмеження максимальної глибини кожного дерева рішень;
- 2) *n\_estimators* – максимальна кількість дерев у ансамблі моделей;
- 3) *min\_samples\_split* – мінімальна кількість зразків у вузлі, які необхідні для його розбиття;
- 4) *min\_samples\_leaf* – мінімальну кількість зразків, які будуть міститись у листовому вузлі;
- 5) *max\_features* – кількість ознак, які потрібно обрати для побудови кожного розбиття вузла;
- 6) *criterion* – критерій якості розбиття, зазвичай використовуються індекс Джині (Gini) або ентропія.

Таблиця 1

#### Оптимальні гіперпараметри, підібрані алгоритмом програми

№ з/п	Назва гіперпараметра	Смуги Боллінджера	Стохастичний осцилятор	Параболічний індикатор зупинки та розвороту
1	<i>max_depth</i>	25	9	2
2	<i>n_estimators</i>	129	311	411
3	<i>min_samples_split</i>	15	13	5
4	<i>min_samples_leaf</i>	16	16	10
5	<i>max_features</i>	<i>sqrt</i>	<i>log2</i>	None
6	<i>criterion</i>	Gini	Gini	Gini

Таблиця 2

#### Статистичні характеристики побудованих моделей

	Смуги Боллінджера	Стохастичний осцилятор	Параболічний індикатор зупинки та розвороту
Збалансована точність (Balanced Accuracy)	0.74	0.67	0.59
F1-оцінка (F1-score)	0.24	0.14	0.25
Оцінка середньої точності (Average Precision score)	0.36	0.37	0.34
Максимальний прибуток за період	6,9%	34,64%	-0,12%
Максимальне просідання портфеля протягом доби	-11,02%	-3,65%	-3,63%
Середній дохід з однієї прибуткової угоди	0.22%	0,21%	0,12%
Середні втрати з однієї збиткової угоди	-0,23%	-0,21%	-0,11%
Частка виграшних угод	53,56%	53,94%	48,67%
Коефіцієнт Шарпа	0.32	0.67	0,11
Середня кількість угод протягом доби	2,9	7,3	1,1

З отриманих результатів моделювання, що наведені у (табл. 2) можна зробити наступні висновки.

За значеннями метрики збалансованої точності (Balanced Accuracy), модель на основі смуг Боллінджера є кращою, тому що в середньому правильно виявляє 74% прикладів кожного класу, в той час як моделі стохастичного осцилятора та параболічного індикатора 67% і 59% відповідно.

Значення F1-оцінки для усіх моделей є досить низьким, тобто моделі не в змозі одночасно підтримувати високу повноту (Recall) та точність (Precision) для кожного з класів. Зауважимо, що метрика якості моделі Recall оцінює здатність моделі виявляти всі наявні позитивні випадки в даних, але вона також може спотворювати результати, так як у торгівлі активами краще пропустити вигідний момент аніж отримати хибний сигнал.

Проведені тестування на ринкових даних, що симулюють угоди покупки й продажу показали, що максимальний прибуток у 34,64% за період дослідження забезпечує модель на основі стохастичного осцилятора, а той час як модель із використанням смуг Боллінджера дає прибуток у 6,9%, а індекс параболічного індикатора взагалі надає невеликий але ж таки збиток у -0,12%.

Максимальне просідання портфеля протягом доби у -11,02% спостерігалось для смуг Боллінджера, в той час як інші моделі давали у два с половиною рази менше.

Найбільша кількість угод у протягом дня, у кількості 7,3 здійснювалося для моделі стохастичного осцилятора, в той час як смуг Боллінджера 2.9 угоди на день, а індекс параболічного індикатору лише одну угоду на день.

В таблиці 3 наведені значення помісячної кумулятивної дохідності для розроблених моделей із використанням різних індикаторів, а на (рис. 2) відповідні графіки, побудовані на основі значень з цієї таблиці.

Найгірші значення коефіцієнтів Шарпа спостерігалися для моделей на основі смуг Боллінджера та параболічного індикатору, що говорить про дуже низьке співвідношення прибутковості до ризику.

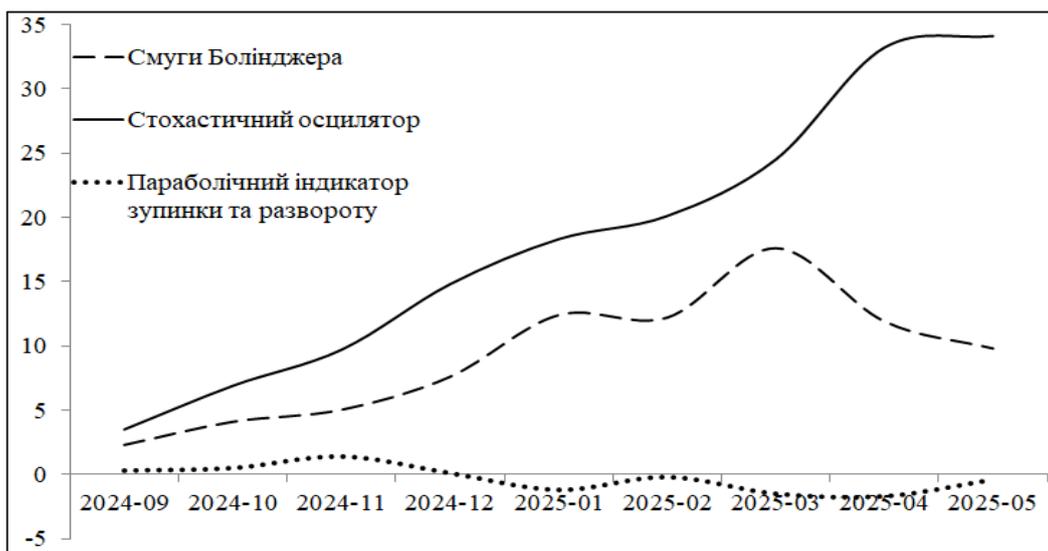
Таблиця 3

**Значення помісячної кумулятивної дохідності розроблених моделей із використанням різних індикаторів**

Рік-Місяць	Смуги Боллінджера	Стохастичний осцилятор	Параболічний індикатор зупинки та развороту
2024-09	2,3	3,5	0,3
2024-10	4,1	6,9	0,5
2024-11	5,03	9,7	1,4
2024-12	7,6	14,8	0,1
2025-01	12,4	18,3	-1,2
2025-02	12,2	20,1	-0,2
2025-03	17,6	24,5	-1,5
2025-04	11,9	33,2	-1,7
2025-05	9,8	34,1	-0,4

**Висновки.** В статті запропоновано оригінальну методика системного аналізу, яка реалізована у вигляді комп'ютерної програми, складається з дев'яти кроків, та призначена для торгівлі фінансовими активами. При побудові моделей за цією методикою можуть використовуватися різноманітні індикатори та додаткові змінні. В рамках проведеного дослідження, на реальних статистичних даних про курс криптовалюти Біткоїн було з'ясовано, що найкращі результати за кумулятивною прибутковістю за весь період, кількістю угод на день, значенням максимальної просадки моделі та значенням коефіцієнту Шарпа, показують моделі випадкового лісу рішень, в яких застосовується в якості регресора індикатор стохастичного осцилятора. В той час як смуги Боллінджера дають другий за значимістю результат, а параболічний індикатор зупинки та развороту показують найгірші результати.

Перспективи щодо подальших досліджень. Окрім методу випадкового лісу рішень також планується в подальшому виконати дослідження інших популярних методів машинного навчання, а саме XGBoost та нейронні мережі.



**Рис. 2. Графіки кумулятивних дохідностей розроблених моделей із використанням різних індикаторів**

**Список використаних джерел:**

1. Комп'ютерна програма "ML technical indicators for Crypto". URL: <https://github.com/oterentiev/ml-technical-indicators-for-crypto> (date of access: 12.08.2025).
2. Bollinger J. A. Bollinger on Bollinger Bands. McGraw Hill, 2001. 227 p. ISBN-13: 978-0071373685.
3. Deep A., Monico C., Shirvani A., Rachev S., Fabozzi F. Assessing the Impact of Technical Indicators on Machine Learning Models for Stock Price Prediction. 2024. 22 p. URL: <https://arxiv.org/html/2412.15448v1> (date of access: 12.08.2025).
4. Lakhwan D., Dave A. Determining the most efficient technical indicator of investing in financial markets based on trends, volume, momentum and volatility. *Myśl Ekonomiczna i Polityczna*. No. 3 Vol. 70. 2020 P. 64–137. URL: <https://bazekon.uek.krakow.pl/rekord/171628292> (date of access: 14.08.2025).
5. Mostafavi S. M., Hooman A. R. Key technical indicators for stock market prediction. *Machine Learning with Applications*. Volume 20, June 2025. 16 p. Online ISSN: 2666-8270.
6. Murphy J. J. *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*. New York Institute of Finance, 1999. 576 p. ISBN-13: 978-0735200661
7. Optuna: A hyperparameter optimization framework. URL: <https://optuna.readthedocs.io/en/stable/> (date of access: 15.08.2025).
8. Paik C., Choi J., Vaquero I. U. Algorithm-based low-frequency trading using a stochastic oscillator, Williams %R, and trading volume for the S&P 500. *Journal of Risk and Financial Management*. Vol. 17 No.11 Art. 501. 2024. 20 p. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/jrfm17110501>
9. Prasetyo A. B., Saputro T. A., Windasari I. P., Windarto Y. E. Buy/sell signal detection in stock trading with Bollinger Bands and Parabolic SAR: With web application for proofing trading strategy. Proceedings of the 2017 4th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE), Piscataway NJ, 2017. P. 41–44. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ICITACEE.2017.8257672>
10. Precious Metal Market Summary. URL: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/precious-metals-market> (date of access: 16.07.2025).
11. Roussi R. YFinance – Yahoo! Finance Market Data Downloader. URL: <https://ranaroussi.github.io/yfinance/> (date of access: 16.07.2025).
12. Scornet E., Biau G., Vert J.-P. Consistency of Random Forests. *Annals of Statistics*. Vol. 43, No. 4. 2015. 1716–1741 p. DOI: <http://dx.doi.org/10.1214/15-AOS1321>
13. Sharpe W. F. The Sharpe Ratio. *Journal of Portfolio Management*. Vol. 21, No. 1. 1994. P. 49–58. DOI: <http://dx.doi.org/10.3905/jpm.1994.409501>
14. UK – London Stock Exchange Market Capitalization. URL: [https://en.macromicro.me/series/4227/uk-london-market-cap?utm\\_source=chatgpt.com](https://en.macromicro.me/series/4227/uk-london-market-cap?utm_source=chatgpt.com) (date of access: 16.07.2025).
15. Wilder W. *New Concepts in Technical Trading Systems* Hardcover. Trend Research, 1978. 141 p. ISBN-13 : 978-0894590276
16. Zhang J., Cai K., Wen J. A survey of deep learning applications in cryptocurrency. *iScience*. vol. 27, 2024. 40 p. URL: <https://doi.org/10.1016/j.isci.2023.108509> (date of access: 12.08.2025).

Дата надходження статті: 09.09.2025

Дата прийняття статті: 20.10.2025

Опубліковано: 04.12.2025