

Дербенцев В.Д.,

к.е.н., доцент,

Кравченко В.Г.,

к.е.н., доцент,

Лясович О.В.,

здобувач третього (наукового) рівня вищої освіти,

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В АЛГОРИТМІЧНОМУ ТРЕЙДІНГУ

Сучасний фінансовий ринок характеризується високою волатильністю та складністю процесів прийняття рішень. Технології штучного інтелекту (ШІ) зробили докорінну зміну в алгоритмічному трейдингу, забезпечивши автоматизацію торгових стратегій, покращення аналітики ринку та оптимізацію ризик-менеджменту. Наше дослідження розглядає ключові напрями застосування штучного інтелекту в біржовій торгівлі та демонструє практичні кейси провідних фінансових компаній світу.

Сучасні алгоритмічні торгові системи еволюціонували від простих правил автоматизації до складних систем ШІ, здатних навчатися та адаптуватися до мінливих ринкових умов [1-4]. Це створює нові можливості для підвищення прибутковості торгових операцій, зниження ризиків та оптимізації використання капіталу. Водночас виникають нові виклики, пов'язані з технічною складністю систем, регулятивними питаннями та потенційними системними ризиками.

Архітектура трансформерів знайшла широке застосування в аналізі великих обсягів текстової інформації, включаючи новини, звіти компаній та соціальні медіа, для проведення сентимент-аналізу та прогнозування впливу інформаційних подій на ціни активів. Ці моделі здатні обробляти контекстуальні зв'язки в тексті та виявляти тонкі нюанси, які можуть впливати на ринкові настрої.

Обробка природної мови стала проривною технологією для аналізу неструктурованих даних у торговому процесі. Сентимент аналіз дозволяє оцінювати настрої інвесторів через автоматичний аналіз новин, соціальних

мереж та фінансових звітів, створюючи додаткові сигнали для торгових рішень. Новинна аналітика забезпечує автоматичне виявлення значущих подій та кількісну оцінку їх потенційного впливу на ринкові ціни. Особливо цінною є обробка альтернативних даних, включаючи супутникові знімки, соціальні дані, погодні умови та інші нетрадиційні джерела інформації.

Прогнозування цін та ринкових трендів залишається центральним завданням алгоритмічного трейдингу. Системи ІІІ аналізують історичні дані, технічні індикатори, макроекономічні показники та альтернативні джерела інформації для передбачення майбутніх цінових рухів. Використання ансамблевих методів та архітектур глибокого навчання дозволяє досягати точності прогнозів до 65-70% на короткострокових горизонтах, що значно перевищує можливості традиційних методів технічного аналізу.

Управління ризиками трансформується завдяки динамічним алгоритмам ІІІ, які безперервно оцінюють та коригують торгові ризики. Розрахунок Value at Risk стає більш точним завдяки врахуванню нелінійних залежностей та екстремальних ринкових подій. Динамічне хеджування автоматично коригує захисні позиції на основі поточних ринкових умов та прогнозованих змін волатильності. Стрес-тестування портфелів використовує методи Монте-Карло та історичне моделювання для оцінки поведінки інвестицій в екстремальних ринкових умовах.

Оптимізація портфеля отримала новий розвиток завдяки застосуванню сучасних алгоритмів ІІІ [3, 5]. Розподіл активів здійснюється на основі багатofакторних моделей, які враховують не лише традиційні фінансові метрики, але й альтернативні дані та макроекономічні індикатори [7]. Автоматичне перебалансування портфеля враховує транзакційні витрати, податкові витрати та ринкову ліквідність. Багатокритеріальна оптимізація дозволяє одночасно максимізувати прибуток, мінімізувати ризик та враховувати додаткові обмеження інвестора.

Виявлення аномалій та шахрайства стає все більш важливим у міру зростання складності ринків. Системи ІІІ виявляють незвичайні торгові патерни, що можуть свідчити про маніпулювання ринком або інсайдерську торгівлю.

Алгоритми виявлення аномалій використовують методи Unsupervised Learning для ідентифікації операцій, які значно відхиляються від нормальних торгових патернів. Моніторинг системних збоїв забезпечує стабільність торгових операцій та попереджає каскадні ефекти в торгових системах.

Renaissance Technologies, заснована математиком Джеймсом Саймонсом, стала легендою алгоритмічного трейдингу завдяки унікальному підходу до застосування математичних моделей та ШІ [2]. Флагманський фонд компанії Medallion демонструє феноменальну середньорічну прибутковість понад 30% протягом трьох десятиліть, що є безпрецедентним результатом у світі хедж-фондів. Компанія використовує складні алгоритми машинного навчання для аналізу величезних масивів ринкових даних, виявляючи тонкі статистичні закономірності, недоступні для традиційного аналізу.

Two Sigma представляє новітнє покоління технологічних інвестиційних компаній, які застосовують передові технології big data та машинного навчання для систематичного інвестування. Платформа компанії щодня обробляє терабайти альтернативних даних, включаючи супутникові знімки для оцінки економічної активності, аналіз соціальних мереж для виявлення трендів споживчої поведінки, та транзакційні дані для розуміння ринкової динаміки.

Citadel Securities займає домінуючу позицію в сфері високочастотного трейдингу, використовуючи найсучасніші технології штучного інтелекту для забезпечення ліквідності на американських фондових ринках [2, 3]. Алгоритми компанії щодня обробляють мільйони ордерів, забезпечуючи мінімальні спреди та високошвидкісне виконання операцій. Citadel інвестує мільярди доларів у технологічну інфраструктуру, включаючи власні дата-центри, високошвидкісні мережі та спеціалізоване обладнання для мінімізації затримок.

Goldman Sachs, один з найбільших інвестиційних банків світу, активно впроваджує технології ШІ в різних напрямках своєї діяльності. Платформа Marcus Invest використовує складні алгоритми для персоналізованого управління портфелями клієнтів, аналізуючи індивідуальну ризикову толерантність, інвестиційні цілі та поточні ринкові умови для оптимального розподілу активів.

JPMorgan Chase створив революційний алгоритм LOXM, призначений для оптимального виконання великих інституційних ордерів [1]. Система використовує Reinforcement Learning для мінімізації ринкового впливу та транзакційних витрат, аналізуючи ліквідність ринку, історичні патерни виконання ордерів та оптимальний таймінг для торгових операцій.

Таким чином, технології ШІ кардинально трансформують алгоритмічний трейдинг, створюючи нову парадигму фінансових ринків. Автоматизація аналітичних процесів та прийняття торгових рішень досягла рівня, коли людський фактор все більше зміщується від оперативного управління до стратегічного планування та контролю систем. Покращення точності прогнозування через використання складних моделей глибокого навчання та ансамблевих методів дозволяє досягати рівня передбачуваності, недосяжного для традиційних методів аналізу.

Зниження ризиків стає можливим завдяки динамічному управлінню портфелями та автоматичному виявленню аномалій, що особливо важливо в умовах зростаючої ринкової волатильності та системних ризиків [1, 4]. Масштабованість сучасних систем дозволяє обробляти терабайти даних у режимі реального часу, створюючи можливості для глобального арбітражу та миттєвого реагування на ринкові зміни [7].

Майбутній розвиток галузі буде визначатися інтеграцією квантових обчислень, які можуть революціонізувати оптимізаційні задачі та криптографічний захист торгових систем. Розширення використання альтернативних даних, включаючи Інтернет речей, біометричні дані та економічні індикатори, створить нові можливості для прогнозування ринкових трендів. Розвиток пояснювального ШІ стане важливим для забезпечення прозорості торгових рішень та відповідності регулятивним вимогам.

Підсумовуючи, зауважимо, що успішне впровадження ШІ в алгоритмічному трейдингу потребує міждисциплінарного системного підходу, що поєднує глибокі знання в галузі фінансів, математики, програмування та регулювання ринків. Компанії, які зможуть ефективно інтегрувати ці

компетенції та створити стійкі конкурентні переваги через технологічні інновації, визначатимуть майбутнє фінансових ринків.

Список використаних джерел

1. Narang, R. K. (2013). *Inside the Black Box: A Simple Guide to Quantitative and High Frequency Trading*. Wiley Finance.
2. Patterson, S. (2012). *Dark Pools: The Rise of the Machine Traders and the Rigging of the U.S. Stock Market*. Crown Business.
3. López de Prado, M. (2018). *Advances in Financial Machine Learning*. Wiley Finance. <https://www.wiley.com/en-us/Advances+in+Financial+Machine+Learning-p-9781119482109>
4. Chan, E. (2017). *Machine Trading: Deploying Computer Algorithms to Conquer the Markets*. Wiley Trading. <https://www.wiley.com/en-us/Machine+Trading:+Deploying+Computer+Algorithms+to+Conquer+the+Markets-p-9781119219606>
5. Kissell, R. (2013). *The Science of Algorithmic Trading and Portfolio Management*. Academic Press.
6. Aldridge, I., & Krawciw, S. (2017). *Real-Time Risk: What Investors Should Know About Fintech, High-Frequency Trading*
7. Pole, A. (2007). *Statistical Arbitrage: Algorithmic Trading and Flash Crashes*. Wiley Finance. Insights and Techniques. Wiley Finance.

Домарацька Д. Я.,
здобувачка першого (бакалаврського) рівня вищої освіти,
Щербак Г. Р.,
здобувач третього (наукового) рівня вищої освіти,
Державний торговельно-економічний університет

МІЖНАРОДНІ ПРАВОВІ АСПЕКТИ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В МІЖНАРОДНОМУ БІЗНЕСІ

У сучасних світових умовах інструменти цифрової трансформації стали невід'ємною частиною для підтримання стабільного функціонування різних галузей, зокрема бізнесу. Це зумовлено глобалізацією, появою нових викликів і проблем у політичній, економічній, соціальній та інших сферах, тісно пов'язаних