

Канигін С.М.

аспірант кафедри митної справи та фінансових послуг
Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця

Kanyhin Serhii

Postgraduate at the Department of Customs and Financial Services
Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics

РОЗРОБКА АЛГОРИТМІЧНИХ ТОРГОВИХ СТРАТЕГІЙ З ВИКОРИСТАННЯМ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ

DEVELOPING ALGORITHMIC TRADING STRATEGIES USING GENETIC ALGORITHMS

У статті представлено методологію розробки торгових стратегій на основі генетичних алгоритмів. Для розробки використовувалися дані криптовалютної біржі Binance за 2021–2022 роки, а для валідації – аналогічні дані за 2022–2024 роки. На основі набору поширених технічних індикаторів були згенеровані всі можливі комбінації вхідних та вихідних сигналів. Ефективність кожної комбінації оцінено за допомогою коефіцієнтів Шарпа, Сортино, Омега, максимальної просадки та Кальмара. Результати показали, що найкращі 15 комбінацій мають середній прибуток понад 50% на валідаційній вибірці. Це свідчить про ефективність ваг, обраних генетичним алгоритмом при виборі комбінацій. Запропонований підхід може бути ефективно застосований для створення оптимальних торгових стратегій, забезпечуючи високу прибутковність та управління ризиками.

Ключові слова: алгоритмічна торгівля, торгові стратегії, технічний аналіз, генетичні алгоритми, оптимізація.

The article presents a methodology for developing trading strategies based on genetic algorithms that use risk-oriented metrics for optimization. Data from the Binance cryptocurrency exchange for 2021–2022 was used for development, and similar data for 2022–2024 was used for validation. The methodology was aimed to create the most effective combinations of two input and two output technical indicators. Based on the set of common indicators, all possible input and output signal combinations were generated, ensuring complete coverage of potential options. The total signal for each combination was calculated by summing the signals of individual indicators, which allowed determining the action (buy, hold, sell) at each moment based on the identified indicators. Several ratios (Sharpe, Sortino, Omega, maximum drawdown, and Calmar) assessed the effectiveness of each combination. These metrics allowed for a comprehensive analysis of profitability and risk for each trading strategy. Cases of extreme values were processed using quantiles. All coefficients were normalized using a min-max approach, which brought the data attributes to a standard scale. A genetic algorithm was used to identify the most effective combinations based on the generated evaluation function to optimize the weights. The population size of 8 provided sufficient genetic diversity, allowing the algorithm to explore and exploit the solution space efficiently. Crossover and mutation were used to explore new areas of the solution space, ensuring genetic diversity and preservation of successful traits. The results showed that the best 15 combinations of technical indicators showed an average profit of more than 50% on the validation sample. This indicates the effectiveness of the weights selected by the genetic algorithm when choosing combinations. The best combinations had the same output signals (TEMA+BB), which means their reliability, while the input signals were less stable but had leaders such as ICH and DC. The economic feasibility of the developed methodology is confirmed by high profitability, which is verified by historical data. The proposed approach can be effectively applied to create optimal trading strategies, ensuring high profitability and risk management.

Key words: algorithmic trading, trading strategies, technical analysis, genetic algorithms, optimization.

Постановка проблеми. Через багатогранну природу технічних індикаторів, що застосовуються в алгоритмічній торгівлі, і їх взаємозалежність виникає необхідність комплексного підходу при їх комбінуванні, зокрема, шляхом застосування методів оптимізації. Традиційні методи ручного вибору та налаштування індикаторів є недостатньо ефективними через суб'єктивні упередження та обмежені можливості

обробки великих масивів взаємодіючих змінних. Отже, застосування існуючих методів оптимізації, таких як генетичні алгоритми, може забезпечити визначення оптимальних наборів показників.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідженням природи індикаторів технічного аналізу в алгоритмічній торгівлі займалися різні зарубіжні вчені. Перелік відповідних джерел та індикаторів наведено у табл. 1.

Таблиця 1

Основні індикатори технічного аналізу

Група	Скорочена назва	Повна назва
Тренд [8; 13; 19; 24; 26; 27; 28; 29; 33; 36; 38; 43; 47]	ADX	Індекс середнього напрямку руху
	CCI	Індекс товарного каналу
	DPO	Детрендовий осцилятор цін
	KST	Осцилятор "Знати надійну річ"
	ICH	Ічімоку Кінко Хьо
	MACD	Схоження/розходження середніх ковзних значень
	VI	Вихор
	MI	Індекс маси
	TEMA	Тросчний експоненційний середній
Моментум [2; 4; 12; 18; 25; 30; 31; 34; 35; 44; 45]	MFI	Індекс потоку грошей
	RSI	Індекс відносної сили
	WPR	Відсотковий діапазон Вільямса
	TSI	Індекс істинної сили
	UO	Остаточний осцилятор
	STOCH	Стохастичний осцилятор
Обсяг [7; 9; 14; 17; 39]	ADI	Індекс накопичення та розподілу
	EMV	Легкість руху
	FI	Індекс сили
	OBV	Обсяг збалансований
	VPT	Тренд обсягу ціни
Волатильність [1; 5; 6; 10; 16; 20; 21; 22; 32; 37; 41; 46]	ATR	Середній істинний діапазон
	BB	Бенди Болінджера
	KC	Канали Кельтнера
	DC	Канали Дончіана

Джерело: сформовано на основі огляду джерел

Хан, Лю, Чжоу та Чжу [15] акцентували на тому, що індикатори корисно комбінувати для отримання більш глибокого аналізу.

Формулювання завдання дослідження. Метою статті є розробка методики використання генетичних алгоритмів для формування алгоритмічних торгових стратегій.

Вклад основного матеріалу дослідження. В якості тренувальних даних використано дані з криптовалютної біржі Binance за період 30.07.2021 – 07.12.2022. Для валідації використано аналогічні дані, проте за період 08.12.2022 – 15.04.2024. Метою розрахунків є генерація максимально ефективних комбінацій з 2 вхідних та 2 вихідних технічних індикаторів.

На основі набору I з n індикаторів (табл. 1), згенеровано всі можливі комбінації вхідних та вихідних сигналів (1)

$$\{i, j \in I \wedge i \neq j\}, \tag{1}$$

де P представляє множину всіх можливих пар індикаторів з I , а i та j є різними елементами, гарантуючи, що кожна пара складається з двох унікальних індикаторів. Далі згенеровано комбінації таких пар (2)

$$C = \{(p_1, p_2) \mid p_1, p_2 \in P \wedge p_1 \neq p_2\}. \tag{2}$$

Комбінації C згенеровано з P для формування пар, де кожна пара містить два сигнали. Після цього, для зручності комбінації трансформовано в «плоский» формат з 4 елементів (3)

$$C_{flat} = \{(p_{1a}, p_{1b}, p_{2a}, p_{2b}) \mid (p_1, p_2) \in C\} \tag{3}$$

Для кожної комбінації індикаторів входу і виходу розраховано загальний сигнал шляхом підсумовування сигналів окремих індикаторів (4, 5):

$$S_{entry} = I_{entry_primary} + I_{entry_secondary} \tag{4}$$

$$S_{exit} = I_{exit_primary} + I_{exit_secondary}, \tag{5}$$

де $I_{entry_primary}$, $I_{entry_secondary}$, $I_{exit_primary}$, $I_{exit_secondary}$ сигнали індикаторів, отримані на основі технічного аналізу. Комбінований сигнал визначає дію (купувати, тримати або продавати) в кожний момент часу на основі тих самих визначених окремих індикаторів (6)

$$C_t = \begin{cases} BUY & \text{if } S_{entry} = 2 \\ SELL & \text{if } S_{exit} = -2 \\ HOLD & \text{if otherwise} \end{cases} \tag{6}$$

На основі сигналів і цінової історії ефективність кожної комбінації оцінено за кількома показниками (табл. 2).

Наступним кроком всі дані про символи об'єднано в один набір даних (7)

$$D = \bigcup_{i=1}^n D_i, \tag{7}$$

де D це остаточні агреговані дані, а D_i дані символів. Після цього відкинуто всі комбінації з порожніми значеннями через відсутність бази для розрахунку. Також оброблено випадки, коли є ділення на нуль (8) та викиди (9 - 10) Випадки з діленням на нуль пов'язані з одиничними сигналами, згенерованими певними комбінаціями, які не призводили до збитків і не впливали на формули, пов'язані з ризиком.

Метрики тестування торгових стратегій

Назва метрики	Формула	Пояснення
к-ф. Шарпа [40]	$S = \frac{E[R - R_f]}{\sigma}$	R – дохідність портфеля (активу), R_f – дохідність від альтернативного вкладення (як правило, береться безризикова процентна ставка), $E[R - R_f]$ – премія за ризик (математичне очікування перевищення прибутковості активів над прибутковістю від альтернативного вкладення), σ – стандартне відхилення прибутковості портфеля (активу)
к-ф. Сортіно [42]	$S = \frac{R - T}{DR}$	де R – середня прибутковість портфеля, T – мінімально допустимий рівень доходності портфеля, DR – відхилення в бік зниження або "волатильність вниз"
к-ф. Омега [11]	$\Omega(\theta) = \frac{\int_{\theta}^{\infty} [1 - F(r)] dr}{\int_{-\infty}^{\theta} F(r) dr}$	де F – кумулятивна функція розподілу ймовірностей прибутковості, а θ – цільовий поріг прибутковості, який визначає, що вважається прибутком, а що – збитком.
Максимальна просадка (MDD) [23]	$MDD = \frac{TV - PV}{PV}$	де TV – найнижча вартість портфеля за період після досягнення пікової вартості, PV – найвища вартість портфеля до початку зниження.
к-ф. Кальмар [3]	$\frac{\left(\frac{V_f}{V_i}\right)^{\frac{1}{n}} - 1}{MDD}$	де V_f – кінцева вартість інвестиції, V_i – початкова вартість інвестиції, n – кількість років.

Джерело: сформовано на основі [3; 11; 23; 40; 42]

$$D' = \{d \in D \mid d[col] \in \mathbb{R}, \text{ for } col \text{ in}$$

$$\{R_{sharpe}, R_{sortino}, R_{omega}, R_{maxdrawdown}\} \} \quad (8)$$

$$T_{col}^{max}(D'[col], 0.995) \quad (9)$$

$$T_{col}^{min}(D'[col], 0.005) \quad (10)$$

де T_{col}^{max} та T_{col}^{min} є верхнім та нижнім порогом для обробки за допомогою квантилів. Значення за межами визначених квантильних порогів замінюються (11), таким чином нормалізуючи екстремальні значення.

$$D''[col] = \begin{cases} T_{col}^{max} & \text{if } D''[col] > T_{col}^{max} \\ T_{col}^{min} & \text{if } D''[col] < T_{col}^{min} \\ D''[col] & \text{if інше} \end{cases} \quad (11)$$

Після цього всі коефіцієнти нормалізовано за допомогою min-max підходу (12)

$$col_{norm} = \frac{col - \min(col)}{\max(col) - \min(col)} \quad (12)$$

Таке масштабування приводить атрибути даних до стандартної шкали, не спотворюючи відмінності в діапазонах значень.

Наступним кроком було створення формули, яка допоможе вибрати найкращу комбінацію на основі розрахованих атрибутів. Для оптимізації вагових коефіцієнтів використано генетичний алгоритм, щоб виявити найбільш ефективні комбінації за допомогою сформованої функції оцінки (13). Відповідна функція перевіряє, як працює певна комбінація ваг. Результат визначається середньою прибутковістю вибраних комбінацій на основі тренувальних даних:

$$score = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \cdot m_i}{\sum w_i} \quad (13)$$

де: w_i – вага фінансової метрики;
 m_i – значення метрики;
 n – кількість метрик, що розглядаються;
 $\sum w_i$ – дільник для нормалізації оцінки.

Метою є максимізація цього показника, на основі історичних даних, і перевірка через позавивіркове тестування (14)

$$fitness = mean(Returns_{test}) \quad (14)$$

Кожен член популяції представляє потенційний набір ваг, що застосовуються до фінансових показників. Розмір популяції та діапазон значень генів встановлено таким чином, щоб дозволити дослідити широкий спектр комбінацій.

Використано популяцію чисельністю 8, яку можна вважати малою. Чим менше чисельність, тим менше генетичне різноманіття, що є недоліком у розвідці. Однак, це покращило можливості експлуатації, дозволяючи алгоритму тонко налаштовувати рішення навколо знайдених ділянок пошукового простору. Крім того, менші популяції вимагають меншої обчислювальної потужності на генерацію, що робить її більш ефективною, а це важливо у цьому ресурсномісткому випадку.

Діапазон значень генів встановлено в межах від -10 до 10 з кроком 1. Цей діапазон забезпечує досить широкий спектр для генів, що дозволяє значну варіабельність генетичного складу популяції. Обмеження значень генів у певному інтервалі дозволяє збалансувати генетичну репрезентативність, уникаючи домінування будь-якого гена через його масштаб.

Відбір базується на стратегії стаціонарного стану, що означає, що лише найкращі варіанти залишаються для відтворення в наступному поколінні. Цей підхід постійно інтегрує нові рішення та вибірково замінює неефективні, дозволяючи в режимі реального часу адаптуватися до динамічних ринкових умов. Стаціонарний відбір також підвищує обчислювальну ефективність, забезпечуючи швидшу конвергенцію.

Також налаштовано кросинговер і мутацію – генетичні операції для дослідження нових областей простору рішень. Обрано односточковий кросинговер (вибір однієї точки на хромосомі батьківського організму, генетичний матеріал міняється місцями для отримання нового потомства) Підхід обрано, оскільки він ефективно поєднує генетичний матеріал батьків, зберігаючи при цьому необхідні послідовності генів. Це забезпечило компроміс між генетичним різноманіттям, необхідним для розвідки, і збереженням успішних

ознак для експлуатації. Випадкова мутація встановлена на рівні 10%, допомагаючи підтримувати генетичну різноманітність у популяції.

Процес генерації зображено на рис. 1. Результати генерації та прибутковість найкращих комбінацій продемонстровано на рисунках 2 та 3 відповідно.

Як видно з рис. 3 кращі 15 комбінацій з тренувальної вибірки продемонстрували середній прибуток більше 50% на валідаційній вибірці, що свідчить про ефективність обраних за допомогою генетичного алгоритму ваг для відбору комбінацій. Фінальний перелік з відповідних комбінацій наведено у табл. 3.

Згідно з табл. 3 всі найкращі комбінації мають однакові вихідні сигнали (ТЕМА+ВВ), що свідчить про їх надійність. З вхідними сигналами все не так стабільно, проте є лідери – ICH та DC.

Висновки. Розроблено методику формування торгових стратегій алгоритмічної торгівлі на основі генетич-

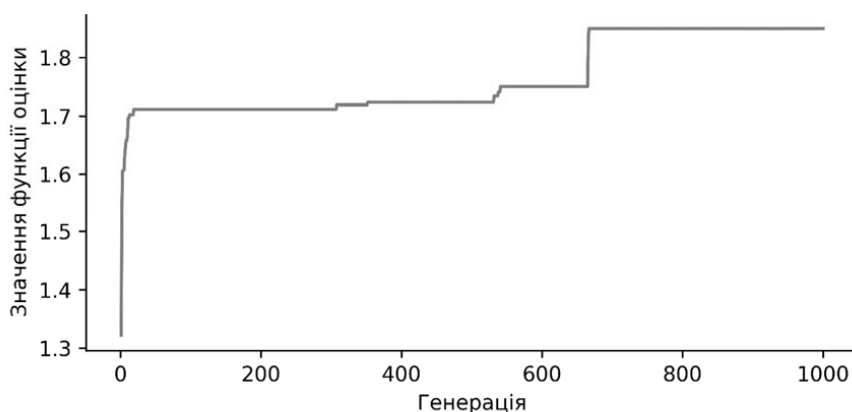


Рис. 1. Процес обрання комбінацій технічних індикаторів для формування торговельної стратегії за допомогою генетичного алгоритму

Джерело: власні розрахунки

Таблиця 3

Перелік кращих 15 комбінацій з технічних індикаторів на основі генетичного алгоритму

Індикатори комбінацій				Рентабельність
Вхідні		Вихідні		
1	2	1	2	
ICH	STOCH	ТЕМА	ВВ	1,6789
MACD	DC	ТЕМА	ВВ	1,5504
STOCH	DC	ТЕМА	ВВ	1,909
ICH	FI	ТЕМА	ВВ	1,6861
ICH	VPT	ТЕМА	ВВ	1,6861
ICH	OBV	ТЕМА	ВВ	1,6861
KST	TSI	ТЕМА	ВВ	1,6796
ICH	TSI	ТЕМА	ВВ	2,0068
ICH	EOM	ТЕМА	ВВ	2,3822
ICH	UO	ТЕМА	ВВ	2,3822
STOCH	KC	ТЕМА	ВВ	1,7109
FI	DC	ТЕМА	ВВ	1,8928
OBV	DC	ТЕМА	ВВ	1,8928
OBV	KC	ТЕМА	ВВ	1,8047
FI	KC	ТЕМА	ВВ	1,8047

Джерело: власні розрахунки

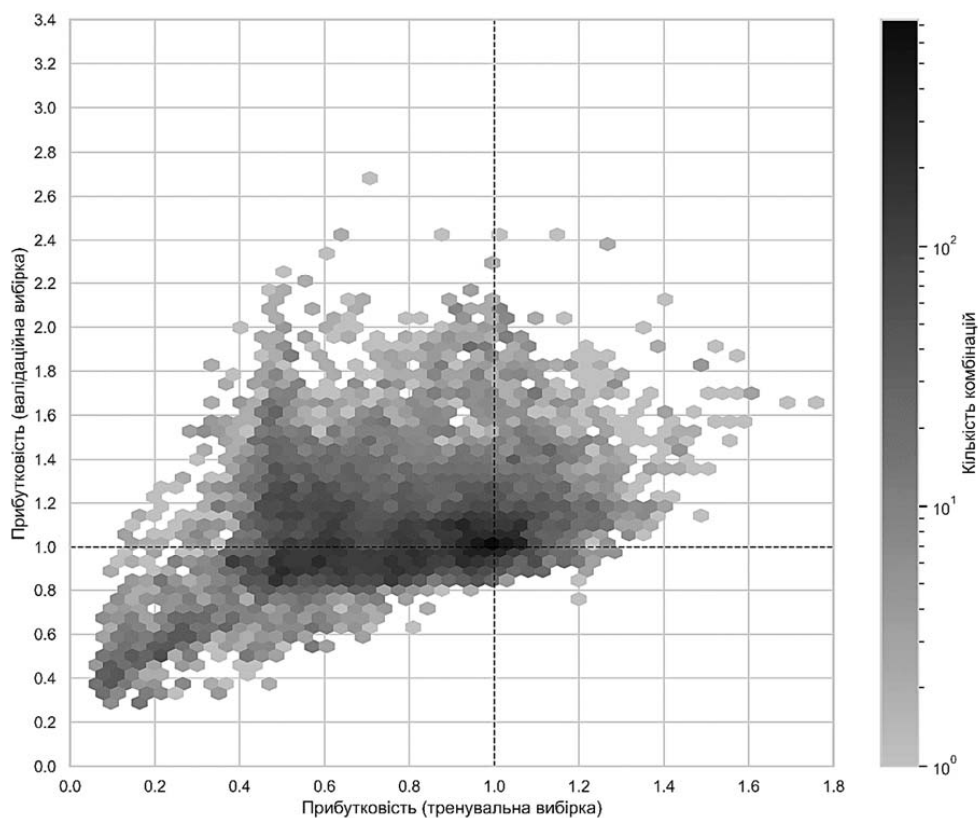


Рис. 2. Результат обрання комбінацій технічних індикаторів для формування торгової стратегії за допомогою генетичного алгоритму (вся вибірка)

Джерело: власні розрахунки

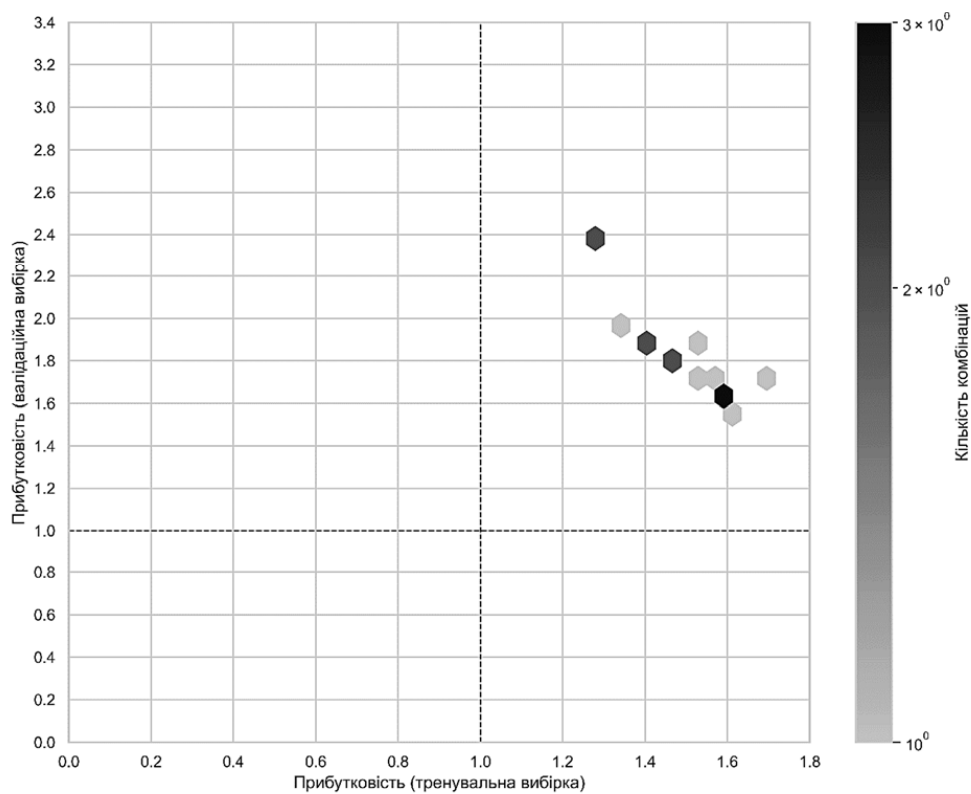


Рис. 3. Результат обрання комбінацій технічних індикаторів для формування торгової стратегії за допомогою генетичного алгоритму (15 комбінацій з найвищою оцінкою)

Джерело: власні розрахунки

них алгоритмів, яка, на відміну від існуючих, використовує ризик-орієнтовані метрики. Економічна доцільність у вигляді високої рентабельності підтверджена за допомогою валідації на історичних даних.

Підтверджено, що застосування генетичних алгоритмів для оптимізації комбінацій технічних індикаторів у алгоритмічній торгівлі забезпечує суттєве покращення результатів. Використання генетичних алгоритмів дозволяє ефективно комбінувати технічні індикатори, мінімізуючи суб'єктивні упередження і забезпечуючи високу точність аналізу великих обсягів даних. Найкращі комбінації індикаторів, обрані генетичними алгоритмами, продемонстрували середній прибуток понад 50% на валідаційній вибірці, що підкреслює їх ефективність та надійність.

Виявлені оптимальні комбінації індикаторів демонструють високу рентабельність, що підтверджує доцільність використання генетичних алгоритмів для оптимізації торгових стратегій.

Методика, що була розроблена в ході дослідження, передбачає використання генетичних алгоритмів для пошуку найбільш ефективних комбінацій технічних індикаторів, зокрема шляхом формування популяцій можливих рішень, застосування кросинговеру та мутації для генерування нових комбінацій та відбору найкращих варіантів на основі фінансових метрик. Цей підхід дозволяє адаптувати торгові стратегії до динамічних ринкових умов та забезпечує швидшу конвергенцію завдяки ефективному використанню обчислювальних ресурсів.

Загалом, результатами виявлено значні переваги використання генетичних алгоритмів у алгоритмічній торгівлі, що дозволяє отримувати більш стабільні та прибуткові торгові стратегії. Використання генетичних алгоритмів забезпечує підвищення точності аналізу і надійності прийняття торгових рішень, що робить їх незамінним інструментом для сучасних трейдерів та інвесторів.

Список використаних джерел:

- Alotaibi, S. (2021) Ensemble Technique With Optimal Feature Selection for Saudi Stock Market Prediction: A Novel Hybrid Red Deer-Grey Algorithm. *IEEE Access*, no. 9, pp. 64929–64944. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3073507>
- Arasu, B., Kannaiah, D., J., N., & Shabbir, M. (2021) Selection of Variables in Data Envelopment Analysis for Evaluation of Stock Performance. *Management and Labour Studies*, no. 46, pp. 337–353. DOI: <https://doi.org/10.1177/0258042X211002511>
- Benhamou, E., & Guez, B. (2021) Computation of the marginal contribution of Sharpe ratio and other performance ratios. *SSRN Electronic Journal*. DOI: <https://doi.org/10.2139/SSRN.3824133>
- Bolton, J., & Boetticher, S. (2015) Momentum Trading on the Johannesburg Stock Exchange after the Global Financial Crisis. *Procedia. Economics and finance*, no. 24, pp. 83–92. DOI: [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00619-X](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00619-X)
- Cen, X. (2022) Prediction on the Price of Technology Stock and COVID-19 Based on Multiple Linear Regression. *BCP Business & Management*. DOI: <https://doi.org/10.54691/bcpbm.v23i.1472>
- Chang, V., Li, T., & Zeng, Z. (2019) Towards an improved Adaboost algorithmic method for computational financial analysis. *J. Parallel Distributed Comput.*, no. 134, pp. 219–232. DOI: <https://doi.org/10.1016/J.JPDC.2019.07.014>
- Chavarnakul, T., & Enke, D. (2008) Intelligent technical analysis based equivolume charting for stock trading using neural networks. *Expert Syst. Appl.*, no. 34, pp. 1004–1017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.10.028>
- Cohen, G., & Qadan, M. (2022) The Complexity of Cryptocurrencies Algorithmic Trading. *Mathematics*. DOI: <https://doi.org/10.3390/math10122037>
- Coronado, S., Martínez, J., & Romero-Meza, R. (2021) Time-varying multivariate causality among infectious disease pandemic and emerging financial markets: the case of the Latin American stock and exchange markets. *Applied Economics*, no. 54, pp. 3924–3932. DOI: <https://doi.org/10.1080/00036846.2021.2018127>
- Dongrey, S. (2022) Study of Market Indicators used for Technical Analysis. *International Journal of Engineering and Management Research*. DOI: <https://doi.org/10.31033/ijemr.12.2.11>
- Fong, W. (2016) Stochastic dominance and the omega ratio. *Finance Research Letters*, no. 17, pp. 7–9. DOI: <https://doi.org/10.1016/J.FRL.2015.10.026>
- Gujrati, S. (2016) Momentum oscillators - a tool to predict stock price behaviour. *Management Insight*, no. 12. DOI: <https://doi.org/10.21844/MIJA.V12I1.11394>
- Gurrib, I., Kamalov, F., & Elshareif, E. (2020) Can the leading us energy stock prices be predicted using the ichimoku cloud? *International Journal of Energy Economics and Policy*, no. 11, pp. 41–51. DOI: <https://doi.org/10.32479/ijeep.10260>
- Hafner, C. (2005) Durations, volume and the prediction of financial returns in transaction time. *Quantitative Finance*, no. 5, pp. 145–152. DOI: <https://doi.org/10.1080/14697680500040033>
- Han, Y., Liu, Y., Zhou, G., & Zhu, Y. (2021) Technical Analysis in the Stock Market: A Review. *Capital Markets: Market Efficiency eJournal*. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3850494>
- Janowicz, M., Orłowski, A., & Warzyński, F. (2014) Optimization of investment management in Warsaw stock market. *Przedsiębiorczosc i Zarzadzanie*, 15, 143 – 156. DOI: <https://doi.org/10.2478/eam-2014-0023>
- Jianying, L. (2004) Study on the Dynamic Relation of Volume and Price in China Stock Market. *Mathematics in Practice and Theory*.
- Khan, S., & Saleem, D. (2023) Nexus between Investor Sentiment and Equity Returns in Pakistan Stock Exchange. *Audit and Accounting Review*. DOI: <https://doi.org/10.32350/aar.22.02>
- Khatua, A. (2016) An Application of Moving Average Convergence and Divergence (MACD) Indicator on Selected Stocks Listed on National Stock Exchange (NSE) Emerging Markets: *Finance eJournal*. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.2872665>.
- Koer, B. (2016) Bollinger bands approach on boosting ABC algorithm and its variants. *Applied Soft Computing*, no. 49, pp. 292–312. DOI: <https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2016.08.023>
- Koutha, J., & Koutha, R. (2015) VOLATILITY AS A TRENDING TOOL: AN ASSESSMENT OF CNX NIFTY. *TIJ's Research Journal of Social Science & Management - RJSSM*, no. 5.
- Lauguico, S., Ii, R., Alejandrino, J., Macasaet, D., Tobias, R., Bandala, A., & Dadios, E. (2019) A Fuzzy Logic-Based Stock Market Trading Algorithm Using Bollinger Bands. 2019 IEEE 11th International Conference on Humanoid, Nanotechnology,

- Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM), pp. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/HNICEM48295.2019.9072734>
23. Leal, R., & Mendes, B. (2005) Maximum Drawdown. No. 7, pp. 83–91. DOI: <https://doi.org/10.3905/jai.2005.491503>
 24. Lee, J., & Hwang, S. (2016) Efficient Utilization Condition of MACD on Stock Market and Nontrend Status Detecting Indicator. *Indian journal of science and technology*, no. 9. DOI: <https://doi.org/10.17485/IJST/2016/V9I24/96033>
 25. Li-na, P. (2002) An Empirical Study of the Prediction Effectiveness in the Relative Strength Index and the Money Flow Index. *Collected Essays on Finance and Economics*.
 26. Lutey, M., & Rayome, D. (2022) Ichimoku Cloud Forecasting Returns in the U.S. *GLOBAL BUSINESS FINANCE REVIEW*. DOI: <https://doi.org/10.17549/gbfr.2022.27.5.17>
 27. Maitah, M., Procházka, P., Cermak, M., & Šrédli, K. (2016) Commodity Channel Index: Evaluation of Trading Rule of Agricultural Commodities. *International Journal of Economics and Financial*, issues 6, pp. 176–178.
 28. Martia, D., & Yasmine, N. (2021) Indikator Simple Moving Average dan Relative Strength Index untuk Menentukan sinyal Beli dan Jual Saham pada Sektor Infrastrukturu. No. 3, pp. 27–38. DOI: <https://doi.org/10.37194/JPMB.V3I1.67>
 29. Naved, M., & Srivastava, P. (2015) Profitability of Oscillators Used in Technical Analysis for Financial Market. *Capital Markets: Market Microstructure eJournal*. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.2699105>
 30. Phuong, L. (2021) Investor Sentiment by Money Flow Index and Stock Return. *International Journal of Financial Research*, no. 12. DOI: <https://doi.org/10.5430/IJFR.V12N4P33>
 31. Prabhakaran, K., & Nagarajan, S. (2012) A effectiveness of technical indicators – a study on cnx it indices. *Journal of management science*, no. 1, pp. 81–90. DOI: <https://doi.org/10.26524/jms.2012.10>
 32. Prasetyo, A., Saputro, T., Windasari, I., & Windarto, Y. (2017) Buy/sell signal detection in stock trading with bollinger bands and parabolic SAR: With web application for proofing trading strategy. 2017 4th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE), pp. 41–44. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICITACEE.2017.8257672>
 33. Radukić, S., & Radović, M. (2014) Long Term Trend Analysis in the Capital Market – The Case of Serbia. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, no. 3, pp. 5–18. DOI: <https://doi.org/10.2478/jcbtp-2014-0013>
 34. Ron, T., & Logeswaran, R. (2020) Interpreting a neural network for stock data using lime. No. 7, pp. 85–89. DOI: <https://doi.org/10.31838/jcr.07.03.14>
 35. Rosillo, R., Fuente, D., & Brugos, J. (2013) Technical analysis and the Spanish stock exchange: testing the RSI, MACD, momentum and stochastic rules using Spanish market companies. *Applied Economics*, no. 45, pp. 1541–1550. DOI: <https://doi.org/10.1080/00036846.2011.631894>
 36. Saud, A., & Shakya, S. (2022) Know Sure Thing based Machine Learning Strategy for Predicting Stock Trading Signals. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*. DOI: <https://doi.org/10.22266/ijies2022.0430.46>
 37. Seshu, V., Shanbhag, H., Rao, S., Venkatesh, D., Agarwal, P., & Arya, A. (2022) Performance Analysis of Bollinger Bands and Long Short-Term Memory(LSTM) models based Strategies on NIFTY50 Companies. 2022 12th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence), pp. 184–190. DOI: <https://doi.org/10.1109/confluence52989.2022.9734127>
 38. Shah, P. (2019) An Empirical Study on Options Trading Strategy Using ‘Commodity Channel Index’ For NSE’s Nifty Options in India. *Proceedings of 10th International Conference on Digital Strategies for Organizational Success*. DOI: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3323746>
 39. Shao, Z. (2018) Research on the Interaction of Inflation, Stock Price and Development Trend of Trading Volume. Pp. 713–718. DOI: <https://doi.org/10.2991/ICEMAESS-18.2018.143>
 40. Sharpe, W. F. (1966) Mutual fund performance. *The Journal of business*, no. 39(1), pp. 119–138.
 41. Singh, S., & Chakraborty, A. (2016) Stock Price Movement through Technical Analysis: Empirical Evidence from the Information Technology (IT) Sector. *IRA-International Journal of Management & Social Sciences*, no. 3. DOI: <https://doi.org/10.21013/JMSS.V3.N1.P13>
 42. Sortino, F. A., Price, L. N. (1994) Performance measurement in a downside risk framework. *Journal of Investing*, no. 3 (3), pp. 8–50. DOI: <https://doi.org/10.3905/joi.3.3.59>
 43. Tilehnoei, M., & Shivaraj, B. (2013) A comparative study of two technical analysis tools: moving average convergence and divergence v/s relative strength index: a case study of hdfc bank ltd listed in national stock exchange of India (NSE). *International Journal of Management and Business Research*, no. 3, pp. 191–197.
 44. Vu, J. (2017) Do momentum strategies generate profits in emerging stock markets. *Problems and perspectives in management*, no. 10.
 45. Windasari, I., Prasetyo, A., & Pangabean, R. (2018) Indonesia Stock Exchange Securities Buy/ Sell Signal Detection using Bollinger Bands and Williams Percent Range. 2018 International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI), pp. 633–636. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISRITI.2018.8864452>
 46. Windasari, I., Prasetyo, A., & Pangabean, R. (2018) Indonesia Stock Exchange Securities Buy/ Sell Signal Detection using Bollinger Bands and Williams Percent Range. 2018 International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI), pp. 633–636. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISRITI.2018.8864452>
 47. Wong, W., Manzur, M., & Chew, B. (2003) How rewarding is technical analysis? Evidence from Singapore stock market. *Applied Financial Economics*, no. 13, pp. 543–551. DOI: <https://doi.org/10.1080/0960310022000020906>