

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Харківський національний університет радіоелектроніки
Факультет Комп'ютерних наук
Кафедра Програмної інженерії

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

другий (магістерський)
(рівень вищої освіти)

Дослідження методів машинного навчання для прогнозування торгівлі на біржах

Виконав:
студент 2 курсу групи ІПЗм-21-3
Гончар Я. О.

(прізвище, ініціали)

Спеціальність 121 – Інженерія програмного
забезпечення

Тип програми Освітньо-наукова

Керівник проф. Смеляков К. С.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. Кафедри

(підпис)

Дудар З. В.

2023 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет	<u>Комп'ютерних наук</u>
Кафедра	<u>Програмної інженерії</u>
Рівень вищої освіти	<u>другий (магістерський)</u>
Спеціальність	<u>121 – Інженерія програмного забезпечення</u> (код і повна назва)
Тип програми	<u>освітньо-наукова програма</u>
Освітня програма	<u>Інженерія програмного забезпечення</u>

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«__» _____ 202_ р.

ЗАВДАННЯ**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**студенту _____ Гончару Ярославу Олександровичу
(прізвище, ім'я, по-батькові)

1. Тема роботи «Дослідження методів машинного навчання для прогнозування торгівлі на біржах»
затверджена наказом університету від «29» березня 2023 р. № 302Ст
2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії «16» травня 2023 р.
3. Вихідні дані до роботи методи машинного навчання, PyTorch фреймворк, програмне забезпечення MetaTrader 4, історія котирувань торгових пар, пояснювальна записка.
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі мета роботи, аналіз предметної області, методи й етапи досліджень, методологія досліджень, планування проведення експериментів, розробки ПЗ та тестування, оцінка отриманих результатів.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз предметної області	20.02.2023	виконано
2	Визначення методів і етапів досліджень	06.03.2023	виконано
3	Планування методології досліджень	13.03.2023	виконано
4	Планування проведення експериментів	01.04.2023	виконано
5	Проведення експериментів	03.05.2023	виконано
6	Аналіз результатів дослідження	04.05.2023	виконано
7	Практичне застосування результатів дослідження	06.05.2023	виконано
8	Підготовка кваліфікаційної роботи	07.05.2023	виконано
9	Підготовка слайдів презентації та тексту доповіді	07.05.2023	виконано
10	Перевірка на плагіат, нормоконтроль, рецензування	09.05.2023	виконано
11	Попередній захист	13.05.2023	виконано
12	Занесення роботи в електронний архів	13.05.2023	виконано
13	Допуск до захисту у зав. кафедри	13.05.2023	виконано
14	Захист кваліфікаційної роботи	16.05.2023	виконано

Дата видачі завдання 23 січня 2023 р.

Студент _____
(підпис)

Гончар Я. О.

Керівник роботи _____
(підпис)

проф. Смеляков К. С.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Кваліфікаційна робота магістра містить: 79 сторінок, 36 рисунків, 14 джерел, 3 додатки.

АВТОМАТИЧНА ТОРГІВЛЯ, КАПІТАЛІЗАЦІЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ТОРГОВІ БІРЖІ, ТОРГОВІ БОТИ, PYTORCH, REINFORCEMENT LEARNING, SUPERVISED LEARNING, TENSORFLOW, UNSUPERVISED LEARNING.

Об'єкт дослідження – можливість ефективної автоматичної торгівлі на біржах з використанням штучного інтелекту у вигляді комбінації відібраних методів машинного навчання.

Мета роботи – визначення найефективніших серед обраних методів машинного навчання для якомога кращого прогнозування торгівлі на біржах.

Метод рішення – аналіз предметної області, визначення методів та етапів дослідження, встановлення методології досліджень, планування проведення експериментів, проведення експериментів, аналіз результатів, практичне застосування.

Результат роботи – відомості про кращі для автоматичної торгівлі формати даних для тренування ефективніших методів машинного навчання, серед яких відомі найкращі; найефективніша періодичність прийняття рішень, періодичність втрати актуальності натренованих моделей та даних тренування.

AUTOMATED TRADING, CAPITALIZATION, MACHINE LEARNING, PYTORCH, REINFORCEMENT LEARNING, SUPERVISED LEARNING, TENSORFLOW, TRADE EXCHANGES, TRADING BOTS, UNSUPERVISED LEARNING.

The object of research is the possibility of effective automatic trading on exchanges using artificial intelligence in the form of a combination of selected machine learning methods.

The purpose of research is to identify the most effective among the selected machine learning methods for the best possible forecasting of trading on exchanges.

The solution method is to analyze the subject area, define research methods and stages, establish a research methodology, plan experiments, conducting experiments, analyze the results, apply practically.

The result of the work is an information about the best data formats for automatic trading to train the most effective machine learning methods, including the best known ones; the most effective decision-making frequency, the frequency of loss of relevance of trained models and training data.

Умови публікації пояснювальної записки

Я, Гончар Ярослав Олександрович, студент групи ППЗм-21-3 здобувач вищої освіти на другому (магістерському) рівні кафедри Програмної інженерії, заявляю: моя кваліфікаційна робота на тему «Дослідження методів машинного навчання для прогнозування торгівлі на біржах», що буде представлена до ЕК для публічного захисту, виконана самостійно, в ній не містяться елементи плагіату і вона може бути опублікована в електронному архіві відкритого доступу EIArKhNURE. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайомлений з діючим положенням «Про протидію академічному плагіату в ХНУРЕ», згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

ЗМІСТ

Вступ.....	8
1 Аналіз предметної області.....	11
1.1 Суб'єкти, об'єкти та проблеми, які є предметом дослідження	11
1.2 Огляд літератури предметної області	15
1.3 Постановка задачі.....	17
1.4 Актуальність та мета дослідження	20
2 Методи й етапи досліджень	21
2.1 Методи дослідження.....	21
2.2 Етапи дослідження	23
3 Методологія досліджень.....	25
3.1 Методологія теоретичних досліджень	25
3.2 Аналіз математичного апарату, який буде використаний у дослідженні	26
4 Планування проведення експериментів.....	29
4.1 Методологія проведення експерименту	29
4.2 Специфікація програмного забезпечення.....	30
4.3 План-програми експериментів.....	31
4.4 Процес тестування	32
4.5 Природа експериментальних помилок і невизначеностей	33
4.6 Природа випадкових помилок і невизначеностей	34
4.7 Аналіз розмірностей даних при плануванні і виконанні експериментів	34
4.8 Аналіз результатів послідовності випробувань	35
4.9 Вимірювання результатів тестування	36
4.10 Аналіз отриманих результатів, їх практична застосовність	37
5 Проведення експериментів.....	38
5.1 Збір даних для досліджень	38
5.2 Дослідження алгоритмів прийняття рішень.....	38
5.2.1 Дослідження прогнозування ціни	39

5.2.2 Дослідження прогнозування найкращого торгового рішення	41
5.2.3 Дослідження стратегічного прогнозування.....	44
5.3 Дослідження тривалості актуальності даних тренування.....	47
5.4 Дослідження періоду прийняття рішень.....	50
5.5 Дослідження архітектур моделей	52
5.6 Дослідження торгівлі різними цінностями.....	54
5.7 Дослідження корисності даних.....	57
6 Аналіз результатів дослідження	59
6.1 Аналіз результатів дослідження	59
6.2 Аналіз подальшого розвитку дослідження.....	60
7 Практичне застосування результатів дослідження.....	61
7.1 Опис роботи реалізованого застосунку	61
7.2 Можливі покращення застосунку.....	61
7.3 Можливі покращення системи в цілому	62
Висновки	63
Перелік джерел посилання	65
Додаток А Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ	67
Додаток Б Перелік джерел посилання за науковими напрямками керівника та науковців кафедри програмної інженерії	68
Додаток В Слайди презентації.....	69
Додаток Г Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008:2015	79

ВСТУП

При капіталістичній організації економіки саме торгівля є рушієм, оскільки задає цінність кожному товару, дії і навіть ідеї. З нею ми стикаємося чи не щодня, а якщо розглядати наявні фінансові збереження як товар, то й взагалі можемо розцінюватися як цілодобові суб'єкти торгів. Багато хто може взагалі не розуміти, що є учасниками торгів навіть коли займаються буденними справами, і це природньо, бо наш мозок більше реагує на зміни і пристосовується до сталого [1], а начебто стала інвестиція, навіть національна валюта в гаманці, також є об'єктом торгівлі. І фінансовою ціллю будь-яких інвестицій є отримання максимального прибутку в найкоротший час з найменшими ризиками.

Торгівля на біржах по суті своїй і є інвестуванням у цінності, які на думку інвестора принесуть найбільший інвестиційний прибуток, або збитки будуть найменшими (в часи кризи). Для того, щоб вирізнитися серед інших обмінників, деякі пропонують різноманітні бонуси до наявних умов. Найпоширенішим є примноження вкладу у певну валюту, який одночасно примножує розмір комісії на користь біржі, але робить інвестування більш динамічним, оскільки при вдалих прогнозах можна досить швидко примножити капітал (або довести до 0). Саме передостаннє природньо спонукає вкладати, оскільки мінімальний коефіцієнт примноження є 0, а максимальний прямує до нескінченності, що і є пасткою для початківців. Навіть якщо дехто з "не пійманих" розуміє, що ризики більші, то активні працівники торгових платформ можуть висувати різноманітні доведення про успішність певних методів, навіть доходючи до прогнозування цін. Але ці методи здебільшого містять у собі грубі порушення певних законів математики або інших наук (наприклад доведення, що $4=5$ через множення/ділення на 0), а тому відсіюються спеціалістами.

Але торги на цьому не припиняються. Наприклад, біржа Binance [2] має 76 мільярдів доларів США у якості щоденного торгового обороту. Торгують як і звичайні люди, так і торгові боти. Але доведення на основі перевірок не

достеменно, оскільки не можна повністю виключати застосування певного штучного інтелекту, який враховуючи всі фактори ринку генерує правильні прогнози. Задачею цього дослідження є продемонструвати такий штучний інтелект та методи його отримання, який веде успішну торгівлю на біржах при його правильному інтегруванні у торгову платформу, або показати, що у певному вигляді штучний інтелект не може приймати адекватні рішення, а тому використання таких підходів не доцільне.

Актуальність теми напряму спирається в ефективність методів машинного навчання, які буде отримано в результаті, але навіть при відсутності доцільної ефективності з'явиться наукове підґрунтя при вирішенні питання, чи варто приймати участь у активній торгівлі.

Ця робота пов'язана з наступними дисциплінами, на яких проводяться наукові дослідження: «Інтелектуальний аналіз даних», «Машинне навчання», «Основи наукових досліджень, організація науки та авторське право», «Інноваційне підприємництво в індустрії програмного забезпечення», «Методи програмної інженерії у Big Data», «Європейські практики застосування технологій штучного інтелекту» та інші.

Об'єкт дослідження – можливість ефективної автоматичної торгівлі на біржах використовуючи штучний інтелект.

Предмет дослідження – фіатні валюти та нефіатні криптовалюти, ресурси, акції компаній, моделі штучного інтелекту та способи їх навчання, користь даних різних форматів та джерел для машинного навчання та застосування.

Методи дослідження – тренування нейронних мереж методом градієнтного спуску з умовою попередньої зупинки для уникнення перенавчання (заучування); тренування нейронних мереж за принципами Supervised Learning [3], Unsupervised Learning [4] і Reinforcement Learning [5]; оцінка нейронних мереж за виведеними цільовими функціями та метриками, як було виконано у власній публікації [6].

Елементи наукової новизни:

– створення алгоритмів прийняття торгових рішень, а саме прогнозування обсягу та напрямку торгів з урахуванням потенційних прибутків та збитків (ризиків);

– створення алгоритму стратегічного тренування, який ту ж модель нейронної мережі тренує попри досить малому обсягу даних з набагато кращою ефективністю, коли класичні методи одразу утворюють перенавчання моделі та надмірну пристосовність до тренувальних даних із гіршим результатом при тестуванні; значно покращує ефективність тренування моделей, ефективність яких (значення цільової функції) може прямувати до нескінченності або принаймні до дуже великих значень (у даній роботі – обсяг прибутку при торгівлі за певними інвестиціями);

– узагальнена цільова функція та супутні розрахунки здійснення торгівлі на певному проміжку часу з певними інвестиціями та прибутками (збитками) з них і згладжена цільова функція такого ж характеру, але більше сумісна для методу градієнтного спуску, що використовується при тренуванні нейронних мереж.

Практичне значення одержаних результатів – знання про надійність торгових пар та методів штучного інтелекту або ж засоби отримання обох сфокусують вибір найефективніших, що може підвищити ефективність ведення торгів, а тому в кінцевому рахунку – кращі стабілізація ринку і розподіл інвестицій. Практично застосовано для створення додатку MetaTrader 4, який виконує торгові угоди на основі прогнозування сервісу з використанням Flask, який натомість використовує модель нейронної мережі PyTorch, що й було об'єктом дослідження.

Було опубліковану роботу [6] з індексацією у Scopus з науковим керівником, у якій використовується той же узагальнений процес формування нейронних мереж досить високої ефективності шляхом проходження етапів валідаційного тренування для уникнення перенавчання та виконання тестування моделі для встановлення лабораторної ефективності методу.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Суб'єкти, об'єкти та проблеми, які є предметом дослідження

Предметна область представлена торговими біржами та торговцями. Торговці вносять певний капітал на біржі, на яких бажають торгувати, і починають торги.

Біржі є життєздатними об'єктами, адже вони стягують певну комісію з виконаних торгових угод. Як правило це маржа (формування ціни купівлі й продажу, заробіток на різниці цих цін) або ж звичайна комісія з торгових угод (певний відсоток з обміненого капіталу – торгового обсягу).

Учасників бірж можна розділити на декілька категорій активності:

– активні, що постійно стежать за цінами і відповідно до умов руху цін (частота зміни, вкладені обсяги фінансів у товаро-валютну пару, стакан цін, інші) приймають рішення одразу щось купити або продати; торгові угоди виконуються негайно – одразу за наказом (дією);

– планувальні, що можуть просто встановлювати виконання торгових угод за певними цінами, а потім просто очікувати їх автоматичне виконання у випадку досягнення ринкової ціни встановленого рівня; торгові угоди виконуються або скасовуються у разі досягнення ціни заздалегідь виставлених значень;

– сигнальні, що орієнтуються більше на події як на ринку, так і в усьому світі; торгові угоди можуть бути виставлені як з прив'язкою до певних цін, так і з прив'язкою до часу, але можуть бути виконані негайно у випадку раптових подій;

– обмінювальні, які поверх біржової різниці курсів (яка навіть може бути виражена лише комісійними зборами, коли ціна купівлі і продажу наче співпадають) встановлюють відкладені торгові угоди з урахуванням ще більшої курсової різниці; торгові угоди відповідно відкладені, але досить впливові учасники такого типу можуть навіть проводити політику усунення конкуренції у випадку, коли їх торгові угоди намагаються перепригнути, пропонуючи на ринку

вигіднішу ціну – відповідно до такої політики конкуруючі торгові угоди можуть бути усунені негайно.

Сам процес торгівлі пов'язаний з ризиками, які притаманні учасникам кожної категорії, хоч і відрізняються шансами і наслідками, які при цьому ще й змінюються у часі. Оскільки така система з бірж і торговців по суті є замкненою в плані сукупного капіталу, то при обміні хтось може стати у виграшному становищі (але не обов'язково), в іншого учасника воно погіршується (принаймні у одного), але біржі не залишаються в програшу, адже за обслуговування поставлені автоматичні системи, які потребують незначну частку виручених коштів на свою підтримку. Єдиною вразливістю є несанкціонований доступ до фінансових рахунків біржі, але під цю вразливість підпадають усі суб'єкти предметної області та чи не всі існуючі підприємства певною мірою.

Оскільки на біржах досить велика кількість торговців, а від дії кожного змінюється становище ринку (впливовість торговців залежить від торгових обсягів), тому торговці наразі представлені як людьми, так і різноманітними системами автоматичної торгівлі. Вхідними даними для прийняття рішень можна вважати самі ціни та обсяги продаж, обсяги коштів виставлених на торги в кожен момент часу, новини про зовнішню активність та деколи сама ця зовнішня активність, яка впливає на ринок напряду (заборона криптовалюти в Китаї). В подальшій обробці даних для прийняття рішень теж можуть виступати як звичайні люди, так і програмні системи. Наразі програмні системи в торгівлі представлені торговими сигналами та торговими ботами.

Торгові сигнали є лише проміжною ланкою в системі прийняття рішень, адже вони лише інформують та можливо рекомендують що варто виконати (купівлю або продаж, можливо з відображенням «упевненості» у прогнозуванні, та інші дані). Їх ефективність сумнівна, але деколи ґрунтується на певних економічних теоремах, а тому такі сигнали є стабільнішим показником за звичайну випадковість для прийняття рішень щодо торгів.

Торгові боти в свою чергу майже повністю займають робоче місце людини, адже вони можуть отримувати великі обсяги даних і обробляти їх за короткий

проміжок часу. Проте зараз ми спостерігаємо дещо іншу ситуацію – на ринку все ще присутній персонал. Це пояснюється тим, що створені програмні системи в основному можуть мати ефективність лише при певних ринкових умовах і провалюються в інших випадках. Також присутній ефект старіння викладених на ринок торгових ботів, адже якщо їх було спрограмовано та перевірено ефективність на нових даних, то в основному таке ПЗ при виставленні на продаж набирає настільки значну кількість користувачів, що останні починають досить сильно впливати на ринок. Оскільки вони практично тепер представляються одним торговцем – цим ботом, який приймає рішення в сумі всіх інвестицій з великим обсягом торгів, який у свою чергу має великий вплив на стан ринку (наявну ціну). Це супроводжується зміною поведінки останнього і в остаточному результаті призводить до значної втрати ефективності цього ПЗ, що було виставлено на продаж, адже воно починає «саме з собою» конкурувати на ринку, а двобічна перемога на ринку, де покупець і продавець мають вигоду одночасно, як було зазначено вище, не передбачається за правильної роботи біржі.

Оскільки у торгових ботів існують вищезазначені недоліки, користується популярністю професія торговця (трейдера), який приймає більш стабільні рішення, хоча досить логічно вважати присутність в такому варіанті людського фактору, який так чи інакше може знижувати ефективність заробітку на вкладеному капіталі, адже зникає можливість обробки великих обсягів даних та швидкої реакції.

Тенденція цін на ринку залежить не тільки від рішень трейдерів і торгових ботів, а й опосередковано від зовнішніх факторів. Остаточні рішення і ціни все ще залежать напряму від торговців, але зовнішні фактори можуть змусити змінити їх поведінку.

Частка впливу факторів залежить від типу товару (активу). Так активи можна розділити на ресурси (газ, метали, електроенергія, ...), акції (частки компаній, на які ще можуть нараховуватися дивіденди) і валюти (в такому випадку виконується обмін фінансів однієї валюти на іншу). Ціни ресурсів напряму залежать від їх

видобутку та реалізації. Ціни акцій компаній залежать від успішності цієї компанії та її політики (зокрема щодо інвесторів та виділенні дивідендів).

Валюти розділяються на ті, що підтримуються національними банками (долар, євро, гривня) і можуть бути підкріплені ресурсами або продукцією (наприклад цінними металами, зокрема золотом) і на криптовалюти (біткоїн, ефір). Криптовалюти в свою чергу підкріплюються лише інвесторами.

У загальному випадку цінність сильно залежить від швидкості випуску (емісії) та швидкості підкріплення (отримання ресурсів або нових інвестицій). І хоча швидкості випуску у цих двох категорій валют можуть бути більш-менш стабільними, проте оскільки швидкість отримання ресурсів досить стабільна, а інвестицій – ні, то можна спостерігати велику волатильність (швидкість зміни ціни) криптовалют у порівнянні зі стандартними.

Вплив на ціни можна спостерігати на коротких і довгих проміжках часу. В короткостроковій перспективі на зміну цін в основному впливають наявні торговці, які в сукупності приймають багато рішень за короткий проміжок часу. Оскільки таких учасників досить багато, то їх вплив на ринок в основному незначний і досить часто вони нівелюють ефекти один-одного. У довготривалій перспективі ціни сильніше піддаються зовнішнім факторам і тому їх розмах стає більшим. Зовнішні фактори, які напряду впливають на ринок ще рідші, але їх вплив суттєвий.

Також варто зауважити, що біржі утримують певну комісію з обсягів торгів. Таким чином короткотривала торгівля в порівнянні з довготривалою може програвати у ефективності, адже відношення величини такої комісії до отриманого прибутку стає досить великим, адже за короткий проміжок часу, як правило, ціна змінюється не так сильно, а величина комісії може представляти прямо (маржа) чи опосередковано (% з торгового обсягу) різницю між цінами купівлі й продажу. З іншого боку довготривала торгівля програє короткотривалій у обсягу торгів, адже він стає меншим, тому активність і ефективність торгів зменшується. Отже при дослідженні варто віднайти «золоту середину» в обсягу часу між виконанням торгів.

1.2 Огляд літератури предметної області

При огляді творів, пов'язаними із цією предметною областю варто одразу проявляти значний скептицизм та ретельно перевіряти інформацію, що надається. Така особлива уважність має проявлятися із наступних причин:

- звичайна некомпетентність, що середньостатистично проявляється у всіх наукових сферах, а не тільки у сфері торгівлі;
- подання здебільшого позитивної або негативної інформації, що може бути повністю правдивим, проте справляє неправильне емоційне враження щодо об'єкта, який розглядається;
- навмисне спалювання інформації або взагалі надання хибної, зокрема у шахрайських цілях.

Негативні фактори у цій предметній області пов'язані з характером ведення діяльності у ній. Основне відношення між учасниками – конкуренція, яка зумовлена необхідністю перехитрити інших і зробити так, щоб їх активи опинилися у власній кишені, тому кожен винаходить власні стратегії, в основному публічно не розголошуючи, а деколи навіть вводячи інших в оману.

Підкріплю попередньо написане наявними публікаціями, які описують теорію, що протирічить з реальністю. Так у роботі [7] сказано: «Основною метою бірж є не прагнення одержати прибуток». Це протирічить реальним умовам, де кожна біржа намагається отримати якомога більший прибуток, шляхом надання якомога кращого сервісу, і введення більшого покращення там, де потенційні прибутки більші. Інакше біржі можуть стикатися із кризовими ситуаціями, коли не вистачає фінансування на підтримку інфраструктури. Негативним ефектом неприбуткового існування є й спам торгових угод, які можуть дестабілізувати роботу систем або містити значну небезпеку для клієнтів. Навіть на ньюйоркській фондовій біржі, яка тимчасово стала неприбутковою (з 1971 року), вирішили знову стати прибутковими (з 2006 року). І основною причиною стало саме те, що набагато збільшилася частка автоматичних торгів, а з появою пандемічних карантинних

обмежень навіть дозволялися лише автоматичні. Детальніше проблему неприбутковості розглянуто в іншій статті [8]. Це протиріччя у роботі [7] можна пояснити звичайною недостатньою компетенцією, яка супроводжується у кожній науковій сфері, оскільки було розглянуто систему занадто локалізовано, ігноруючи супутні фактори.

У іншій роботі [9] розглянуто ефективність нейронних мереж та методу прогнозування випадкового лісу. Але дивлячись на графіки можна запідозрити, що намальовано там занадто оптимістично – інакше всі б ринулися у торгівлю з такими нейронними мережами торгувати і отримувати надприбутки. Детально проаналізувавши можна сформулювати експертний висновок, що наведені графіки дійсно правдоподібні, але було відображено виключно позитивні сторони нейронних мереж у тимчасових проявах – лише на тренувальних даних. Якщо спробувати перевикористати сформовані моделі у реальних умовах, то можна досить швидко отримати великі збитки, оскільки по графіках видно, що моделі занадто сильно адаптувалися до тренувальних даних і тому містять забагато хибних правил, які суперечать загальному розподілу даних.

Такого виду роботи можуть бути створені з ціллю створення позитивного враження від виконаної роботи, яка може здаватись гігантською при такому прекрасному результаті. Але наразі такого виду публікації масово виконуються з метою набору популярності або навіть у шахрайських схемах з метою залучення клієнтів, які формують хибне представлення, як почнуть отримувати надприбутки. І насправді при аналізі літератури такого виду публікацій досить велика частка – роботи [10], [11] та інші.

Попри це, деколи трапляються ґрунтовні дослідження, де експерименти та результати було виконано правильним чином – з формуванням валідаційних та тестових наборів даних. В основному це прогнозування майбутніх цін і відображення їх на графіку. Так у роботі [12] було розглянуто LSTM-подібні нейронні мережі і виконано прогнозування регресійного формату – значення цін. Результати вже не такі оптимістичні, але тепер вони справляють реалістичне враження щодо ефективності простих нейронних мереж.

Оскільки основну масу публікацій займають подібні роботам [9] та [12], то віднайти іншого формату цікаві дослідження не вдалося. Все у цій більшості зводиться лише до прогнозування майбутніх цін шляхом регресії або класифікації. Також цікавою для розгляду може бути робота [13] із регресійних моделей для криптовалют.

1.3 Постановка задачі

Узагальнивши і структуризувавши можливі аспекти дослідження, які можуть вплинути на результат, список (таблиця) приймає досить великі розміри, оскільки аспектами можна назвати:

- алгоритм прогнозування;
- найефективніший період прийняття рішень;
- тривалість актуальності натренованих моделей;
- тривалість актуальності даних тренування;
- види цінностей, які обмінюються;
- перелік даних, які можуть бути корисними;
- архітектура моделей;
- тривалість елементарного часового ряду, який цілком подається моделі за раз як вхідні дані.

Кожен аспект при цьому представлений багатьма товарами, або може приймати взагалі числові показники, набагато збільшуючи кількість можливих конструктивів алгоритму торгівлі на біржі. Оскільки метод повного перебору не доцільний для комбінації числових значень, то пропонується проаналізувати кожен аспект окремо, висунути по декілька кандидатів і розглянути їх.

При аналізі літератури було знайдено забагато робіт із прогнозуванням наступної ціни (або декількох цін) при наданні наявних даних певного періоду. Це може не зовсім добре відобразитись на якості прогнозування, а тому пропонується

розглянути також інші підходи, що представлятимуть наукову новизну. Остаточний список алгоритмів наступний:

– прогнозування наступної ціни на попередніх цінах та обсягах торів – класична задача регресії, продемонстрована у інших публікаціях, а тут наводиться для порівняння з іншими методами і можливо отриманням власних результатів;

– прогнозування наступного рішення – числа – негативне значення якого означає обсяг товару у стані продажу, а позитивне – у стані покупки; при рівному значенні на суміжних часових проміжках додаткові торги не відбуваються, адже необхідна і достатня кількість товару уже продається, або купляється;

Періодичність прийняття рішень може бути встановленою стандартною, яка пропонується торговими біржами: хвилина, 5 хвилин, 15 хвилин, 30 хвилин, 1 година, 4 години, день, тиждень, місяць. Також можна перетворити дані на іншу періодичність, але це може негативно вплинути на ефективність прийняття рішень на основі неприродних (згенерованих) даних.

Вибір періодичності ґрунтується на двох ефектах, що можуть впливати на результати роботи: обсяг даних для тренування та діапазон відхилення ціни. Обсяг даних обернено пропорційно залежить від вибраної періодичності, адже кожен період представляється єдиним набором даних, і оскільки обраний період збору даних має фіксовану тривалість, то кількість наборів даних буде меншою при більшому періоді прийняття рішення.

Тривалість актуальності натренованих моделей відображає час від часу кінця періоду даних тренування до часу, коли модель генерує цільові значення, які за торговим алгоритмом середньостатистично не ефективні відносно часу у порівнянні з іншими методами інвестування капіталу. Ця тривалість відображає накопичену зміну поведінки ринку з часом, яка робить нагальною зміну поведінки моделі.

Тривалість актуальності даних тренування у класичному розумінні машинного навчання просто означає частку основного датасету, який береться для всього дослідження. Проте оскільки торгові дані мають мінливий вплив на майбутні дані, то з часом вони втрачають актуальність, оскільки описують застарілі

тренди, які можуть більше не домінувати. Це вимагає розгляд відхилення застарілих даних для фокусування методів машинного навчання на сучасних трендах.

Основними видами цінностей є валюти, криптовалюти, ресурси і акції. За кожним видом на біржах представлені багато товарів, тому варто лише спробувати проаналізувати ефективність на популярних (поширених).

Перелік даних, які можуть мати користь теж важливий, адже моделі за такого типу даних і так піддаються значним випробуванням через складність предметної області. Будь-які зайві дані можуть розфокусувати моделі і зробити зайві прив'язки. Наприклад, якщо для кожного елементарного набору даних також навести часові мітки, то модель може навчитися розставляти правильні значення в часі тренувальних даних, тому спрогнозовані значення потенційно будуть значно відхилені на тестових.

Архітектура моделей може бути представлена різноманітним чином, зокрема наступними аспектами:

- види шарів нейронної мережі – планується використати лінійний, GRU, RNN та LSTM;
- кількість шарів у мережі;
- комбінування різних шарів у одній мережі;
- використання супутніх розрахунків, які не представлені у мережі, але беруть участь у формуванні цільового значення із застосування відомих даних, і тому впливають на градієнт загальної цільової функції при застосуванні методу градієнтного спуску.

Тривалість елементарного часового ряду впливає на загальний розмір моделі і складність обчислень. Розмір моделі вирішує кількість можливих правил поведінки, де надмірна кількість може бути утворена при тренуванні, і при цьому значна частка може негативно впливати на ефективність. Чим більший розмір моделі, тим більше правил представляє, і тим більша частка хибних, бо правильних кількість обмежена. Натомість замала модель може не мати можливості вмістити усі корисні правила, що теж негативно впливає на модель.

1.4 Актуальність та мета дослідження

Велика конкуренція серед учасників предметної області відображає актуальність цього дослідження. Предметна область напряду пов'язана з фінансами і в основному не містить проблему реалізації продукції для отримання фінансів. Тому програмне забезпечення (ПЗ), яке можна розробити на основі результатів цього дослідження напряду впливатиме на фінанси користувачів, і якщо ПЗ матиме позитивну ефективність, то воно матиме велику цінність для користувачів, а тому ціна (актуальність) такого ПЗ теж буде значною.

Мета (причина появи ініціативи) проведення дослідження – створення програмної системи, яка дозволить ефективно виконувати торгівлю на біржах шляхом усунення хаотичного представлення цін на ринку та знаходження логічних закономірностей. Для досягнення цієї мети можна сформувавши мету самого дослідження – визначення методів машинного навчання, видів активів і форматів їх історичних даних, які можливо застосовувати та використовувати для найефективнішого прогнозування у проведенні торгівлі на біржах.

Було поставлено роботу саме зі штучним інтелектом, адже саме він дозволить найкраще сформувавши необхідні шаблони поведінки, а не вигадувати їх власноруч, що займе багато часу та дасть сумнівний результат.

2 МЕТОДИ Й ЕТАПИ ДОСЛІДЖЕНЬ

2.1 Методи дослідження

Supervised Learning – навчання на основі наявних цільових значень. Моделі подаватимуться на тренування різноманітні дані встановленого формату, а її вихідні дані будуть тренуватися в якості двох можливих корисних даних для прогнозування торгівлі:

- часова послідовність значень ціни після часу вхідних даних (прогнозування майбутніх цін);
- послідовність дій (купівлі, продажу та інші), які необхідно виконати після часу вхідних даних.

У першому випадку завдання може здатися простим, адже варто провести лише регресійний аналіз, проте прогнозування ціни має імовірнісну характеристику, тому варто визначити також алгоритм прийняття торгових рішень, що є досить не однозначним завданням, оскільки варто враховувати ризики отримання збитків. Тож, натренувавши модель прогнозувати ціни, доведеться визначити найефективніший алгоритм, щоб отримати найкращий показник критерію ефективності.

У другому випадку доведеться попередньо визначити цільові значення (які мають наступний зміст – найприбутковіші дії з купівлі й продажу з урахуванням торгових умов та обмеження у капіталі) в залежності від торгових умов на торгових біржах:

- маржа – різниця між цінами купівлі й продажу;
- комісія – частка з торгового обсягу або фіксована величина відносно величини торгових угод;
- мінімальна величина торгової угоди;
- величина мінімального ненульового відхилення ціни.

Цільові значення (в даному випадку це величини торгових угод купівлі або продажу) теж визначаються неоднозначно, адже варто врахувати роботу з

ризиками. Можна обрати поріг міцності самотужки. Наприклад, при значенні в 5 ми зменшуємо величини торгових угод у 5 раз, але в той же час ми зможемо витримати в 5 раз гіршу ситуацію на ринку. Це значення не має великого наукового підґрунтя, тому можливо варто буде сформувавши додаткову модель, яка враховує такі ризики, або залишити параметр на вибір користувача.

Unsupervised Learning – тренування моделей без надання цільових значень. В даному випадку моделі не надаватимуться цільові значення (майбутні історичні ціни або найкращі дії купівлі-продажу) навіть на тренувальній частині датасету, але вводиться така функція втрат, яка так чи інакше буде похідною від критерію фінансової ефективності для отримання найпотрібнішого результату, при цьому мінімізуючи помилки, які натомість можуть виникати при генерації проміжних сутностей (алгоритмів прийняття торгових рішень за спрогнозованими цінами або самі спрогнозовані дії), наведених при Supervised Learning.

В результаті модель на тренуванні отримує вхідні дані без цільових значень і згідно власної поведінки, яка зумовлена вагами моделі, формуються вихідні значення, які являють собою торгові рішення і оцінюються за введеною функцією втрат, відповідно до зміни значень якої приймається рішення про зміну поведінки моделі. Таким чином виконується тренування моделі, яка потім може бути застосована таким же чином – подання нових вхідних даних і отримання спрогнозованих найефективніших торгових рішень.

Reinforcement Learning – стратегічне тренування із наданням можливості виконувати послідовність дій, можливо через певні проміжки часу (наприклад, похвилинно) і оцінка результату роботи моделі як результат симуляції при виконанні всіх дій, які спрогнозувала на виконання модель. Цей підхід досить ресурсовитратний, обчислювально складний та може потребувати немалий обсяг пам'яті як відеокарти, так і оперативної, але може певною мірою покращити значення ефективності, оскільки у моделі таким чином збільшується «кругозір» і та осмислює одразу великий набір даних, при цьому на вході за раз може приймати малу кількість інформації, та й сама модель може бути малою.

За відсутності технічних обмежень також може виявитися корисним застосування ансамблів натренованих моделей.

2.2 Етапи дослідження

Насамперед для проведення дослідження варто зібрати торгові історичні дані, які в залежності від вибраного (затвердженого) масштабу дослідження можуть містити наступні набори даних:

- ціна відкриття на часовому проміжку, ціна закриття, максимальна та мінімальна ціни;
- обсяг торгів на часовому проміжку.

В даному випадку часові проміжки в основному фіксують у 1 хвилину, 5 хвилин, 15 хвилин, одну годину, один день, хоча можуть бути й інші інтервали. Ці проміжки також відображають частоту оновлення даних (частоту внесення в історію). При цьому варто зауважити, що історію станів ринку в первинному пошуку даних знайдено не було, тому може стати необхідним більш детальніший пошук або ж збір таких даних у онлайн форматі (що займе немало часу для накопичення суттєвого обсягу).

На частині бірж активи можуть представлятися з меншою точністю цін (менша кількість цифр після крапки), тому варто обрати найточніший варіант. Самі активи планується обрати з наступних наборів даних:

- ресурси;
- акції;
- стандартні валюти;
- криптовалюти.

При цьому висувається гіпотеза, що ефективність торгівлі на акціях та ресурсах може різко відрізнятись від валютної ефективності, оскільки присутній великий вплив політики держав та компаній. Також не бажано поєднувати у одній

моделі поведінку фіатних (національних) валют і криптовалют, адже їх природа кардинально відрізняється.

Далі виконується розгляд методів машинного навчання, які можна застосувати. Цей етап передбачає як побудову наявних моделей, так і створення нових.

Підготовка даних під вхідний та вихідний формати сформованих моделей, створення критеріїв ефективності та функцій витрат. Наявні моделі можуть мати специфічні вхідні формати, тому наявні дані може стати необхідним перетворити для можливості ефективного застосування моделей. Такі перетворення не повинні мати негативний характер, який виводить лабораторний показник ефективності суттєво іншим від реального.

Тренування і валідація моделей. Тренування передбачає наближення моделей до умов предметної області, а валідація дозволить відловити момент, коли модель «зазубрює» ці умови й формує на них чіткі рішення, проте стає більш незграбною при інших умовах.

Отримання показників ефективності на тестових даних (найновіших). На цьому етапі формуються висновки про лабораторні показники ефективності моделей на різних даних.

У разі отримання ефективних моделей розглянути способи їх вдосконалення (зміна формату, набору або джерел даних).

Проаналізувати можливості різноманітних торгових платформ та вибрати найкращі (найефективніші) з них.

Далі виконати інтеграцію у вигляді торгових ботів у вибрані торгові платформи для отримання показників уже не тільки лабораторної, а реальної ефективності такого рішення (отриманої програмної системи). Тут варто обмежитися демо-рахунками бірж для уникнення непередбачуваних збитків.

Сформувані висновки про показники реальної ефективності найкращих моделей.

3 МЕТОДОЛОГІЯ ДОСЛІДЖЕНЬ

3.1 Методологія теоретичних досліджень

Для виконання досліджень потрібно сформувані такі математичні моделі, які можна підігнати під вхідні історичні торгові дані, а вихідні дані яких представлятимуть ціни або торгові рішення.

Вхідні дані фізично являють собою масиви, кожен елемент якого представлений станом ринку на певному часовому проміжку (наприклад, кожні 5 хвилин після 10:00 24.04.2018), який містить ціни відкриття й закриття (на початку проміжку й наприкінці), мінімальну й максимальну та обсяг торгів.

Результат (вихідні дані) моделі в залежності від експерименту може складатися з одного елементу або масиву цін, які мають йти одразу після часу кінця поданого діапазону, або ж однієї або масиву дій, які необхідно виконати одразу після часу кінця діапазону.

Дії по суті є торговими рішеннями з купівлі й продажу, які можна сформулювати чисельно так: негативні числа означають продаж (формування торгового рішення на продаж) активу обсягом абсолютної величини цього числа, а позитивні числа представляються навпаки – купівля активу обсягом значення цього числа. Вхідні ціни й обсяги, вихідні ціни й дії відносяться до нескінченного діапазону чисел, а тому завдання зводиться до регресійного аналізу.

Оскільки обсяг даних великий, то звичайного Excel буде недостатньо, і варто використати програмні регресійні моделі або ж створити власні. Можна використати наприклад лінійні шари нейронних мереж, RNN, GRU або LSTM, хоча останній працює найшвидше та генерує більш точну модель, а тому може бути достатнім його використання. Хоч він і розхвалений попередниками, можливо у іншій конфігурації аналог кращий.

3.2 Аналіз математичного апарату, який буде використаний у дослідженні

Математичні апарати, які використовуватимуться в дослідженні, являють собою алгоритми над регресійними моделями, в які подаються на вхід масиви даних на часових проміжках, а на виході отримуємо ціни або дії (в кожному математичному апараті отримуємо щось одне з цього). Далі ціни подаються на алгоритм прийняття рішень, який повертає торгові дії. Дії (результат моделі або алгоритму прийняття торгових рішень) симулюємо на історичних даних і отримуємо значення капіталу в різні значення часу. Відповідно до значень капіталу виконуємо розрахунок ефективності (отримуємо значення функції витрат, яка сформована відповідно до інтерфейсу моделі і має сенс критерію ефективності). Далі в нейронних мережах виконується обрахунок і застосування градієнту на поведінку мережі (її ваги) і таким чином виконується тренування.

Для отримання корисних значень з цих математичних апаратів (для їх використання в реальних умовах з метою отримання певної користі) достатньо подати нові актуальні дані і отримати значення прогнозу (торгові рішення), які рекомендується застосувати.

В якості ефективності моделей дослідження можна використати критерій фінансової ефективності, який можна встановити за формулою:

$$\varphi = \frac{\max(0, b)}{a} - 1,$$

де a – початковий капітал до початку проведення торгів;

b – кінцевий капітал після проведення торгів.

Значення цього критерію можуть бути негативними (але не меншим за -1, адже біржі не допускають негативний капітал), в такому випадку торги призводять до збитків (втрати частини або всього вкладеного капіталу). Окремим випадком може слугувати значення критерію -1, який означає, що втрачено весь капітал. Є

строге припущення, що це значення буде досить часто виникати при проведенні експериментів. В загальному випадку модель, що отримає такий показник має високу ймовірність отримати такий же при значній зміні своєї поведінки. В залежності від реалізації моделей в такому випадку градієнт для зміни ваг може містити пусті або нульові значення, що не змінить значення ваг після епохи тренування, а тому модель виявиться загнаною в глухий кут.

Щоб уникнути такої поведінки пропонується ввести критерій ефективності з урахуванням величини капіталу протягом усього періоду. Формально точно цей критерій можна представити формулою:

$$\varphi_{acc} = \frac{\int_s^f \max(0, b(t)) dt}{a \cdot (f - s)} - 1,$$

де $b(t)$ – функція величини капіталу з часом;

s – час початку торгів;

f – час закінчення торгів;

a – початковий капітал.

Оскільки таке формулювання складно застосувати у нашому випадку (функція величини капіталу з часом представлена явними значеннями, а тому інтегрування не таке доцільне), то формулу можна спростити для явних обчислень:

$$\varphi_{acc} = \frac{\sum_{t=1}^N \max(0, b_t)}{a \cdot N} - 1,$$

де N – кількість часових проміжків (інтервалів, випадків) торгів;

a – початковий капітал;

b_t – величина капіталу в часовому проміжку t .

Алгоритм прийняття торгових рішень можна подати наступним чином. Для кожного спрогнозованого часового проміжку якщо ціна відкриття більша за ціну закриття на цьому проміжку, то величина торгового рішення буде:

$$y_s = -\frac{a}{h - o + m + i'}$$

де a – капітал на початку часового проміжку;

o – ціна на початку часового проміжку;

h – найбільша ціна на часовому проміжку;

m – абсолютне значення ціни, виражене маржою між цінами купівлі та продажу на одиницю торгового рішення;

i – величина вкладених коштів на одиницю торгового рішення.

Коли ціна відкриття більша за ціну закриття, то ця величина буде:

$$y_b = \frac{a}{o - l + m + i'}$$

де a – капітал на початку часового проміжку;

o – ціна на початку часового проміжку;

l – найменша ціна на часовому проміжку;

m – абсолютне значення ціни, виражене маржою між цінами купівлі та продажу на одиницю торгового рішення;

i – величина вкладених коштів на одиницю торгового рішення.

Коли ціни відкриття й закриття рівні або відрізняються менше, ніж на m , то краще не виконувати торгівлю, адже понесемо збитки розміром $m - |o - c|$, де c – ціна наприкінці часового проміжку (ціна закриття).

$y_s < 0$, бо це торгове рішення з продажу активів, коли $y_b > 0$ – з купівлі. Цей же алгоритм можна використовувати для попередньої генерації цільових значень іншого математичного апарату, якому на вхід подаються ті ж самі дані, цільовими значеннями слугують вираховані найкращі торгові рішення, і на виході моделі отримуємо теж торгові рішення, які далі обробляємо тим же способом, як і в попередньому математичному апараті.

4 ПЛАНУВАННЯ ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

4.1 Методологія проведення експерименту

У кожному експерименті наявні наступні етапи, процеси між якими були уже реалізовані при написанні публікації [6]:

а) форматування даних відповідно до вхідних вимог моделі;

б) розділення даних на тренувальні, валідаційні й тестувальні (пропонується пропорція 8:1:1), при цьому історичні дані розділити по часу саме в такому форматі – спершу ітимуть 80% для тренування, далі 10% для валідації, далі 10% для тестування;

в) проведення валідаційного тренування – на кожній епісі виконується перевірка, чи натренувалася модель, шляхом отримання фінансової ефективності на валідаційній частині датасету, і зупинити тренування при відсутності кращої моделі за певну кількість епох (наприклад, 5);

г) тестування отриманої моделі на тестувальній частині датасету і в реальних умовах.

При цьому перед проходженням епох варто визначити ефективність на валідаційному датасеті для можливого подальшого порівняння в пункті ж.

Не рекомендується подавати на тренування дані, які є новішими за валідаційні або тестові. Це може різко спаплюжити точність перевірки теоретичних положень і може перестати відповідати реальним умовам. Забороняється подавати на тренування валідаційні або тестові дані, бо подальша перевірка втратить свій сенс і не відповідатиме реальним умовам. Також забороняється проводити валідацію на тестових даних, адже тоді у нас сформується хибне враження щодо застосовної лабораторної ефективності.

Дані на етапі а можуть складатися як і з різною кількістю часових проміжків, так і з різними тривалостями цих проміжків (1 хвилина, 5 хвилин, година, ...), а тому вхідний шар моделей треба модифікувати до відповідного встановленого розміру вхідних даних.

Також у пункт (а) входить визначення певних реальних біржових умов торгів (комісія, маржа, частка інвестування власних коштів та інші) для подальшого використання при тренуванні.

4.2 Специфікація програмного забезпечення

Програмним забезпеченням у даному дослідженні є торговим ботом, який отримує наявний стан ринку із можливими закешованими останніми подібними станами ринку у порядку їх розташування в часі і видає торгові рішення (купівля або продаж, або утриматися) певного розміру, які варто негайно прийняти для більш ефективного застосування.

З опису виходить системних вимог щодо цього торгового бота:

- швидкість створення такого бота не має як мінімум перевищувати часову тривалість тестувальної частини датасету; це значення варто намагатися тримати досить малим для швидкого перетренування/дотренування з новими даними;
- час прийняття рішень не має бути довше 1% від тривалості базових часових проміжків, на яких тренувалася модель і зараз виконуються торги;
- торговий бот можна застосувати на торгах із довжиною базового часового проміжку такого ж, як і виконувалося при тренуванні; при застосуванні на інших є висока ймовірність значної втрати ефективності;
- торговий бот можна застосувати лише на тих товарах обміну (наприклад, на тій же валютній парі), на яких виконувалося тренування;
- торговий бот має використовувати не більше 4 ГБ оперативної пам'яті;
- у разі нагальної необхідності у відеокарті мати необхідні показники (зазначені вище) при використанні NVidia GTX 1050 Ti;
- використовувати не більше 10 ГБ дискового простору;

– торговий бот має використовувати надані йому комп'ютерні й фінансові ресурси вигідніше, ніж використання цих ресурсів у альтернативних сценаріях, особливо якщо за ними менші фінансові ризики.

В загальному випадку торговий інтерфейс бота має бути написаний на C++ при використанні в системах MetaTrader 4 або MetaTrader 5, або з використанням інших мов програмування, які дозволяють взаємодіяти з API торгових бірж.

Торговий бот повинен мати функції запуску/зупинки, введення порогу міцності (в скільки разів знизити ризики відносно базового рівня) та комісії (якщо сам термінал або API не надає цю інформацію). Також врахувати після дослідження наявних торгових бірж їхні вимоги до реєстрації та авторизації такого боту.

Моделі можна сформувані з використанням CatBoost, PyTorch та TensorFlow, при цьому в JavaScript форматі для вбудування в браузер для використання на платформах можна використовувати torch-js і TensorFlow.js відповідно.

4.3 План-програми експериментів

Можна сказати, що для кожного математичного апарату буде проведено окремий експеримент. Кожен експеримент матиме наступний план:

а) підготовка даних до подання моделі, розділ на тренувальну, валідаційну та тестувальну частини;

б) модель проходить процес «тренування з валідацією», де отримує тренувальний датасет з діапазонами станів ринку або найкращих дій (в залежності від математичного апарату експерименту);

в) модель видає спрогнозовані цільові значення;

г) якщо цільові значення є цінами, то вони проходять через алгоритм прийняття торгових рішень і ми отримуємо дії;

д) цільовими значеннями можуть теж бути дії; їх ми симулюємо і отримуємо значення капіталу в різні часові проміжки;

е) застосовуємо критерій ефективності (який саме – залежить від моделі), розраховуємо функцію втрат, градієнти в нейронних мережах і застосовуємо їх, або просто викликаємо інші тренувальні заходи в інших видах моделей;

ж) виконуємо аналогічне визначення ефективності на валідаційній частині датасету;

з) якщо показник ефективності не покращується протягом декількох епох (в кількості заданого порогу терпимості), то тренування варто припинити і відновити ту модель, значення ефективності якої на валідаційному датасеті було найбільшим, інакше тренування продовжується (перейти до пункту «б»);

и) виконати лабораторне тестування на тестувальній частині датасету із визначенням лабораторної фінансової ефективності моделі;

к) якщо лабораторна фінансова ефективність позитивна і дослідження вибрано масштабне, то виконати інтегрування торгового бота, створеного на основі цієї моделі, у торгову платформу на демо-рахунок для отримання реальної фінансової ефективності.

4.4 Процес тестування

Процес тестування коротко описаний пунктами «и» і «к» підрозділу 4.3. У пункті «и» плану масово подаються тестові дані із тестувальної частини датасету, що дозволить отримати представлення про якість всієї програмної системи. У разі отримання суттєво іншого показника від валідаційного варто виконати таке ж подання валідаційної частини датасету та усунути розбіжності шляхом виправлення ділянок коду, які утворюють інші значення відносно значень, отриманих при тренуванні. Якщо ж при подачі на тестуванні валідаційного датасету модель видає спрогнозовані значення, які дійсно відображають валідаційну ефективність, яка спостерігалася в процесі тренування, то можна

сформувати висновок, що природа тестувальних даних інша і ці значення вже не піддаються ефективному прогнозуванню.

Так само варто вчиняти і при виникненні відхилень у процесі тренування, коли модель нарощує ефективність на тренувальних даних, а на валідаційних відразу погіршується. В такому випадку підхід подібний – подаємо тренувальні дані в якості валідації (по суті тепер тренувальні дані відображають і тренувальні і валідаційні дані), і маємо спостерігати приріст ефективності в тренуванні й валідації. Якщо при валідації такого приросту немає, потрібно виправити функцію валідації. Якщо ж навпаки, приріст в обох варіантах, то можна одразу сформувати висновок про неможливість прогнозування на виділених даних.

В якості додаткових заходів із забезпечення якості торгового бота можна застосувати масове тестування з використанням як правильних даних, так і з пошкодженими форматами або пропущеними даними. Для тестування функціоналу між торговим інтерфейсом бота і його моделлю можна подавати тренувальні і валідаційні датасети для виявлення і усунення розбіжностей у алгоритмах.

4.5 Природа експериментальних помилок і невизначеностей

Експериментальні похибки відобразатимуться у різниці між лабораторним і реальним показниками ефективності. Ця відмінність може бути зумовленою новими політиками, загальною зміною поведінки торговців і іншими (невизначеними) факторами. Проте у разі отримання неповних даних (пустих, невизначених) потрібно дотримуватися тієї ж стратегії, як це було при тренуванні: якщо такі дані видалялися з датасету, то в реальних умовах на таких даних не виконувати торги.

Також фактором генерації експериментальних помилок є ігнорування часу прийняття рішень моделлю і швидкість відгуку торгової платформи. Це може

сильно вплинути на реальну фінансову ефективність деяких (зокрема дуже повільних) моделей, адже ринкова ситуація може бути зміненою до часу виконання торгового рішення.

4.6 Природа випадкових помилок і невизначеностей

Випадкові помилки зумовлені випадковими торговими рішеннями учасниками ринку. Вони відображаються на розмаху значень реальної і навіть лабораторної ефективності з часом. Ці похибки можуть навіть виявитися настільки великими, що перешкоджатимуть виконувати ефективну торгівлю. В такому випадку навіть валідаційна ефективність може виявитися негативною і дасть уже на тому етапі знати, що наявний підхід не діє і що варто змінити тактику.

4.7 Аналіз розмірностей даних при плануванні і виконанні експериментів

Розмір вхідних даних залежить від вибору даних. У базовому випадку на кожен базовий часовий проміжок припадає 4 числові значення цін (відкриття, закриття, мінімальна та максимальна) та числове значення обсягу торгів. Для ефективнішого прогнозування на вхід краще подавати стани ринку декількох часових проміжків одразу, і бажано, щоб вони проходили неперервно послідовно.

До даних можна додати дату й час, але це може сильніше збити модель з пантелику і погіршити точність, особливо якщо використовувати рік, який більше не повторюватиметься. Ще проблемою такого рішення є подання часових значень у бінарному вигляді, що додасть 12 значень за місяцями, 31 за днями, 24 за годинами і в залежності від тривалості базових часових проміжків – до 60 значень за хвилинами, а це явно приріст розмірності в декілька десятків раз, що прибере

концентрацію моделі на корисних даних і може призводити до швидкого перенавчання (overfit).

Також варто зауважити, що історичні дані обмежені часом початку торгів на біржах. У разі короткотривалої торгівлі можна обрати хвилинні часові проміжки і розмір датасету буде досить великим для тренування, що може підвищити ефективність. З іншої сторони короткотривала торгівля не вигідна через існування маржі або комісії, тому параметром оптимізації залишається вибір тривалості базового часового проміжку, від якого напряду залежить розмір датасету.

Можна висунути гіпотезу, що позитивний вплив принесе збір даних про обсяги виставлених торгів по кожній ціні на кожному часовому проміжку, адже ці дані прямо стосуються предметної області. Проте існують проблеми у використанні цих даних:

- ці дані потрібно збирати в режимі онлайн;
- зберігання має бути в якомусь обмеженому обсязі з певною дискретизацією значень, адже кількість виставлених торгів не обмежена;
- торги виконуються на різних біржах і ціни більш-менш рівні на них завдяки тим же торговцям, тому ситуації бути різні на біржах у той же момент часу;
- доведеться якимось удосконалити модель для обробки таких необмежених у значеннях і розмірах даних.

4.8 Аналіз результатів послідовності випробувань

Перші результати ефективності можна отримувати при виконанні епох валідації після кожної епохи тренування. І хоча валідація може все ще відображати частку ідеального варіанту, проте якщо навіть на валідації буде неможливо отримати позитивну ефективність, то вона не буде очікуваною при лабораторному тестуванні і тим більше в реальному.

Тестова частина виділяється не дарма – валідаційна частина лише слугує для визначення моделі пікової ефективності. Тестова частина датасету ніяк не приймає роль у процесі тренування і йде одразу після тренувальної й валідаційної частин, а тому відобразить лабораторну фінансову ефективність натренованої моделі пікової ефективності. Якщо на цьому етапі ефективність негативна, то не варто очікувати позитивну реальну ефективність.

У разі якщо й лабораторна фінансова ефективність моделі позитивна, то можна продовжити проведення такого експерименту й перевірити модель у реальних умовах шляхом інтеграції торгового боту на основі цієї моделі у торгову платформу з використанням демо-рахунку. Якщо й на цьому етапі ефективність позитивна, то результати можна спробувати застосувати у вирішенні реальних завдань.

4.9 Вимірювання результатів тестування

Результати тестування відображаються критерієм базової (не акумульованої) фінансової ефективності, описаним у пункті 3.2. Цей критерій відображає, у скільки раз виконано приріст початкового капіталу. У разі негативного значення критерію маємо ситуацію з отриманням збитку можна вважати, що вибраний математичний апарат непридатний до використання в реальних умовах (тестування провалено). Якщо показник ефективності позитивний, то прогнозується позитивний приріст капіталу (тестування пройдено).

4.10 Аналіз отриманих результатів, їх практична застосовність

Після виконання дослідження після виміру результату тестування отримується показник фінансової ефективності для кожного математичного апарату (для кожної моделі та алгоритмів, що використовуються разом з нею). Ті апарати, які мають позитивну ефективність, є придатними для використання. Ступінь їх придатності (застосовності) визначається не тільки значенням ефективності, а й конкурентоспроможності – перевага ефективності математичного апарату над іншими фінансовими інструментами з приросту капіталу за той же час, враховуючи їх ризики.

Навіть якщо моделі видаватимуть негативну ефективність, все ще можна сформуванати представлення про застосовані методи штучного інтелекту та формати даних, та які з них краще працюють в яких умовах. Оскільки ціни мають значну частку випадковості, ми отримаємо наступні характеристики про методи машинного навчання:

- стабільність прийняття рішень (прогнозів), наявність кардинальних рішень, які раптом можуть все провалити, стійкість до незвичних значень (outliers);
- швидкість тренування;
- пікова точність моделі при виконанні тренування;
- здатність приймати за важливі саме основні аргументи (наприклад, першочергово прив'язуватися до цін, а не просто до дат, що швидко виведе модель у перенавчання – overfit).

Також розгляд подачі даних різного формату та джерел дозволить:

- отримати досвід із управління точністю моделі шляхом видалення зайвих та перетворення наявних даних;
- дізнатися, як до даних предметної області правильно застосувати суміжні їм дані (наприклад, дату й час) для підвищення точності;
- отримати представлення про подачу даних, залежних від часу, які представлені на певному часовому діапазоні.

5 ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

5.1 Збір даних для досліджень

Усі дані для дослідження мають походження від [14] компанії Forex Club, на платформі MetaTrader 4. Для цього потрібно ввести email, потім на нього прийде повідомлення про обробку, а потім посилання на завантаження архіву даних.

Це джерело було вибрано саме через легкодоступність даних. Дані також можна збирати в реальному часі, але для цього потрібна стабільність системи, що збирає дані (живлення, інтернет, пам'ять, обчислювальні ресурси), а також певний час.

Рекомендується брати дані саме з того джерела, де відбуватиметься торгівля. Це пов'язано з тим, що на кожній біржі різні механізми ризик-контролю і можливо інша аудиторія внаслідок різних рекламних заходів і навіть графічних дизайнів платформ. Між біржами ціни в кожен момент часу можуть відрізнятись, хоч і дещо синхронізовані завдяки ринковому принципу. Внаслідок цього поведінка ринку може відрізнятись і модель може бути не такою ефективною.

5.2 Дослідження алгоритмів прийняття рішень

У якості початкової конфігурації методів машинного навчання до визначення усіх найкращих параметрів серед обраних, використовуватиметься алгоритм із наступними властивостями:

- одна модель, без перетренування при втраті актуальності, оскільки період актуальності ще не досліджений;
- валютна пара долара США і євро, оскільки ці товари займають значну часту торгів (ринку);

- дані формату, що містить час, обсяг торгів, ціну відкриття, ціну закриття, максимальну і мінімальну ціни протягом періоду прийняття рішення;
- період прийняття рішення – 5 хвилин;
- часовий ряд довжиною 288 елементарних наборів (модель отримує цілий день даних для прогнозування на наступні 5 хвилин);
- історичні дані за останній рік;
- нейронна мережа з використанням шарів LSTM.

У якості результуючої ефективності пропонується усі мережі проводити через алгоритм симуляції, який підхоплює згенеровані рішення та, маючи минулі і наявні ціни, визначає суму коштів, що залишаються на рахунку із урахуванням витрат на інвестиції (купівлю/продаж товарів), та ціни купівлі й продажу, які не використовували при тренуванні. Алгоритм також розроблено зберігати симуляцію у csv файл для подальшого аналізу та візуалізацій. При симуляції за замовчуванням виконуються наступні умови:

- 1000 одиниць валюти торгової пари на балансі рахунку;
- виконання торгових угод мінімального розміру (1% від основної вартості), якщо можливо відповідно алгоритму;
- використання кредитного плеча 1:1000, при якому компанія інвестує ще 999 раз торгових угод, при цьому перекладаючи курсову різницю на клієнта; вкладені компанією кошти є внутрішньою захищеними, оскільки угода автоматично закривається у разі вичерпання вкладених коштів на курсову різницю.

5.2.1 Дослідження прогнозування ціни

У такій моделі нейронної мережі варто дані наведеного формату, що представляють 5 чисел для кожного елементарного набору, навести часовим рядом довжиною 288 елементарних наборів, перевівши всі дані утворити 1440 чисел

вхідної інформації для моделі. Далі потрібно отримати значення від моделі, які варто розцінювати як спрогнозовані ціни.

Задача на цьому моменті може здаватися уже вирішеною, але для проведення симуляції варто виконувати торгові рішення, а модель здатна лише прогнозувати ціни. Відповідно до цього створив адаптер, який приймає бінарне рішення купівлі-продажу і виконує торгову угоду фіксованого розміру.

Натренована модель за таким сценарієм утворює симуляцію, зображену на рисунку 5.1.



Рисунок 5.1 – Симуляція алгоритму на основі прогнозування цін (Рисунок виконаний самостійно)

Як бачимо, лише деколи є позитивні підйоми попри курсову різницю, але в основному маємо збитки. У цьому експерименті використовувались функція обрахунку відхилень MSE та лінійні шари нейронних мереж замість LSTM, оскільки у даному випадку LSTM рішення генерує відповідь «завжди продавати», що пояснюється лиш вирахуванням середньостатистичного значення і явно не відображає мінливі тренди ринку. Тут одразу стикаємося із декількома недоліками:

- торгова угода має фіксований обсяг попри різні ситуації на ринку;

- обсяг торгової угоди має задаватись заздалегідь і не розраховується;
- при тренуванні не враховується курсова різниця, що не генерує правильні відхилення цін у разі неточності моделі.

Переваги використання алгоритму:

- пряма прив'язка до реальних природніх даних без використання штучновведених;
- оптимальна швидкість роботи та споживання ресурсів, оскільки вирішується лише задача регресії без додаткових ресурсоемких перерахунків.

І хоча у цій моделі бачимо все ще негативний фінансовий тренд, його можна корегувати наступними способами:

- побудувати «хитрішу» модель, яка можливо більш ресурсовитратна, але краще прогнозує;
- використовувати поріг стабільності – коли торгові угоди не приймаються, поки між суміжними значеннями курсова різниця у якесь n раз більше за розмір курсової різниці; n – коефіцієнт стабільності, який задається заздалегідь, і змінює торгові ризики (більший коефіцієнт – менше угод – менше ризиків), оскільки відсіює такі прогнози моделі, у яких модель не впевнена у великому односторонньому тренді (зростання або падіння ціни).

У даному випадку експериментально було застосовано поріг стабільності, але при його зростанні повне рішення автоматичної торгівлі дедалі більше переставало торгувати, і при цьому це рішення все ще не ставало прибутковим.

5.2.2 Дослідження прогнозування найкращого торгового рішення

Оскільки розхвалений у багатьох літературних джерелах метод прогнозування цін не має простого прибуткового застосування, як було продемонстровано, то варто перейти до інших алгоритмів прогнозування. Загальною функцією алгоритму прогнозування є така, що та отримує дані певного

неперервного проміжку часу, і натомість переводить сукупний стан усіх торгових угод у більш потенційно прибуткове становище. Як бачимо, тут не є обов'язковим саме метод прогнозування ціни, а натомість можна прогнозувати кращий стан угод, при якому у майбутньому середньостатистично буде більше прибутку. Також варто зазначити, що переведення стану торгових угод на більший прибуток означає також і більші ризики збитків, оскільки підвищуються ставки. Було б добре, аби модель враховувала обидва фактори і приймала якесь збалансоване рішення з урахуванням потенційних прибутків і збитків. Факт наявності моделі середньостатистичного прийняття рішень ще не означає, що ситуації будуть гарантовано прибутковими, оскільки поведінка ринку до того часу може змінитися.

Як елемент наукової новизни, було реалізовано модель, яка приймає такі ж дані, як попередня, але за прогнозуванням за регресією генерує число, позитивне значення якого означає обсяг купівлі товару на торговій парі, а негативне – обсяг продажу. Це значення є станом, тому якщо декілька елементів поспіль генерують те ж цільове значення, то торги не відбуваються, а якщо такі є різниця між цільовими значеннями суміжних елементів, то торги відбуваються у обсязі, що є різницею між цими елементами. Закриття усіх угод, а потім відкриття необхідного обсягу мало б негативний ефект, оскільки нараховувалась би додаткова комісія за курсовою різницею.

Тренування такої моделі виконується із застосуванням штучно розрахованих даних, що виведені із природніх. Таким чином цільове значення розраховується за формулою:

$$y = \begin{cases} \text{sign}(d - e) \frac{a}{\text{abs}(f - e) + c \cdot e}, & \text{abs}(f - e) > b \\ 0, & \text{abs}(f - e) \leq b \end{cases}$$

де y – розрахований обсяг торгів (позитивний для покупки, а негативний – для продажу);

a – сума виділених коштів для торгової угоди;

b – курсова різниця;

c – кредитне плече у вигляді числа на одиничному інтервалі (0.002 для 1:500);
 d – ціна закриття часового інтервалу дії u ;
 e – ціна закриття попереднього часового інтервалу дії u ;
 f – ціна елементарному наборі даних часового інтервалу дії u , протягом якого буде відкрита торгова угода u , яка максимально відхилена від прибуткового значення.

Дані розрахунки проводяться лише для генерування необхідних штучних даних, і не потрібні при перевірці ефективності моделі та її використання у реальних умовах. Проте попри перекладення на модель відповідальності за визначення правильного обсягу торгових угод і цим самим встановлення задачі як регресійної, одразу при навчанні спостерігається ефект перенавчання. У будь-який момент тренування тренд симуляції моделі має той же тренд, що зображений на рисунку 5.1, але в залежності від величини перенавчання банкрутство стає раніше.

Основні недоліки:

- встановлена під час тренування курсова різниця може виявитись суттєво відхиленою від значень при реальній торгівлі, де при більшому значенні на реальній торгівлі зростуть комісійні витрати, а при меншому – спадуть потенційні прибутки;
- немає межі обсягу торгових угод, а тому модель просто збільшує ці обсяги на тренувальних даних, і цим самим збільшує негативні ефекти на тестових даних;
- моделі все ще погано вдається виділяти корисні правила поведінки ринку, натомість вони замінюються на декілька поганих, що мають зворотній ефект;
- досить складно провести паралелі між кращими торговими угодами на тренувальних даних і тестових даних, що є необхідним для правильного аналізу моделей на факт їх перенавчання, а ніж на факт високої волатильності ринку у період тестових даних; такий негативний ефект виникає через відсутність природних даних, на які опирається модель, а лише на вирахуванні.

Безумовними перевагами є:

- обсяг торгових угод стає змінним, що дає змогу не тільки виставляти ймовірно найкращий обсяг, а й зменшує комісійні витрати;
- обсяг торгових угод визначається автоматично із одного числа, яке видає модель, і яке одночасно описує необхідність саме купувати чи продавати у момент кінцевого часу періоду вхідних даних.

Корекція негативних ефектів можлива наступна:

- встановлення межі обсягу торгових угод – як інструмент ризик-менеджменту для користувачів;
- використання раніше наведеного порогу стабільності, але цього разу він діє лише при збільшенні обсягу торгових угод, оскільки при зменшенні відбувається зменшення ризиків, що і є ціллю порогу стабільності, введення якого має негативний ефект із затримки прийняття рішення, який корисно оминати коли можливо;
- інший спосіб подачі даних при тренуванні, де модель прийматиме більш стратегічні рішення, а не рішення локального миттєвого прибутку, що має суттєво підвищити кількість істинних правил поведінки ринку всередині нейронної мережі;
- використання більш відповідних моделей, пошук яких натомість є нетривіальною задачею і може займати багато часу.

5.2.3 Дослідження стратегічного прогнозування

Як «інший спосіб подачі даних при тренуванні» та ще одним елементом наукової новизни, який не було виявлено у ряді опублікованих робіт попередників цієї предметної області можна виділити так зване стратегічне тренування. Суть полягає у тому, що при тренуванні градієнт цільової функції розрахунків кращого торгового рішення через нейронну мережу, що використовує вхідні елементарні набори даних, тепер об'єднаний одразу за партією елементарних наборів даних, а

не просто розраховується індивідуально для кожного набору. Таке об'єднання можливе шляхом використання значення балансу рахунку спільно між елементами у цій партії, причому кожен елемент спершу впливає на значення балансу перш ніж застосовується вплив наступного елемента.

Для об'єднання є можливим подачі на прогнозування моделі партії вхідних наборів даних і цим отримати партію прогнозів. Далі в дію вступає подібна до тестової симуляції саме тренувальна симуляція, яка виконує послідовні розрахунки суми коштів на рахунку. Варто зазначити, що тепер хоч і одночасно на модель подається прямо пропорційно в рази більше даних, а послідовні розрахунки натомість прямо пропорційно в рази збільшують тривалість тренування, ці негативні ефекти зникають при тестуванні і використанні в реальних умовах, оскільки виконується лише стратегічне тренування, модель та ж, як і в попередньому експерименті, і вхідні дані рівно ті ж.

Результати роботи стратегічного алгоритму наведено на рисунку 5.2.



Рисунок 5.2 – Симуляція алгоритму на основі стратегічного тренування моделі прийняття торгових рішень протягом 10% року (Рисунок виконаний самостійно)

Як бачимо, дослідженням методів машинного навчання є не лише якісний вибір нейронної мережі, а й якісно побудований процес тренування. На цьому рисунку уважні можуть помітити майже вдвічі більшу кількість хвилин на нижній шкалі у порівнянні з минулим експериментом. Це пояснюється тим, що у минулому експерименті алгоритм завчасно досяг банкрутства, тому наступні значення 0, а у цьому експерименті відсутнє банкрутство і тому використовується 10% усього року як тестові дані (дані року розбиваються на 80% тренувальних, 10% валідаційних і 10% тестових даних, як було описано у минулих розділах, методології проведення експерименту). Також варто зауважити, що торгівля основними валютними парами, як на кшталт долар США і євро не виконується на вихідні та свята, тому кількість хвилин менша за 1.2 місяці.

Недоліки алгоритму:

- для демонстрації була обрана кількість наборів даних – 16384 – як обмеження по пам'яті GPU, але це прямо пропорційно збільшує час тренування та споживання пам'яті;
- тренування виконується на тимчасових симуляційних результатах (навіть не на штучно згенерованих як у минулому експерименті, які можна самотужки проглянути), що ще більше ускладнює розуміння, за якими правилами цей штучний інтелект приймає рішення.

Натомість маємо і нові переваги:

- алгоритм самотужки обирає обсяг торгової угоди, і, як бачимо, більш успішно;
- обсяг торгової угоди має межу, яка визначена завдяки обмеженню шару LSTM нейронної мережі, який має обмеження на прогнози у діапазоні $[-1;1]$, і який натомість був удесятеро розширений;
- кінцевий користувач все ще може виконувати ризик-менеджмент із застосуванням коефіцієнту на обсяг торгової угоди;
- попри ускладнений процес тренування, процес тестування та використання у реальних умовах залишається незмінним, вимоги на пам'ять не ростуть, а швидкість прийняття рішення залишається такою ж.

5.3 Дослідження тривалості актуальності даних тренування

Для подальших досліджень будемо використовувати алгоритм стратегічного тренування при довжині стратегії – 16384 елементарних наборів даних.

При тренуванні модель перевіряється на валідаційному датасеті для уникнення перетренування. Тестовий датасет натомість взагалі не бере участь у тренуванні і тому його можна використовувати для визначення показника лабораторної ефективності, приклади якої було відображено на попередніх рисунках.

Ці три набори даних впорядковані за часом наступним чином: спершу йдуть найстаріші, проте 80% – тренувальні дані, далі дещо актуальніші 10% – валідаційні, а найактуальніші 10% – тестові. Для тренування моделі реального використання все ще можна оминати тестові дані і наприклад використовувати 90% для тренування, 10% для валідації, але навіть із таким підходом дані тренування вже застарілі на 10% року (1.2 місяці), а тому варто знайти більш оптимальний проміжок часу.

Для даних одного року результат уже наведено на рисунку 5.2.

Для кварталу результати наведені на рисунку 5.3. Як бачимо, модель не змогла повноцінно навчитись, а тому лише частина торгових рішень економічно доцільні з урахуванням курсової різниці. Дані актуальні, що не дає моделі сильно здати позиції при прогнозуванні, але їх недостатньо для роботи з менш впливовими і короткочасними трендами, які частково або повністю відсутні у даних тренування.



Рисунок 5.3 – Симуляція алгоритму на основі стратегічного тренування моделі прийняття торгових рішень протягом 10% кварталу (Рисунок виконаний самостійно)

Для даних місяця результати наведені на рисунку 5.4.



Рисунок 5.4 – Симуляція алгоритму на основі стратегічного тренування моделі прийняття торгових рішень протягом 10% місяця (Рисунок виконаний самостійно)

Як бачимо, попри всього близько 24000 елементарних наборів даних на тренуванні стратегічно натренована модель вловила короточасний тренд протягом декількох днів. Якраз ця ситуація ілюструє різницю між довгостроковою і короткостроковою торгівлею.

Натомість якщо вибрати період у 2 роки, то результати наведені на рисунку 5.5.



Рисунок 5.5 – Симуляція алгоритму на основі стратегічного тренування моделі прийняття торгових рішень протягом 10% 2 років (Рисунок виконаний самостійно)

Бачимо, що модель заплуталася у трендах і застарілі мають негативний вплив на прогнозування. За кулісами було проведено експерименти на більших термінах, але відношення ефективності до часу спадає при все більшій відсталості тренувальних даних.

Переваги довгострокової торгівлі над короткостроковою:

- кінцевим користувачам доведеться рідше оновлювати програмне забезпечення для актуалізації торговельної системи;
- породжує довготривалу фінансову стабільність;

– потрібно рідше збирати дані та перетреноувати модель.

Переваги короткострокової торгівлі над довгостроковою:

– можливий більший заробіток на тимчасових трендах;

– дані актуальні, модель не діє за минулими трендами, які застаріли і негативно впливають;

– процес тренування швидший, оскільки подається мало даних;.

У якості поліпшення можна натреноувати модель на довгострокову торгівлю, а потім використовувати механіку Fine Tuning для актуалізації моделі на нових даних.

5.4 Дослідження періоду прийняття рішень

Для подальших досліджень використовуватимуться дані за останній рік, що має експериментально підтверджену ефективність.

Результат дослідження на 5-хвилинних даних зображено на рисунку 5.6.



Рисунок 5.6 – Симуляція стратегічного алгоритму на 5-хвилинних даних (Рисунок виконаний самостійно)

Як бачимо, модель стала менш активною у порівнянні з 1-хвилинними даними. Це пояснюється меншою кількістю даних (у 5 раз) і менше виконаних дій (до 5 раз). Теоретично ці два ефекти мультиплікативно складуються, але їх частково нівелює ефект довгострокової торгівлі, де курсова різниця порівняно менша між елементарними наборами даних, ніж при 1-хвилинній.

При 15-хвилинній торгівлі результати на рисунку 5.7.



Рисунок 5.7 – Симуляція стратегічного алгоритму на 15-хвилинних даних
(Рисунок виконаний самостійно)

Моделі явно бракує даних тренування, а частина з них до того ж не зовсім актуальні (до року давності).

Щодо скорочення періоду прийняття рішень є лише недолік із втрати цінних для тренування даних. У порівнянні із взяттям лише певного терміну останніх даних, таке скорочення набору даних не усуває проблеми актуальності даних. Переваги не виявлені.

5.5 Дослідження архітектур моделей

Надалі використовуватиметься період прийняття рішень – 1 хвилина.

Для аналізу пропонується розглянути багат шарову модель різних типів – лінійна, LSTM, RNN, GRU.

Результати для LSTM уже наведено на рисунку 5.2.

Результати для лінійних шарів наведено на рисунку 5.8.



Рисунок 5.8 – Симуляція стратегічного алгоритму на моделі лінійних шарів
(Рисунок виконаний самостійно)

Спостерігаємо нестабільність у прийнятті рішень – модель хоч у результаті майже догнала LSTM, проте у певний момент часу на рахунку залишалось лише 29.9% капіталу. На валідаційних даних лінійний шар (перцептрон) взагалі збанкрутів на 18540-й хвилині. Це пов’язано з тим, що лінійні шари не так сильно підтримують послідовність, тому на часових рядах проявляють хаотичність.

Результати для RNN шарів наведено на рисунку 5.9.



Рисунок 5.9 – Симуляція стратегічного алгоритму на моделі RNN шарів (Рисунок виконаний самостійно)

RNN теж може заводити баланс у негативні значення, але теж проявляє ефективність у довгостроковій перспективі.

Результати для GRU шарів наведено на рисунку 5.10.



Рисунок 5.10 – Симуляція стратегічного алгоритму на моделі GRU шарів (Рисунок виконаний самостійно)

Теж добра ефективність, проте у LSTM все ж краща.

BRNN застосування не доцільне, оскільки дані історичні, а минулі показники не можуть залежати від майбутніх, якщо зворотні подорожі у часі неможливі.

5.6 Дослідження торгівлі різними цінностями

Надалі використовується нейронна мережа із LSTM шарів. Ці шари використовувались у попередніх експериментах на основі відгуків попередників у публікаціях, що виправдало очікування.

Результат симуляції для валютної пари Ethereum і Bitcoin (котирування ETHBTC), як представників класу «криптовалюти» наведено на рисунку 5.11.



Рисунок 5.11 – Симуляція стратегічного алгоритму на валютній парі Ethereum і Bitcoin (Рисунок виконаний самостійно)

На рисунку видно, що модель піддається випробуванню сильної змінності, а тому відбувається локальна нестабільність у прийнятті рішень. Попри усі торгові угоди модель принаймні не дійшла до банкрутства.

Результат симуляції для торгової пари нафти WTI за долар США зображено на рисунку 5.12.



Рисунок 5.12 – Симуляція на торговій парі нафти WTI за долар США (Рисунок виконаний самостійно)

На рисунку прекрасний результат автоматичної торгівлі нафтою. Як ресурс є досить стабільним об'єктом інвестицій, оскільки є реальним об'єктом та використовується у багатьох сферах.

Результат симуляції для торгової пари золота за долар США зображено на рисунку 5.13.

Чомусь золото було непередбачуваним. Аргументація відсутня. Можливо використовуються якісь хитрі торгівельні тактики іншими учасниками ринку.



Рисунок 5.13 – Симуляція на торговій парі золота за долар США (Рисунок виконаний самостійно)

Результат симуляції прогнозування акції компанії Apple Inc. зображено на рисунку 5.14.



Рисунок 5.14 – Симуляція на акціях компанії Apple Inc. (Рисунок виконаний самостійно)

Підозріла торгівельна стабільність. Нейронна мережа використовувала максимум 25% від встановленого ліміту на торгові обсяги, що може свідчити про факт захисту моделі, зменшуючи обсяги торгів, або взагалі приймати рішення «не торгувати». Несприятлива торгова пара.

5.7 Дослідження корисності даних

У наборі даних доступні наступні показники для кожного елементарного набору даних:

- дата й час;
- ціна відкриття;
- максимальна ціна;
- мінімальна ціна;
- ціна закриття;
- обсяг торгів учасниками ринку.

Значення «дата й час» містить:

- рік, який робить модель невизначеною для майбутніх років;
- місяць, який варіюється у діапазоні від 1 до 12;
- день (1-31);
- година (0-23);
- хвилина (0-59).

Інші значення є атомарними числами. Значення «дата й час» містить стільки ж даних, скільки інші поля разом узяті.

Якщо мова йде про нейронні мережі, то ситуація ускладнюється, оскільки часові періоди зациклені і наприклад значення «11» у полі «година» може йти після «19» і після «7», але якщо нейронній мережі представити це лише у вигляді єдиного сигналу, який лише видає значення від 0 до 23, то нейронна мережа так не вважатиме, і 23 для неї буде фіналом. Така ж поведінка у полях «хвилина», «день»

і «місяць», які для нейронних мереж варто розкласти у булеві поля, які наприклад вказують, та зараз година, чи не та.

Сумарна кількість булевих полей, за умови що рік ігнорується – 115, і всі вони вказують на момент часу. Оскільки інших полей всього 5, то не рекомендується використовувати мітки часу, оскільки модель буде здебільшого прив'язуватись до них, втрачаючи здатність прогнозувати майбутні дані. За кулісами навіть якщо розкласти поле місяць, день, година або хвилина, модель входить у банкрутство при валідації і тестуванні. Тому маємо працювати лише з 5 іншими значеннями, які натомість демонструють значущість у залежності до майбутніх даних.

6 АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

6.1 Аналіз результатів дослідження

Попри скептицизм до публікацій попередників та результатів дослідження, останні показали, що ефективне застосування методів штучного інтелекту у торговій платформі бірж можливе, хоч і за досить тендітних умов:

- з максимальною деталізацією (похвилинно);
- при застосуванні специфічних нейронних мереж (LSTM, або принаймні GRU чи RNN);
- на достатньо актуальних даних (рік або менше давності);
- із обов'язковим валідаційним набором даних, що йде після тренувального за часом (має мати актуальніші, новіші дані);
- при ускладненому процесі тренування адже прості методи уже не працюють ефективно;
- лише на деяких торгових парах, які мають хоч якусь передбачуваність, тобто низьку волатильність (фіатні валюти або ресурси – мають фізичне втілення);
- бажано без прив'язки часових міток (день, місяць, рік, година, хвилина).

Все це внаслідок наступної природи даних, яку було досліджено:

- прибуток крім Вас хочуть отримати не тільки інші учасники ринку, а й самі біржі, встановлюючи комісійні збори, що потребує більш ретельного обдумування перед прийняттям рішення щодо торгової угоди;
- публікації попередників демонструють базові підходи використання штучного інтелекту, і здебільшого без демонстрації реальної ефективності (не лабораторної) або виконання цього у шахрайських цілях, цілях надання значущості роботі або автору, торговій платформі яка рекламується; інші дослідження у цій предметній області не мають іншого майбутнього крім як (1) бути комерціалізованими та приватними (комерційна таємниця), або (2) бути опублікованими, але потім досить швидко стати такими, що втратили актуальність, адже частка учасників ринку, що їх використовує значно зросла, змінивши

поведінку ринку (самоконкуренція – змагання застосунку сам із своєю копією, можливо навіть на іншому апаратному забезпеченні);

– базових даних досить мало (декілька показників ціни та обсяг торгів учасниками ринку), що не дає моделі навіть представлення про події усього світу (нові явища, події, контракти, продукти, санкції, вибори, тренди, стиль, культури і субкультури), які певною мірою впливають на загальний стан ринку і на кожен його елемент (торгову пару);

– дані втрачають актуальність з часом внаслідок зміни поведінки ринку; перетренування моделей рекомендується робити принаймні щомісяця;

– дані не описують якісь сталі форми інформації (наприклад інформація про вид птаха на зображенні при класифікації картинок або стиль тексту при класифікації або регресійному аналізі тексту), а натомість описують лише віртуальні оцінки, згруповані по усім учасникам ринку одразу, які на додачу ще й змінні в часі, що в сукупності є справжнім випробуванням для застосування класичного машинного навчання.

6.2 Аналіз подальшого розвитку дослідження

Попри випробування предметної області та отримані позитивні результати дослідження можливі напрямки розвитку наступні:

– пошук і дослідження інших можливих варіантів за наведеними аспектами та за новими, зокрема пошук ще кращих шарів нейронних мереж;

– вдосконалення алгоритму тренування, із залученням більшої кількості даних, наприклад об'єднавши багато торгових пар для прогнозування однієї або декількох одночасно;

– вдосконалення алгоритму прийняття рішень, зокрема врахування механіки мінімальної і максимальної цін для більшої вигоди з кожної торгової;

– використання інших даних, збір даних активності ринку в реальному часі.

7 ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

7.1 Опис роботи реалізованого застосунку

Натреновані моделі нейронних мереж можна інтегрувати у торгові платформи бірж. Оскільки було взято дані із Forex Club [14] із торгової платформи MetaTrader 4 (так, вона все ще не повністю втратила актуальність перед MetaTrader 5), то практичне застосування буде саме для цієї платформи.

Відповідно архітектурне рішення наступне:

- додаток до MetaTrader 4, написаний мовою програмування MQL 4 збирає історичні дані для прогнозування та надсилає дані за вказаною URL адресою (наприклад localhost або local.trader.com) з допомогою функції WebRequest;

- якщо варто звертатись до сервісу на цій же машині, то URL адресу прив'язуємо до локальної машини (localhost) шляхом налаштування роутера при операційній системі, або просто у URL використовуємо localhost;

- запит приходить до сервісу, написаному на Flask, який написаний на Python, на якому була проведена робота з PyTorch моделями (нейронними мережами); сервіс подає отримані дані нейронній мережі і отримує від неї спрогнозовані значення;

- сервіс у відповідь на той же запит відправляє спрогнозовані значення MetaTrader 4 додатку; прогнозування займає мілісекунди, тому з часом очікування проблем не має бути при правильній конфігурації середовища;

- MetaTrader 4 додаток приймає відповідь на свій запит у вигляді значень прогнозу і приймає остаточне рішення щодо торгівлі.

7.2 Можливі покращення застосунку

Додаток наразі є прототипом, а не професійним інструментом торгівлі.

Наявне рішення може бути вдосконалено наступним функціоналом:

- підтримка торгівлі одночасно на декількох торгових парах із використанням єдиної нейронної мережі – усі активні застосунки на різних торгових парах надсилають дані для прогнозування, і як тільки всі дані для того ж проміжку часу буде зібрано – виконати прогнозування і повернути всі залученим застосункам мережеві відповіді;

- конфігурація коефіцієнту ризику (у скільки разів збільшити або зменшити торгові угоди);

- відображення статусу і супутньої інформації;

- конфігурація коефіцієнту стабільності (бездіяльність при несуттєвій зміні ринку за умови, що торгові угоди планується збільшити);

- підтримка MetaTrader 5 і MQL 5 для можливості тестування застосунку на платформі – наразі WebRequest не виконується при тестуванні у MetaTrader 4, а інакше виконати прогнозування неможливо; MetaTrader 5 підтримує ONNX, який дозволить під'єднати PyTorch нейронну мережу напряму до додатку.

7.3 Можливі покращення системи в цілому

Результати дослідження також можна практично застосувати наступним чином:

- публікація сервісу прогнозування, можливо на умові платної підписки, але за таких умов сервіс самотужки має збирати дані, а не отримувати їх від звичайних користувачів;

- створення інтеграцій під інші торгові платформи, зокрема веб-браузерні.

ВИСНОВКИ

Отже, у цій роботі було сформовано проект для подальшого проведення практичного експериментального наукового дослідження при виконанні наступних етапів:

– проаналізовано предметну область, виявлено її суб'єкти (біржі, торговці, торгові боти, торгові сигнали), об'єкти (фіатні валюти та нефіатні криптовалюти, ресурси та акції), проблеми та їх можливі рішення як предмети дослідження;

– визначено методи (Supervised Learning, Unsupervised Learning та Reinforcement Learning, уникнення перетренування) й етапи досліджень (збір даних, розгляд методів машинного навчання і формування нейронних мереж, обробка даних під нейронні мережі, тренування у парі з валідацією, тестування моделей з визначенням лабораторної ефективності моделей, вдосконалення моделей шляхом перерозгляду гіперпараметрів моделей, аналіз торгових платформ, інтеграція торгових ботів у торгові платформи, тестування моделей з визначенням реальної ефективності моделей);

– сформульовано методологію теоретичних досліджень (вхідні та вихідні дані моделей, потенційні обсяги даних та відповідне застосування методів машинного навчання) і проаналізовано математичний апарат (виведено математичні цільові функції та виконано їх адаптацію для використання різними методами машинного навчання);

– сформульовано методологію проведення експерименту (етапи для кожного експерименту та рекомендації щодо їх виконання), специфікацію програмного забезпечення, план-програми експерименту, процес тестування;

– сформовано процес оцінки отриманих результатів з урахуванням природи випадкових і експериментальних помилок і невизначеностей, з аналізом розмірностей даних при плануванні і виконанні експериментів і результатів послідовності випробувань, їх вимірюванням та аналізом їх практичної застосовності;

– проведено експерименти з використанням даних Forex Club та різних шарів нейронних мереж при різному стилі прогнозування (прогнозування ціни або взагалі торгового рішення – обсягу торгів та напрямку), з аналізом актуальності даних, їх кращу періодичність для різних торгових пар з аналізом кращого для тренування формату даних та з утворенням нових методів тренування моделей для часових рядів подібних торговим даним для отримання моделей нейронних мереж кращої ефективності, зокрема тих, у яких цільова функція необмежена або може приймати завеликі значення;

– проведено аналіз результатів дослідження, де виписано основні висновки щодо результатів дослідження, а також подальші напрямки розвитку;

– практично застосовано результати дослідження у вигляді створення додатку MetaTrader 4 і сервісу на Flask, який використовує натреновану модель нейронної мережі для прогнозування торгових рішень та відправки прогнозів за запитом додатку.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Peters, Uwe. What is the function of confirmation bias? // Erkenntnis - 2020 - P.1-26.
2. Binance – криптовалютна біржа для Bitcoin, Ethereum та альткоїнів // Binance. URL: <https://www.binance.com/uk-UA> (дата звернення: 05.05.2023).
3. What is Supervised Learning? | IBM // IBM. URL: <https://www.ibm.com/cloud/learn/supervised-learning> (дата звернення: 05.05.2023).
4. What is Unsupervised Learning? | IBM // IBM. URL: <https://www.ibm.com/cloud/learn/unsupervised-learning> (дата звернення: 05.05.2023).
5. What is reinforcement learning? - IBM Developer // IBM. URL: <https://developer.ibm.com/learningpaths/get-started-automated-ai-for-decision-making-api/what-is-automated-ai-for-decision-making/> (дата звернення: 05.05.2023).
6. Kirill Smelyakov, Yaroslav Honchar, Oleksandr Bohomolov, Anastasiya Chupryna. Machine Learning Models Efficiency Analysis for Image Classification Problem // 6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems - COLINS 2022, Gliwice, Poland.- 12-13 May, 2022.-P.942-959. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3171/paper68.pdf> (дата звернення: 05.05.2023).
7. Korneliuk Olga, Khirova Viktoria. Features of forecasting modern stock market crises // Випуск 38. 2020 - Науковий вісник Херсонського державного університету, Херсон.- 2020 - С. 12. URL: <https://ej.journal.kspu.edu/index.php/ej/article/view/642/633> (дата звернення 05.05.2023).
8. Stephen F. Diamond. Ringing the Bell on the NYSE: Might a Nonprofit Stock Exchange Have Been Efficient? - Santa Clara University School of Law, Santa Clara, USA.- 2007. 18 p. URL: <https://digitalcommons.law.scu.edu/facpubs/466/> (дата звернення 05.05.2023).
9. Mehar Vijh, Deeksha Chandola, Vinay Anand Tikkiwal, Arun Kumar. Stock Closing Price Prediction using Machine Learning Techniques // Volume 167 - Procedia

Computer Science, Manchester University, Department of Computer Science, Manchester, United Kingdom.- 2020.-P.599-606. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050920307924> (дата звернення 05.05.2023).

10. Katherine (Yi) Li. Predicting Stock Prices Using Machine Learning // neptune.ai. URL: <https://neptune.ai/blog/predicting-stock-prices-using-machine-learning> (дата звернення 05.05.2023).

11. Prashant Sharma. Machine Learning for Stock Market Prediction With Step-by-Step Implementation // Analytics Vidhya. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/machine-learning-for-stock-market-prediction-with-step-by-step-implementation/> (дата звернення 05.05.2023).

12. Aldhyani THH, Alzahrani A. Framework for Predicting and Modeling Stock Market Prices Based on Deep Learning Algorithms // Electronics 11 – MDPI, Basel, Switzerland.- 2022. 19 p. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/11/19/3149> (дата звернення 05.05.2023).

13. Архив котировок // Forex Club. URL: https://www.fxclub.org/quotes_archive (дата звернення 05.05.2023).

14. Kirill Smelyakov, Oleksandr Bizkrovnyi, Natalia Sharonova, Serhii Smelyakov, Anastasiya Chupryna. Building of Regression Models for Cryptocurrency Price Prediction // 6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems - COLINS 2022, Gliwice, Poland.- 12-13 May, 2022.-P.1216-1232. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3171/paper90.pdf> (дата звернення: 05.05.2023).