

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ
ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

Факультет фінансів

Кафедра корпоративних фінансів і контролінгу

ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА	«Корпоративні фінанси»
Галузь знань	07 «Управління та адміністрування»
Спеціальність	072 «Фінанси, банківська справа та страхування»

Форма навчання: очна (денна)

КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

на тему «Штучний інтелект у фінансовому секторі»

здобувача Шарварка Богдана Георгійовича

Науковий керівник:
старший викладач Невмержицький Ярослав Іванович

Робота допущена до захисту перед екзаменаційною комісією з атестації здобувачів вищої освіти (ЕК)

Завідувач кафедри корпоративних фінансів і контролінгу:
доктор економічних наук,
професор Терещенко О.О. _____

Київ 2024

Реферат

Кваліфікаційна бакалаврська робота містить 60 сторінок, 12 таблиць, 13 рисунків, список використаних джерел з 95 найменувань, додатки.

«Штучний інтелект у фінансовому секторі»

Об'єктом дослідження є процеси та процедури вирішення проблемних питань корпоративних фінансів з використанням методів та алгоритмів штучного інтелекту.

Предметом дослідження є проблема прогнозування індикаторів та фінансових метрик фондового ринку у контексті управління ринковою вартістю публічного підприємства.

Мета кваліфікаційної бакалаврської роботи – встановити можливості, переваги та обмеження застосування окремих алгоритмів та технік штучного інтелекту для побудови фінансової прогностичної моделі та контролю її якостей.

Для досягнення поставленої мети передбачається виконання наступних завдань:

Для досягнення поставленої мети передбачається виконання наступних завдань:

- визначити, дослідити, обґрунтувати сутність штучного інтелекту та його історію;
- описати основні складові штучного інтелекту (ML, NN, DL, LSTM);
- дослідити приклади впровадження та застосування машинного навчання у світових фінансових установах;
- проаналізувати автоматизацію процесів надання фінансових послуг за допомогою машинного навчання;
- визначити вплив інфляції на точність прогнозування цін акцій за допомогою чатів штучного інтелекту;
- застосувати програму Statistica для регресійного аналізу прогнозування інфляції;
- провести аналіз та висновки результатів прогнозування інфляції;
- розглянути перспективи розвитку ШІ.

Практична цінність отриманих результатів полягає у розробці методичних рекомендацій для вітчизняних банків, страхових і інвестиційних компаній, фінтех-стартапів щодо ефективного впровадження ШІ-рішень у різні сфери своєї діяльності задля підвищення продуктивності, покращення клієнтського досвіду, мінімізації ризиків та розробки нових інноваційних продуктів і послуг.

Рік виконання кваліфікаційної бакалаврської роботи – 2024.

Рік захисту роботи – 2024.

Ключові слова: штучний інтелект, інфляція, прогнозування, моделювання, машинне навчання, глибинне навчання, нейронні мережі

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
Розділ 1 Теоретичні основи та базові концепції штучного інтелекту	7
1.1 Сутність штучного інтелекту та історія його виникнення.....	7
1.2 Основні складові ШІ (ML,NN,DL, LSTM).....	16
1.3 Впровадження та застосування машинного навчання у світових фінансових установах	29
Розділ 2 Практичне застосування штучного інтелекту в фінансах та прогнозуванні	36
2.1 Автоматизація процесів надання фінансових послуг за допомогою машинного навчання.....	36
2.2 Вплив інфляції на точність прогнозування цін на акції Apple за допомогою чатів штучного інтелекту.....	42
2.3 Визначення впливу різних факторів на інфляцію за допомогою регресійного аналізу в програмі Statistica	455
Розділ 3 Перспективні напрями та алгоритми покращення якостей фінансових прогностичних моделей.....	Error! Bookmark not defined.4
3.1 Аналіз та висновки результатів прогнозування інфляції	544
3.2 Перспективи розвитку штучного інтелекту та його вплив на різні галузі економіки	588
ВИСНОВКИ.....	611
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	643
ДОДАТКИ.....	72

ВСТУП

Актуальність теми. Ідея про те, що інтелект є результатом обчислювального процесу і, отже, може бути автоматизований, існує багато століть. Спочатку інтелект розглядався як маніпуляція символами, що призвело до підходів, які мали певні успіхи в конкретних проблемах, але погано узагальнювали проблеми реального світу. Щоб подолати труднощі, з якими стикалися ранні системи, які були крихкими та нездатними впоратися з непередбаченими складнощами, все частіше використовувалися методи машинного навчання. Нещодавно підгалузь машинного навчання, відома як глибоке навчання, призвела до розробки систем, які можуть успішно навчитися вирішувати складні проблеми в обробці природної мови, бачення та (проте в меншій мірі) взаємодії з реальним світом. Такі системи знайшли застосування в незліченних областях і є однією з центральних технологій четвертої промислової революції, також відомої як Індустрія 4.0. Програми в аналітиці дозволяють системам штучного інтелекту використовувати та отримувати економічну цінність даних і є основним джерелом доходу для багатьох найбільших сучасних компаній. Цифрова трансформація фінансового сектору набирає стрімких обертів, а штучний інтелект (ШІ) стає одним зі значущих технологічних трендів, що визначатимуть його майбутнє. Здатність ШІ-рішень оперувати величезними масивами даних, виявляти приховані закономірності та приймати оптимальні рішення у режимі реального часу відкриває безпрецедентні можливості для фінансових установ. Застосування штучного інтелекту дозволяє підвищити ефективність операцій, покращити якість обслуговування клієнтів, мінімізувати ризики та розробляти інноваційні продукти і послуги.

У той же час, інтеграція технологій ШІ ставить нові виклики щодо забезпечення безпеки, прозорості та етичності їх використання у високочутливій фінансовій сфері. Відтак ретельне вивчення потенціалу, ризиків та найкращих практик застосування штучного інтелекту у фінансах є досить актуальним як для

провідних гравців галузі, так і для України, що прагне інтегруватися у глобальний фінтех-ландшафт.

Проблематика використання штучного інтелекту у фінансовій індустрії все активніше досліджується провідними науковцями, технологічними компаніями та консалтинговими агентствами у всьому світі. Зокрема, ґрунтовний огляд трендів та кейсів впровадження ШІ представлено у роботах М. Палівал [65]. Питання використання машинного навчання розглядалися М. Сварна [86]. Дослідження Дж. Ахмад, Х. Фарман, З. Жан висвітлюють перспективи застосування ШІ у сфері інвестиційного та ризик-менеджменту [1].

Разом з тим, швидкі темпи технологічного прогресу у галузі штучного інтелекту зумовлюють потребу у постійному моніторингу нових здобутків та кращих практик його інтеграції у різні сектори фінансових послуг. Особливо актуальним є аналіз специфіки впровадження ШІ-технологій у банківській системі та фінтех-індустрії України з огляду на відносно низький рівень діджиталізації порівняно з розвинутими країнами.

Метою кваліфікаційної бакалаврської роботи є: встановити можливості, переваги та обмеження застосування окремих алгоритмів та технік штучного інтелекту для побудови фінансової прогностичної моделі та контролю її якостей.

Для досягнення поставленої мети передбачається виконання наступних завдань:

- визначити, дослідити, обґрунтувати сутність штучного інтелекту та його історію;
- описати основні складові штучного інтелекту (ML, NN, DL, LSTM);
- дослідити приклади впровадження та застосування машинного навчання у світових фінансових установах;
- проаналізувати автоматизацію процесів надання фінансових послуг за допомогою машинного навчання;
- визначити вплив інфляції на точність прогнозування цін акцій за допомогою чатів штучного інтелекту;

- застосувати програму Statistica для регресійного аналізу прогнозування інфляції;

- провести аналіз та висновки результатів прогнозування інфляції;

- розглянути перспективи розвитку ІІІ.

Об'єктом дослідження є процеси та процедури вирішення проблемних питань корпоративних фінансів з використанням методів та алгоритмів штучного інтелекту.

Предметом дослідження є проблема прогнозування індикаторів та фінансових метрик фондового ринку у контексті управління ринковою вартістю публічного підприємства.

Методи дослідження. У роботі використано сукупність загальнонаукових та спеціальних методів дослідження: системний аналіз та синтез (для комплексного вивчення об'єкта дослідження), індукції та дедукції (для формулювання висновків), статистичний аналіз (для обробки емпіричних даних щодо поширення ІІІ-технологій у фінансах), порівняльний аналіз (для виявлення спільних рис і відмінностей у застосуванні штучного інтелекту різними компаніями та країнами), моделювання (для розробки рекомендацій з інтеграції ІІІ-рішень), а також методи узагальнення, систематизації й графічної візуалізації результатів дослідження.

Теоретичне значення роботи полягає у систематизації знань про сучасні напрямки, потенціал та виклики застосування штучного інтелекту у фінансовій галузі, а також обґрунтуванні концептуальних засад його успішної інтеграції у діяльність фінансових установ. Матеріали дослідження можуть бути використані у навчальному процесі при викладанні дисциплін щодо фінансових інновацій, цифрової трансформації бізнесу, фінтех тощо.

Практична цінність отриманих результатів полягає у розробці методичних рекомендацій для вітчизняних банків, страхових і інвестиційних компаній, фінтех-стартапів щодо ефективного впровадження ІІІ-рішень у різні сфери своєї діяльності задля підвищення продуктивності, покращення клієнтського досвіду, мінімізації ризиків та розробки нових інноваційних продуктів і послуг.

Інформаційну базу дослідження становлять наукові праці провідних зарубіжних та вітчизняних вчених у сфері штучного інтелекту, цифрових фінансів, фінтеху; матеріали науково-практичних конференцій; аналітичні огляди консалтингових компаній; статистичні дані міжнародних організацій та рейтингових агентств; звіти технологічних корпорацій і фінансових установ; офіційні сайти регуляторів фінансового ринку; ресурси наукометричних баз даних.

Структура роботи. Кваліфікаційна бакалаврська робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел, додатків.

У першому розділі досліджено теоретичний базис, генезис та актуальний стан машинного навчання та штучного інтелекту. Визначено та проаналізовано таксономію технологій та технік побудови моделей штучного інтелекту, встановлено типові суспільно-економічні питання, до яких може успішно застосовуватися штучний інтелект та систематизувати їх. Виявлено, описано та систематизовано актуальні кейси застосування алгоритмів та методів штучного інтелекту у фінансовій сфері загалом та у контексті фінтеху зокрема..

У другому розділі досліджено вирішення прогностичних задач у фінансовій сфері на основі штучного інтелекту, ідентифіковано переваги та обмеження таких підходів. Вивчено можливості використання великих мовних моделей (LLM) для вирішення прогностичних задач у фінансах, зокрема, оцінка якості прогнозу динаміки курсу акцій для вибірки підприємств. Ідентифіковано можливі напрями покращення прогностичних якостей отриманих фінансової моделі, зокрема, вирішення проблеми генерування додаткових даних (зокрема, ринкових очікувань щодо макроіндикаторів фінансового ринку) для основної моделі..

У третьому розділі розроблено та реалізовано модель оцінки динаміки макроіндикатора фінансового ринку та оцінено її якості. Оцінено можливості застосування отриманих даних для покращення фінансових прогнозів з використанням ВММ та обґрунтовано необхідні висновки та пропозиції. Виявлено обмеження та вузькі місця моделі прогнозування макроіндикатора та запропоновано перспективи їх усунення/вирішення на основі наявних кращих практик у цій сфері.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ТА БАЗОВІ КОНЦЕПЦІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

1.1 Сутність штучного інтелекту та історія його виникнення

Ідея про можливість автоматизації інтелекту має давнє коріння. Згадки про нелюдські мислячі машини існують в «Іліаді» Гомера, а Томас Гоббс чітко заявив у «Левіафані», що людська думка – це не більше ніж арифметичні обчислення. І Паскаль, і Лейбніц, серед багатьох інших, розробили машини для автоматизації арифметичних обчислень, які можна вважати попередниками сучасних калькуляторів [41]. Але лише в середині дев'ятнадцятого століття з'явилася перша пропозиція справді загального комп'ютера, створеного Чарльзом Беббіджем.

Початкові цілі Беббіджа полягали в тому, щоб побудувати передовий пристрій для розрахункуsd, який він назвав Difference Engine. Як передбачав Беббідж, це був механічний пристрій, який можна було запрограмувати на виконання серії заздалегідь визначених обчислень за допомогою складного розташування зубців, зубчастих коліс і важелів. Хоча йому вдалося побудувати лише деякі частини різницевої машини, Беббідж задумав ще більш потужну машину, аналітичну машину. Якби її побудували, пристрій мав би можливість виконувати загальні обчислення майже так само, як і сучасний комп'ютер, хоча на значно меншій швидкості через його механічні частини.

Хоча Беббідж задумав пристрій, саме Ада Лавлейс, його колега-математик, написала найбільш глибокий аналіз потужності пристрою, стверджуючи, що він може робити набагато більше, ніж просто виконувати численні обчислення. Зокрема, вона помітила, що машина може впливати на речі, відмінні від чисел, якщо ці речі задовольняють чітко визначені математичні правила[56]. Вона стверджувала, що машина може писати пісні або виконувати абстрактну алгебру,

якщо ці завдання можна виразити за допомогою символічних мов. Однак Лавлейс також стверджував, що «машина не може створити нічого нового, а лише виконувати ті завдання, на які вона була запрограмована, виключаючи можливість того, що розумна поведінка може бути якимось чином запрограмована в машині.» Такий аргумент набагато пізніше проаналізував ще більш впливовий математик Алан Тюрінг.

Приблизно через століття Алан Тюрінг, один із найглибших і найкреативніших математиків усіх часів, розвинув деякі з центральних ідей сучасної комп'ютерної техніки та дійшов інших висновків, ніж ті, яких дійшла Лавлейс. Тюрінг, який став відомим тим, що зіграв важливу роль у зусиллях союзників у Другій світовій війні з декодування ворожих повідомлень, закодованих німецькими шифрувальними машинами Enigma, досяг одних із найвизначніших результатів у математиці, а саме в математичних основах інформатики, результати, які є такими ж важливими сьогодні, як і на момент їх отримання.

У статті Тюрінг показав, що будь-який цифровий комп'ютер із достатньо великою пам'яттю, який обробляє символи та відповідає кільком простим умовам, може виконувати ті самі обчислення та обчислювати той самий набір функцій, що й будь-який інший цифровий комп'ютер, концепція, яка стала відомою як універсальність Тюрінга [89]. Він описав особливий тип комп'ютера, відомий сьогодні як машина Тюрінга, який використовує стрічку для запису та читання символів як пам'ять, і продемонстрував, що цей тип комп'ютера може (в принципі, припускаючи необмежену стрічку) виконувати ті самі операції, що й такі ж обчислення, як і будь-який інший комп'ютер, який оперує символами. У тому ж році Алонзо Черч опублікував опис так званого лямбда-числення, формальної системи для вираження обчислень, заснованої на абстракції функцій і застосуванні, яка також є універсальною моделлю обчислень з такою ж виразною силою, як Тюрінг-машина [15].

Поєднання цих двох результатів призвело до того, що стало відомо як теза Черча-Тюрінга, яку неофіційно можна сформулювати наступним чином: будь-який результат, який можна фактично обчислити, може бути обчислений машиною

Тюрінга або будь-яким іншим комп'ютером, який маніпулює символами і має достатньо пам'яті. Такий теоретичний і суто математичний результат несе важливі філософські наслідки. В цьому формулюванні є дещо замкнуте визначення: що саме означає речення «результат, який можна фактично обчислити»? Чи є чисельні результати, які не входять до цієї категорії? Роботи Алонзо Черча, Алана Тюрінга та Курта Геделя показали, що є результати, які, попри чітке визначення, неможливо обчислити. У 1931 році Гедель довів, що жодної узгодженої системи аксіом недостатньо для доказу всіх істин про арифметику натуральних чисел і що для будь-якої такої узгодженої формальної системи завжди існуватимуть твердження про натуральні числа, які є істинними, але які неможливо довести в межах системи [32].

Тюрінг у своїй новаторській роботі 1937 року досліджував фундаментальне питання теорії обчислень, яке згодом отримало назву "проблема зупинки". Суть питання проста: чи можна завжди передбачити, закінчиться виконання програми з певними вхідними даними чи продовжиться вічно? Дослідник дійшов парадоксального висновку: незважаючи на простоту формулювання, це питання не має універсальної відповіді. У деяких конкретних випадках ми можемо визначити, чи завершиться програма. Однак Тюрінг довів, що існують такі програми, для яких неможливо заздалегідь сказати, зупиняться вони колись чи працюватимуть нескінченно. Цікаво, що дане відкриття має глибокий зв'язок з більш раннім результатом Геделя в математичній логіці, демонструючи несподівані обмеження формальних систем.

Озброївшись важливими уявленнями про природу та потужність цифрових комп'ютерів, Тюрінг пішов далі, щоб проаналізувати інше важливе питання, яке є філософським ядром галузі штучного інтелекту: чи може комп'ютер поводитись розумно?

Перш ніж описати роботу Тюрінга 1950 року, в якій він пропонує відповідь на це питання, важливо зрозуміти наслідки розгляду механістичних ідей Томаса Гоббса та тези Черча-Тюрінга разом. Гоббс стверджував, що міркування, які виконує людський мозок, є не що інше, як маніпулювання математичними

символами. Черч і Тюрінг продемонстрували, що всі машини, які маніпулюють символами, еквівалентні одна одній, якщо вони задовольняють певним мінімальним вимогам і не обмежені ні часом, який їм дозволено виконати для виконання певного завдання, ні наявною пам'яттю. Результат двох ідей призводить до висновку, що комп'ютер, у найширшому розумінні цього терміну, має здатність виконувати такі ж маніпуляції символами, як людський мозок, і, отже, бути таким же розумним, як людина. Однак у науковому співтоваристві існують певні розбіжності щодо цього висновку, як зазначено. Деякі люди вважають, що тип субстрату, на якому проводяться обчислення (біологічний чи цифровий), може бути важливим, тоді як інші стверджують, що висновок може бути вірним у принципі, але не має значення на практиці через кілька типів труднощів.

У своїй знаменитій статті Тюрінг поставив саме таке запитання: чи можуть машини мислити? Щоб уникнути труднощів, пов'язаних із визначенням того, що означає «мислення», Тюрінг запропонував переформулювати питання в іншу та краще визначену проблему [88]. Зокрема, він запропонував проаналізувати гіпотетичну імітаційну гру, мисленнєвий експеримент, який призвів до тепер добре відомого тесту Тюрінга. У грі, запропонованій Тюрінгом, допитувач в окремій кімнаті спілкується з чоловіком і жінкою за допомогою надрукованого тексту. Завдання допитувача – відрізнити чоловіка від жінки, ставлячи їм запитання.

У своїх філософських роздумах Тюрінг порушив інтригуюче питання: чи настане колись момент, коли комп'ютер у ролі співрозмовника зможе настільки майстерно імітувати людину, що введе в оману іншого учасника бесіди так само успішно, як це відбувається при спілкуванні реальних людей?

Хоча сам Тюрінг у наступних працях модифікував умови цього мисленнєвого експерименту, його сутність залишилася незмінною: чи зможе людина-дослідник відрізнити відповіді штучного інтелекту від людських? На думку вченого, це питання, по суті, рівнозначне фундаментальному запитанню "Чи здатні машини мислити?". Перевага такого підходу в тому, що він дозволяє уникнути антропоцентричних упереджень.

Справді, зважаючи на наш індивідуальний та колективний досвід, природно думати, що мислення – виключно людська здатність. Однак таке упередження завадить нам неупереджено оцінити когнітивні можливості машин. Відтак, людина заперечує здатність комп'ютера мислити лише тому, що той не має звичного нам людського вигляду – голови, кінцівок тощо.

Експеримент з імітацією розмови дозволяє абстрагуватися від таких поверхневих ознак. Він мінімізує ризик того, що наші вкорінені переконання завадять нам визнати машину мислячою істотою, навіть якщо вона справді такою є.

Тюрінг не тільки пропонує позитивну відповідь на питання «чи можуть машини мислити?», але також вказує приблизний час у майбутньому, коли це станеться. Він стверджує, що протягом півстоліття з'являться машини з одним гігабайтом пам'яті, які не можна буде відрізнити від людей у п'ятихвилинному тесті Тюрінга. Тюрінг був дещо оптимістичним. До кінця двадцятого століття (через 50 років після статті Тюрінга) справді існували машини з 1 ГБ пам'яті, але жодна з них навряд чи пройшла п'ятихвилинний тест Тюрінга. Навіть сьогодні, через понад 70 років після статті Тюрінга, ми все ще не маємо таких машин, хоча останні моделі великих мов (які будуть описані пізніше), такі як ChatGPT, мабуть, недалеко від проходження тесту Тюрінга з запитувачами, які не є експертами у своїх слабкостях.

Ідея про те, що розумні машини можуть існувати, яку підтримував Тюрінг та багато інших, швидко призвела до проекту їх створення. Починаючи з 1950-х років цифрові комп'ютери ставали потужнішими та доступнішими. Перші комп'ютери були призначені для наукових і військових розрахунків, але поступово їх застосування поширилося і на інші сфери людської діяльності. Після закінчення Другої світової війни можливість використання комп'ютерів у діяльності, не пов'язаній з військовими застосуваннями, стала реальністю. Однією зі сфер, яка заслуговує на значну увагу, була сфера штучного інтелекту, що зароджується.

У 1956 році в Дартмуті, штат Нью-Гемпшир, відбувся науковий семінар, який зібрав кількох піонерів у галузі штучного інтелекту. Саме в пропозиції щодо

організації цієї конференції, написаній Джоном Маккарті, Марвіном Мінським, Натаніелем Рочестером і Клодом Шенноном (відомим батьком теорії інформації та комунікації), було введено термін штучний інтелект. Багато з тих, хто був присутній на цій зустрічі, створили дослідницькі групи зі штучного інтелекту у найважливіших університетах Сполучених Штатів. Ці ранні підходи намагалися відтворити частини людських міркувань, які на той час здавалися найдосконалішими, такі як доведення теорем, планування послідовності дій і гра в настільні ігри, такі як шашки та шахи.

Не дивно, що перші спроби відтворити людський інтелект таким чином були зосереджені саме на проблемах, які вимагали маніпулювання символами та пошуку рішень. У тому ж році програма, написана Алленом Ньюеллом і Гербертом Саймоном (який також був присутнім на Дартмутському семінарі), під назвою *Logic Theorist*, змогла продемонструвати математичні теореми, в тому числі деякі з тих, що містяться у впливовій праці Уайтхеда і Рассела *Principia Mathematica* [61].

У 1959 році Артур Семюель (який також відвідував Дартмутський семінар) написав програму, яка могла грати в шашки досить добре, щоб перемогти свого творця [75]. Програма включала кілька концепцій, розроблених у сфері штучного інтелекту, включаючи можливість пошуку рішень у дуже великих і складних просторах пошуку. Щоб добре грати в шашки, необхідно з усіх можливих ходів вибирати ті, що ведуть до найкращого результату. Оскільки на кожен хід супротивник відповідає одним із кількох ходів, на які також має відповісти програма, цей процес призводить до дуже швидкого зростання кількості позицій, які потрібно проаналізувати. Таке розгалуження процесу пошуку має форму дерева, яке, таким чином, називається деревом пошуку. Розробка методів ефективного дослідження цих дерев пошуку стала одним із найважливіших інструментальних завдань у галузі штучного інтелекту.

Ефективні методи пошуку є такими ж важливими сьогодні, як і тоді, коли їх почали вивчати та розвивати. Методи також задіюються в багатьох інших областях, а саме для задач планування. Роботу потрібно виконати пошук, щоб дізнатися, як скласти блоки, у спрощеному світі блоків, або знайти шлях з однієї кімнати в іншу.

Багато результатів штучного інтелекту були отримані в результаті досліджень, проведених у спрощених середовищах, де роботів навчали маніпулювати блоками для досягнення певних цілей або пересуватися в контрольованому середовищі. Один із перших проєктів, який змусив робота виконувати певні завдання в спрощеному світі блоків, привів до розробки системи, яка могла б маніпулювати блоками та впорядковувати їх у певних конфігураціях за допомогою зору та обробки природної мови.

Обробка природної мови, яка спрямована на те, щоб змусити комп'ютери обробляти (наприклад, перекладати) і навіть розуміти написані речення, була ще однією з проблем, які вивчалися на цьому першому етапі штучного інтелекту. Незважаючи на труднощі, пов'язані з цією обробкою, головним чином спричинені існуванням великої неоднозначності у тому, як люди використовують мову, були розроблені системи, які вели прості розмови звичайною англійською мовою. Найвідоміша з цих ранніх систем, ELIZA, була розроблена Джозефом Вайзенбаумом і могла розмовляти з користувачем простою письмовою англійською мовою [92]. ELIZA використовувала дуже простий набір механізмів, щоб відповідати на запитання, використовуючи заздалегідь написані речення або просто перефразували запитання дещо іншими словами. Хоча система не мала змоги зрозуміти суть розмови, багатьох користувачів обманом змусили подумати, що вони розмовляють з людиною. У певному сенсі ELIZA була однією з перших систем, яка пройшла тест Тюрінга, хоча тест проводився в дуже специфічних і досить невимогливих умовах.

Інші проєкти мали на меті створити способи представлення людських знань, щоб ними можна було маніпулювати та використовувати їх для створення нових знань. Завдяки застосуванню правил дедуктивного мислення до баз знань стало можливим, наприклад, побудувати системи, які могли б поставити медичні діагнози в певних особливо контрольованих умовах, де знання можна було виразити символічно та об'єднати за допомогою правил для маніпулювання символами. Деякі так звані експертні системи були розроблені на основі цих методів

і відігравали відповідну роль у різних сферах, головним чином у 1970-х і 1980-х роках.

Зазначені проекти продемонстрували, що деякі з можливостей людського мозку, які здавалися більш складними та витонченими, наприклад, демонстрація математичних теорем або гра в настільні ігри, можуть бути запрограмовані в комп'ютері. Такі результати призвели до кількох надто оптимістичних прогнозів щодо майбутньої еволюції штучного інтелекту. У 1960-х роках кілька відомих дослідників, у тому числі Марвін Мінскі та Герберт Саймон (який також був присутнім на семінарі в Дартмуті), передбачили, що протягом трьох десятиліть буде можливо розвинути людський інтелект у комп'ютерах і створити системи, які зможуть працювати будь-яка функція, яку виконують люди. Проте такі прогнози виявилися надто оптимістичними. Дослідження, проведені в ті десятиліття, показали, що багато завдань, які легко виконують люди, досить складно відтворити на комп'ютерах. Зокрема, виявилось надзвичайно важко перенести результати, отримані в спрощених середовищах, таких як світ блоків, у складніші та невизначені середовища, такі як спальня, кухня чи фабрика. Такі прості завдання, як розпізнавання обличчя або сприйняття розмовної мови, виявилися нездоланими і ніколи не вирішувалися підходами, заснованими виключно на маніпуляції символами.

Насправді майже всі можливості людського мозку, пов'язані зі сприйняттям і взаємодією в реальному світі, виявилися особливо складним для повторення. Наприклад, аналіз сцени, знятої камерою, та ідентифікація відповідних об'єктів у ній є дуже складним завданням для комп'ютерної програми, і лише зараз вона нарешті стає здійсненою найсучаснішими системами штучного інтелекту, попри це, ми виконуємо це без видимих зусиль і спеціальної підготовки. Інші завдання, які ми виконуємо легко, такі як розпізнавання знайомого обличчя або розуміння речення в галасливому оточенні, так само важко відтворити.

Така складність контрастує з відносною легкістю, з якою можна було написати комп'ютерні програми, які відтворюють інтелектуальне маніпулювання символами, описане в деяких із згаданих підходів. Деякі несподівані труднощі у

відтворенні на комп'ютері поведінки, яка є тривіальною для людей і багатьох тварин, називають парадоксом Моравека: легше відтворити на комп'ютері поведінку, яка для людини потребує явного складного математичного обґрунтування, ніж розпізнати обличчя, сприймати природну мову, те, що дитина робить з великою легкістю і без конкретних інструкцій.

Труднощі у розв'язанні більшості проблем, пов'язаних зі сприйняттям та іншими характеристиками людського інтелекту, призвели до кількох розчарувань у галузі штучного інтелекту, так званих AI Winters. Незважаючи на ці негативні етапи, позначені розчаруванням і браком фінансування проектів у цій галузі, розвиток систем штучного інтелекту, заснованих на маніпуляції символами, по-різному сприяв створенню багатьох алгоритмів, які виконуються сучасними комп'ютерами, у більшості випадків. різноманітні додатки. Дана область розробила численні методи пошуку та представлення знань, що дозволило створити багато програм, які виконують завдання, які ми часто не асоціюємо з інтелектуальними системами. Наприклад, оптимізація розкладів руху поїздів, літаків та інших транспортних систем часто виконується системами на основі алгоритмів пошуку та планування, розроблених спільнотою штучного інтелекту. Подібним чином системи, створені в останнє десятиліття двадцятого століття для гри в шахи, використовують методи пошуку, які, по суті, є запропонованими цією ж спільнотою.

Методи та алгоритми, які зробили можливим створення пошукових систем, які зараз є одним із центральних стовпів Інтернету, і які дозволяють нам знаходити за частки секунди відповідні документи на дану тему, також завдяки спеціальній підгалузі штучного інтелекту: пошук інформації. Системи визначають за термінами, які використовуються під час пошуку, відповідні документи та використовують різні методи для визначення найважливіших. Останні версії цих пошукових систем використовують великі мовні моделі, щоб краще зрозуміти наміри користувачів і надати їм найбільш змістовні відповіді.

1.2 Основні складові штучного інтелекту (ML, NN, DL, LSTM)

ШІ включає різні підтипи, серед інших: машинне навчання (ML), комп'ютерне бачення (CV), нечітка логіка (FL) і обробка природної мови (NLP). ML базується на алгоритмах, навчених для прийняття рішень, які навчаються на проаналізованих даних. Алгоритми ML можна класифікувати на основі типу отриманого зворотного зв'язку. По-перше, це контрольоване навчання, яке отримує попередньо каталогізовані дані як вхідні дані. Ще одна категорія – навчання без нагляду. Різниця з попереднім полягає в тому, що навчальні дані не каталогізовані, і система повинна розпізнавати та маркувати той самий тип даних. У напівконтрольованому навчанні виконується комбінація двох попередніх алгоритмів. Таким чином, система повинна враховувати як позначені, так і непомічені елементи. Інший тип ML представлений навчанням з підкріпленням, що вчиться на своїх успіхах і помилках.

Натомість глибоке навчання (DL) – це підгрупа ML, що базується на алгоритмах, які використовують штучні нейронні мережі (ANN), організовані в кілька шарів, щоб імітувати те, як людський мозок інтерпретує інформацію та робить висновки з неї. DL характеризується кількома прихованими шарами вузлів, які вивчають представлення даних, абстрагуючи їх різними способами. CV – це галузь штучного інтелекту, яка дозволяє комп'ютерам розпізнавати зображення та розрізняти окремі елементи зображення, приписуючи їм значення. Натомість FL використовує недвійкові значення для вирішення проблем, які потребують роботи з більшою кількістю значень, які класична логіка не може вирішити. Нарешті, НЛП є підтипом ШІ, який намагається зрозуміти природну мову для спілкування між машинами та людьми [47] (рис. 1.1).

Поняття моделі даних вважалось ключовим моментом у керованому машинному навчанні з моменту появи DL в останні роки. Системи ML не могли обробляти дані безпосередньо. Майже завжди було необхідно визначати параметри, пов'язані зі здатністю людини представляти реальний світ у вигляді чисел і кодів для будь-якої конкретної проблеми, у якій система повинна була

вчитися на даних для підтримки рішень. Даний процес був названий вилученням ознак, і певним чином людина могла визначити успішність процесу, вибравши кращий набір функцій. Крім того, процес виділення функцій був повільним і дорогим, оскільки функції в багатьох випадках визначалися вручну, а кількість позначених даних завжди була обмеженою порівняно з тим, що ми можемо зробити сьогодні в епоху великих даних.

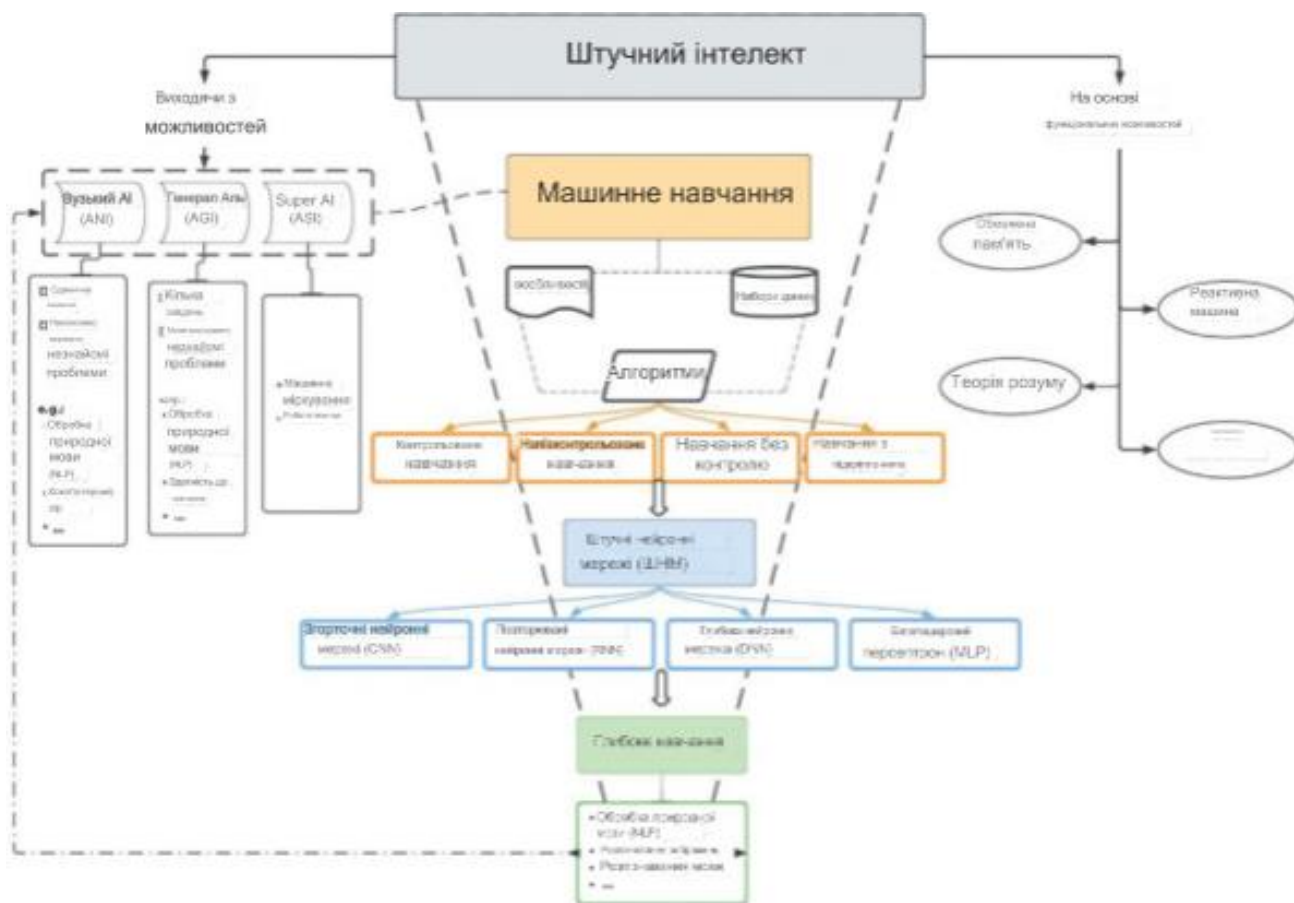


Рисунок 1.1 – Взаємозв'язки між штучним інтелектом, машинним навчанням і глибоким навчанням

Джерело: розроблено автором на основі [47]

DL революціонізував цю точку зору: необхідність керування об'ємами даних неймовірного розміру, експоненціальне збільшення обчислювальної потужності апаратного забезпечення та поява моделей DL, таких як BERT, моделі довго-короткочасної пам'яті (LSTM). розробники штучного інтелекту з інструментами, де важливість моделей функцій обмежується кінцевим етапом прийняття рішень: тонким налаштуванням систем DL.

Системи ML спрямовані на узагальнення результатів (прогнозів) за певним сценарієм. Такого роду сценарій включає діагностику, прогноз і лікування в інтенсивній терапії. Стратегії розпізнавання образів, екстраполяції та розробки можуть покращити процес прийняття рішень і потенційно призвести до відповідних покращень у клінічній допомозі [34].

Хоча робочі механізми дуже складні, схему підходу до справи можна намалювати. Кожен шлях машинного навчання починається з визначення завдання та закінчується прикладною моделлю. Поєднавши дві крайності, можна визначити різні кроки. Тим не менш, система не стоїть на місці. Він має змогу динамічно розвиватися на різних етапах свого розвитку, залежно від потенційних проблем, які необхідно вирішити. Потрібні високі характеристики і суворий контроль якості.

Увесь процес можна підсумувати в чотири етапи, а саме (рис. 1.2):

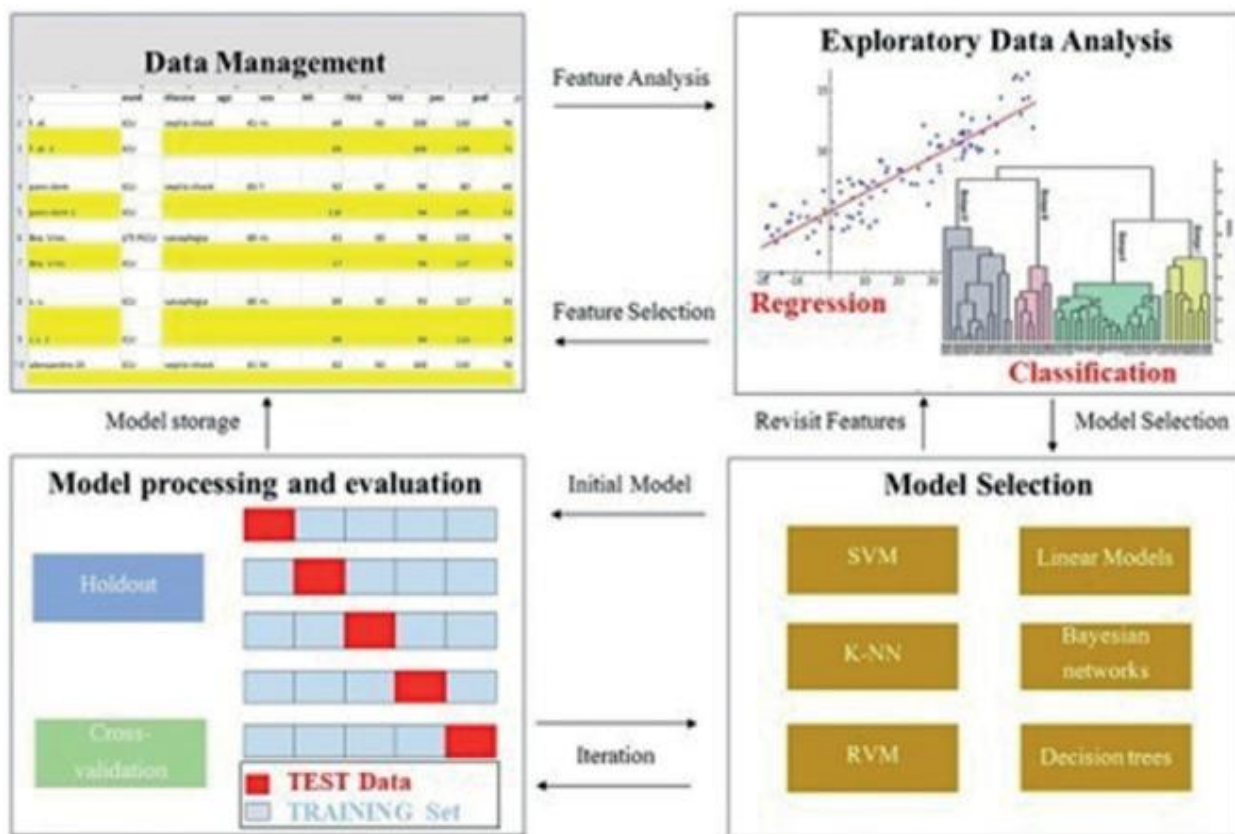


Рисунок 1.2 – Схема шляху машинного навчання

SVM, Support Vector Machine;
RVM, машина вектора релевантності;
K-NN, K-найближчі сусіди.

Джерело: розроблено автором на основі [47]

Після визначення завдання та збору даних здійснюється попередня обробка, або процес підготовки даних. Зазначений обов'язковий крок спрямований на те, щоб алгоритм легко інтерпретував характеристики набору даних. Він містить завантаження даних, нормалізацію та стандартизацію набору даних. Далі наведемо декілька процедур, але не завжди потрібні всі (табл. 1.1).

Таблиця 1.1 – Приклади підготовки даних

Процедура	Процес
Оцінка якості даних	Він охоплює аналіз відсутніх значень (наприклад, необроблене усунення або оцінка методами інтерполяції), а також непослідовних і повторюваних значень.
Агрегація функцій	Етап важливий для великих обсягів даних. Рядки з кількох таблиць об'єднуються за допомогою агрегаторів, які виконують обчислення сум, середніх значень, медіан і кількості рядків. Він також поєднує дані з різних таблиць.
Вибірка функцій	У деяких випадках використовується лише частина набору даних через обмеження пам'яті чи часу. Тим не менш, вибірка повинна представляти вихідний (збалансований набір даних) набір даних. Методи вибірки містять вибірку із заміною або без неї та стратифіковану вибірку.
Зменшення розмірності	Нерелевантні функції та шум усуваються, щоб збільшити перегляд набору даних. Найбільш використовуваними методами є аналіз головних компонентів і декомпозиція сингулярного значення.
Функціональне кодування	Перетворення набору даних, щоб дозволити введення алгоритмів машинного навчання, зберігаючи його початкове значення. Дотримуються різних норм і правил для неперервних або числових змінних.

Джерело: розроблено автором на основі [34]

Оскільки результати суворо залежать від наданих даних, а передбачення на основі штучного інтелекту можуть впливати на клінічні рішення, структурування та маніпулювання набором даних попередньої обробки має бути надзвичайно точним. На цьому критичному етапі клініцисти повинні тісно співпрацювати з біоінформатиками, щоб уникнути створення моделей, які, хоча й математично оптимальні, не відповідають клінічним контекстам, у яких вони працюватимуть [93].

Вибір моделі та оптимізація (або навчання) є життєво важливими кроками для вибору гіпотези, яка буде ефективно відповідати майбутнім прикладам. Доступні навчальні моделі еволюціонували в різноманітні дедалі складніші та витонченіші алгоритми. Тому визначення найкращої моделі є складною та

повторюваною процедурою. На цьому етапі визначаються та реалізуються один або декілька алгоритмів.

Алгоритми ML – це елементи коду, які можна використовувати для дослідження, аналізу та пошуку значення в складних наборах даних. Спрощуючи, кожен алгоритм є кінцевим набором детальних інструкцій і аналізує дані, дотримуючись конкретного шляху. Алгоритми часто групуються відповідно до використовуваних методів машинного навчання (наприклад, контрольоване навчання, неконтрольоване навчання та навчання з підкріпленням).

Хоча ідеальної моделі не існує, необхідно прагнути до «найбільш відповідної моделі» як для даних, так і для контексту, в якому вони працюватимуть.

Вибір алгоритмів ML для цілей досліджень описано у табл. 1.2.

Таблиця 1.2 – Найбільш використовувані алгоритми машинного навчання в медичних дослідженнях.

Алгоритм	Короткий опис
1	2
Під наглядом	
Машина підтримки векторів (SVM)	Він розбиває навчальні дані на класи, збільшуючи відстань від усіх точок. Використовується як для задач класифікації, так і для регресії.
Лінійна регресія	Дозволяє оцінити значення змінної, яка залежить від багатьох інших.
Мультиноміальна логістична регресія (MLR)	Класифікаційний підхід, який узагальнює логістичну регресію (бінарну регресійну модель, яка використовує логістичну функцію для моделювання бінарної залежності) із багатокласовим завданням. Його можна розглядати як модальність віднесення до певного класу, приймаючи той, який забезпечує найкращу ймовірність.
Байєсовські мережі (BN)	Графічна модель вказує на розподіл ймовірностей у наборі довільних змінних. Алгоритм включає в себе <i>розподіл ймовірностей</i> змінних і <i>графік</i> , що ілюструє залежності між змінними.
К-найближчі сусіди (kNN)	Він класифікує точку на основі відомої класифікації інших точок (голоси найближчих k сусідів).
Обмежена машина Больцмана (RBM)	Графічна модель із пропорційною взаємністю між спостережуваними та прихованими змінними. Зв'язки між елементами одного шару не допускаються для полегшення механізму навчання.
Векторна машина релевантності (RVM) і процес Гауса (GP)	Байєсовські розширення алгоритму SVM. Оцінка надається за ймовірністю зарахування до класу.

Продовження таблиці 1.2

1	2
Дерево рішень (DT)	Графічна модель (модель на основі правил) показує точки прийняття рішення як розгалуження та застосовне передбачення в термінах кінцевих вузлів або листів.
Без нагляду	
Нечіткі С означає	Алгоритм на основі плоского/поділу, який призначає елементи для кожної точки даних, пов'язаної з кожним центром кластера. Він встановлюється на відстані між центром кластера і точкою даних.
БЕРЕЗА	Ієрархічний алгоритм, який працює над великими наборами даних, вимагаючи сканування однієї бази даних.
К-означає	Алгоритм кластеризації розбиває набір точок (без зовнішньої класифікації) на К наборів (кластерів). Точки в кластері розташовані поруч одна з одною. Це один із різних можливих методів вирішення проблеми k-NN.
Алгоритми підкріплення	
Марковський процес прийняття рішень	Він аналізує середовище (де учень або <i>агент</i> взаємодіє) як сітку, розділяючи його на стани, дії, моделі/моделі переходу та винагороди. Рішення – це <i>політика</i> (комбінації винагород), а мета – знайти оптимальний підхід.
Q навчання	Підхід, що ґрунтується на цінностях, полягає у поданні інформації, яка інформує про те, яку дію має вжити агент.

Скорочення: *BIRCH*, збалансоване ітераційне скорочення та кластеризація з використанням ієрархій

Джерело: розроблено автором на основі [34]

Схематичну модель шляхів ML важко прийняти, коли необхідно провести глибокий аналіз.

У 2006 році Хінтон та ін. представив «Глибоке навчання» (DL), яке базувалося на понятті штучної нейронної мережі (ANN). Після цього глибоке навчання стало важливою темою, що призвело до ренесансу досліджень нейронних мереж, звідси і термін «нейронні мережі нового покоління» [39]. Це пояснюється тим, що при правильному навчанні глибокі нейронні мережі показали, що вони дуже хороші в широкому діапазоні проблем класифікації та регресії [46]. Завдяки своїй здатності навчатися з наданих даних технологія DL наразі є однією з найактуальніших тем у сферах машинного навчання, штучного інтелекту, науки про дані та аналітики. З точки зору його робочої області, DL розглядається як підмножина ML та AI; отже, DL можна розглядати як функцію ШІ, яка імітує обробку даних людським мозком.

Алгоритми глибокого навчання отримують переваги від збільшення отримання даних, кращої доступної на даний момент потужності обробки та зростання штучного інтелекту (ШІ) як послуги. Навіть із дуже різноманітним, неструктурованим і пов'язаним збором даних глибоке навчання дозволяє машинам вирішувати складні проблеми. Алгоритми глибокого навчання працюють краще, чим більше вони навчаються [1, 19, 84, 42].

Що стосується алгоритмів, то вони мають механізм функціонування, який імітує специфічні процеси функціонування мозку. Згорткові нейронні мережі, наприклад, біологічно надихаються сітківкою. Крім того, алгоритм зворотного поширення виконує «налаштування» вагових коефіцієнтів (попередніх шарів) і розробляє мережевий процес, який дозволяє нейронній мережі поступово покращувати свою продуктивність.

Найбільш використовувані алгоритми наведені в табл. 1.3.

Таблиця 1.3 – Найбільш використовувані алгоритми глибинного навчання в дослідженнях.

Алгоритм	Короткий опис
Багатошаровий перцептрон (MLP)	Напрявлений потік даних від вхідного рівня до вихідного, проходячи через прихований шар/шари, і з алгоритмом навчання зворотного поширення.
Глибоке навчання	Він забезпечує розтин різних рівнів, які співвідносяться з особливими рівнями абстракції.
Згорткові нейронні мережі (CNN)	Розробка MLP, застосована до двовимірних матриць через операцію згортки. Нейрони CNN пов'язані з обмеженою кількістю входів обмеженої безперервної області, яка використовується для завдань комп'ютерного зору.
Повторювані нейронні мережі (RNN)	Використовує послідовні дані або дані часових рядів і створює цикли між шарами, зберігаючи спогади на короткий час. Вони використовуються для розпізнавання голосу.
Мережі глибокої віри (DBN)	Зв'язки між шарами, але не між елементами в межах одного шару.
Довга короткочасна пам'ять (LSTM)	Розширена версія RNN, яка зберігає інформацію протягом більш тривалого періоду («довгострокові залежності»).
Змішані мережі	Гібридні мережі, побудовані кореляцією двох або більше конкретних ШІМ (наприклад, CNN і RNN).

Джерело: розроблено автором на основі [36]

Для роботи DL не потрібні розроблені людиною правила; скоріше, він використовує величезну кількість даних, щоб зіставити надані вхідні дані з

певними мітками. DL створюється з використанням кількох рівнів алгоритмів (штучних нейронних мереж або ШНМ), кожен з яких надає унікальну інтерпретацію наданих йому даних [95, 50]. Звичайні методи машинного навчання (ML) включають кілька послідовних кроків для виконання завдання класифікації, включаючи попередню обробку, виділення ознак, інтелектуальний вибір функцій, навчання та класифікацію. Крім того, вибір функцій має значний вплив на продуктивність алгоритмів машинного навчання. Упереджений вибір ознак призводить до неточності в розрізненні класів. Але, навпаки, DL автоматизує вивчення наборів функцій для кількох завдань, на відміну від стандартних алгоритмів ML [50, 80]. DL дає змогу виконувати навчання та класифікацію одночасно.

Контрольоване навчання, неконтрольоване навчання, напівконтрольоване навчання, навчання з підкріпленням і глибоке навчання – це п'ять основних підходів до машинного навчання.

Контрольоване навчання. Алгоритм навчання для такого типу машинного навчання навчається з використанням позначених даних. Дані називаються позначеними, через те, що вони складаються з пар, бажаного виходу, який визначається як контрольний сигнал, і вхідного сигналу, який можна виразити як вектор [60, 64].

Контрольоване навчання відбувається, коли правильний результат відомий заздалегідь [60]. З часом алгоритм навчання вдосконалює свої передбачення цього результату, намагаючись скоротити розрив між своїми прогнозами та фактичним результатом.

Коли вихідні дані дискретні, контрольований алгоритм навчання створює функцію класифікатора, а коли вихідні дані є безперервними, функція регресії генерується з навчальних даних [64]. Навчена функція точно прогнозує вихідні дані, що відповідають будь-якому даному вхідному сигналу, роблячи правдоподібні узагальнення шаблонів і особливостей з навчальних даних на нові вхідні дані.

Двома основними підкатегоріями навчання під наглядом є алгоритми регресії (безперервний вихід) і алгоритми класифікації (дискретний вихід). Алгоритми регресії шукають оптимальну функцію, яка відповідає точкам навчального набору даних. Трьома основними категоріями алгоритмів регресії є лінійна регресія, множинна лінійна регресія та поліноміальна регресія [66]. Призначення кожного входу відповідному класу дозволяє алгоритмам класифікації визначити, який клас найкраще відповідає наданим даним. Вихід функції прогнозування в цьому випадку є дискретним і його значення належить до одного з можливих класів [64].

Регресія використовується для вирішення проблем регресії, тоді як SVM використовуються для класифікації [25, 48]. Випадковий ліс використовується для вирішення проблем класифікації та регресії [64].

Коли дані позначаються тегами і класифікатор використовується для класифікації або числового прогнозування, використовується контрольоване навчання. LeCun та ін. запропонував стислий, але вичерпний огляд методики навчання під керівництвом і формування глибоких архітектур [50]. Deng і Yu описали різні глибокі мережі для контрольованого та гібридного навчання, такі як мережа глибокого стекування (DSN) та її похідні [1]. Шмідхубер обговорив усі нейронні мережі, від перших нейронних мереж до найновіших згорткових нейронних мереж (CNN), рекурентних нейронних мереж (RNN) і довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) та їхні досягнення [77, 86].

Використання у таких галузях, як продажі, комерція та фондовий ринок, алгоритми машинного навчання часто використовуються для прогнозування цін. Це сектори, які значною мірою покладаються на прогнози на майбутнє, і за допомогою контрольованих алгоритмів машинного навчання можна створювати точніші прогнози. Контрольовані алгоритми використовуються такими торговими платформами, як Highspot і Seismic.

Навчання без контролю. Даний підхід навчає алгоритм навчання за допомогою вхідного набору даних, позбавленого будь-яких позначених виходів, на відміну від навчання під наглядом. Для кожного вхідного елемента немає

правильного чи неправильного результату, і, на відміну від навчання під наглядом, немає жодної участі людини для виправлення чи адаптації. Отже, навчання без контролю є більш довільним, ніж навчання під контролем [46].

Основна мета неконтрольованого навчання полягає в тому, щоб отримати глибше розуміння даних шляхом розпізнавання їх основної структури або моделі розподілу. Алгоритм намагається представити конкретний виявлений вхідний шаблон, одночасно відображаючи його на загальній структурі вхідних шаблонів, коли він навчається самостійно. У результаті різні вхідні дані групуються залежно від характеристик, які були взяті з кожного вхідного елемента [46]. Неконтрольоване навчання використовується для вирішення проблем асоціації та кластеризації.

Неконтрольоване навчання використовується для вилучення ознак із немаркованих даних і класифікації або маркування їх, коли вхідні дані не марковані. LeCun та ін. спрогнозував майбутнє глибинного навчання без нагляду [50]. Шмідхубер також окреслив нейронні мережі для неконтрольованого навчання [77]. Ден і Ю [22, 21] надали огляд архітектур глибокого навчання. Автокодері – це нейронні мережі (НМ), у яких виходи є входами. АЕ починається з оригінального введення, кодує його в стиснену форму, а потім декодує, щоб відтворити оригінальний вхід (Wang).

У глибокому АЕ нижні приховані рівні використовуються для кодування, тоді як вищі використовуються для декодування, а зворотне розповсюдження помилок використовується для навчання [1, 34].

Зараз у цифровій рекламі та маркетинговому просторі використовується багато неконтрольованих алгоритмів. Вони використовуються для аналізу доступних даних, орієнтованих на клієнта, і адаптації послуг для окремих клієнтів. Крім того, це сприяє визначенню потенційних клієнтів. Показовий приклад: Salesforce, який ідеально підходить для таких цілей.

Напівконтрольоване навчання використовує величезну кількість вхідних даних, деякі з яких позначені, а решта ні, і лежить між контрольованим і неконтрольованим навчанням. Галузь машинного навчання має справу з

декількома проблемами реального навчання. Оскільки воно використовує величезну кількість нерозмічених вхідних даних і дуже малу кількість позначених даних, напівконтрольоване навчання вимагає менше взаємодії з людьми. Через те, що меншу кількість мічених наборів даних отримати важче, дорожче та, можливо, потрібен доступ до спеціалістів домену, використання їх є більш привабливим. З іншого боку, немарковані набори даних є не такими дорогими та легшими для отримання [37].

Для навчання алгоритму навчання в напівконтрольованому навчанні можна використовувати підходи як під наглядом, так і під наглядом. Використовуючи неконтрольовані методи навчання, можна виявити приховані шаблони та структури вхідного набору даних.

Навпаки, методи навчання під наглядом можуть бути застосовані до немаркованих даних, щоб забезпечити прогнози на основі найкращих припущень, які згодом можна застосувати до нових наборів даних. Таким чином, ми можемо сказати, що немарковані дані використовуються для переранжування або переоцінки гіпотези чи прогнозу, створеного з використанням позначених даних [93].

Для того, щоб використовувати немарковані навчальні дані, усі напівконтрольовані методи навчання спираються або на припущення гладкості, припущення кластера, або припущення різноманітності [93].

Архітектури гібридного навчання поєднують контрольовані (або «дискримінаційні») і неконтрольовані (або «генеративні») компоненти навчання. Поєднуючи різні архітектури, можна побудувати гібридну глибоку нейронну мережу. Очікується, що використання функцій банку дій для розпізнавання дій людини з ними дасть значно кращі результати [93, 45].

Напівкеруване машинне навчання широко використовується в галузі охорони здоров'я. Він використовується для ідентифікації та аналізу мовлення, а також для категоризації та керування цифровим вмістом. Є кілька місць, де його можна використовувати, включаючи регуляторний сектор. Така технологія дозволяє точніше аналізувати голос і зображення.

Навчання з підкріпленням. Навчання через взаємодію з середовищем проблеми називається навчанням з підкріпленням. Замість того, щоб отримати чіткі вказівки щодо того, що робити, агент навчання з підкріпленням навчається за допомогою власних дій [51]. Він вибирає поточний курс дій на основі попередніх зустрічей (експлуатація) і нових варіантів (дослідження). Таким чином, це можна охарактеризувати як процес навчання, заснований на пробах і помилках. Агент навчання з підкріпленням отримує сигнал у вигляді грошової винагороди, яка вказує, чи була дія успішною. Агент прагне розвинути здатність вибирати варіанти, які максимізують цінність грошової винагороди [65]. Дії можуть вплинути на майбутні обставини та вартість винагороди на додаток до поточної ситуації та поточної вартості винагороди.

Навчальні агенти часто мають встановлені цілі, і вони можуть певною мірою відчувати стан середовища, в якому вони знаходяться. В результаті вони можуть діяти, щоб змінити стан середовища і наблизитися до поставлених цілей. Залежно від того, як навчається кожен підхід, навчання з підкріпленням і навчання під наглядом відрізняються одне від одного.

Підхід до навчання під керівництвом використовує тематичні дослідження, запропоновані зовнішнім керівником для навчання. Навпаки, навчання з підкріпленням отримує інформацію через пряму взаємодію з проблемним середовищем [4].

Алгоритм вивчається за допомогою навчання з підкріпленням, яке використовує систему винагород і покарань. У цьому випадку агент або алгоритм отримує інформацію зі свого середовища. Агент отримує винагороду за належну поведінку та покарання за неадекватну поведінку. Відтак, агент на самокерованій машині отримав би винагороду за безпечне прибуття на місце, але покараний за з'їзд з дороги. Подібно до цього, машина для гри в шахи включає стан винагороди виграшу та стан покарання у вигляді мату. Агент робить спробу максимізувати винагороду та зменшити штраф. У навчанні з підкріпленням алгоритму не говорять, як вчитися, тому він повинен з'ясувати, як це зробити самостійно [4].

Для наступного кроку, створеного моделлю навчання, навчання з підкріпленням використовує механізм винагороди та покарання. Часто використовується для ігор і робототехніки, він обробляє питання прийняття рішень [51]. Шмідхубер окреслив досягнення глибокого навчання в навчанні з підкріпленням (RL), а також застосування глибокої прямої нейронної мережі (FNN) і рекурентної нейронної мережі (RNN) для RL [77]. Автор розглянув глибоке навчання з підкріпленням (DRL), його архітектури, такі як глибока Q-мережа (DQN), і його застосування в різних дисциплінах [51]. Мніх та ін. представив структуру DRL для оптимізації DNN з використанням асинхронного градієнтного спуску [58]. Ван Хасселт та ін. запропонував архітектуру DRL (DNN) на основі глибокої нейронної мережі [90].

Доцільно використовувати методи навчання з підкріпленням, коли доступної інформації мало або вона суперечлива. Сфера азартних ігор є місцем, де він використовується в основному. Система адаптується до непослідовної поведінки гравців і модифікує ігри за допомогою алгоритмів машинного навчання. Метод використовується для створення ігор відомої серії відеоігор Grand Theft Auto.

У безпілотних автомобілях цей підхід також використовується. Він розпізнає вулиці, робити повороти та вибирати напрямок повороту. Коли програма штучного інтелекту AlphaGo перемогла людини-чемпіона в настільній грі Go, ця технологія привернула увагу ЗМІ [83]. Іншим таким використанням є обробка природної мови.

Очевидно, що машинне навчання просувається практично в кожен сферу людської діяльності та допомагає у вирішенні кількох проблем. Сьогодні ми значною мірою покладаємося на технології для справ, які є частиною нашого повсякденного життя, будь то соціальні мережі, додаток для доставки їжі чи онлайн-служба таксі [59].

Глибокі нейронні мережі (DNN) досягли величезного успіху в керованому навчанні (SL). Крім того, моделі глибокого навчання (DL) надзвичайно ефективні в неконтрольованому, гібридному навчанні та навчанні з підкріпленням [50].

Підсумовуючи, кожен шлях машинного навчання починається з визначення завдання та закінчується прикладною моделлю. Можна визначити різні етапи (попередня обробка, пошуковий аналіз даних, вибір моделі, обробка та оцінка моделі). На різних етапах його розвитку необхідні високі характеристики та суворий контроль якості. Для недосвідчених операторів увесь процес можна полегшити спеціальними інструментами для обробки даних, машинного навчання та аналітики.

1.3 Впровадження та застосування машинного навчання у світових фінансових установах

Впровадження штучного інтелекту (AI) і машинного навчання (ML) у фінансовій індустрії розвивається, оскільки фінансові фірми використовують все більший рівень технологій і автоматизації для надання послуг. Розширюючи попередні моделі кількісного аналізу, AI/ML часто застосовувався у фінансах для вирішення дискретних завдань, таких як максимізація прибутку та мінімізація ризику. Проте прийняття галуззю новітніх технологій також відбувається всупереч уявленням, які просякнуті традиціями та історичним фінансовим регулюванням, і регулятори хочуть переконатися, що технологія не обходить правила, які часто називають технологічно нейтральними.

Технологічний прогрес у комп'ютерному обладнанні, ємності та сховищі даних, що дозволяє збирати та аналізувати дані, сприяв розвитку та використанню технологій AI/ML у фінансах. На відміну від старих алгоритмів, які автоматизували кодовані людиною правила, нові моделі штучного інтелекту можуть «навчатися» самі по собі та робити висновки та рекомендації, які не визначені моделями заздалегідь. Цей зсув у технології також уможливив використання нових типів даних, включаючи альтернативні дані (тобто дані, які бюро споживчих кредитів традиційно не використовують), неструктуровані дані (зображення чи публікації в

соціальних мережах тощо) та інформаційні дані без міток, які в поєднанні поширюють використання технологій на нові фінансові послуги чи продукти.

Різні частини індустрії фінансових послуг різною мірою та для різних цілей застосували технологію AI/ML. Деякі види використання штучного інтелекту/ML включають активацію чат-ботів у функціях обслуговування клієнтів, виявлення інвестиційних можливостей та/або здійснення угод, розширення моделей кредитування або (більш економне) прийняття рішень про кредитування, а також виявлення та запобігання шахрайству. Ступінь, до якого галузь або фірма впроваджує різні технології, відображає низку факторів, у тому числі здатність фірми фінансувати внутрішній розвиток і нормативні вимоги.

Згідно з даними Організації економічного співробітництва та розвитку (ОЕСР), штучний інтелект «сприяє цифровій трансформації», яка швидко впроваджується у сфері фінансів [62]. Запровадження цієї новітньої технології не є дивним, оскільки фінанси часто пов'язували з передовими технологіями. Однак галузь також відома своїм використанням часто застарілих технологій і асоціаціями з традиційними практиками, які суперечать новим технологіям. У той час як у минулому особистий банкінг ґрунтувався на стосунках із суспільством і проводився особисто, тепер майже всі транзакції можна виконувати онлайн. У транзакціях на ринках капіталу електронна торгівля по суті позбулася необхідності проводити торгівлю особисто у фізичному місці бірж [72]. Тим часом використання AI/ML (як пов'язане впровадження широкого набору фінансових технологій або «fintech») за останні кілька десятиліть також має наслідки для регулювання, яке надає пріоритет галузевій прозорості, зрозумілості та чесності [18]. Фінансове впровадження штучного інтелекту/ML відбувається, оскільки технологія та її потенціал можуть розвиватися швидше, ніж очікування суспільства та регуляторів.

Мотивація впровадження ІІІ у фінансовому секторі не нова. Запровадження штучного інтелекту в фінансах порівнюють із розвитком розрахунків чистої теперішньої вартості в XIII столітті, нещодавнім винаходом банкомата, використанням експертних систем для персонального фінансового планування та автоматизованою торгівлею, усі з яких використовували різні технології [11].

На додаток до загального тяжіння до технологій, різні характеристики фінансової індустрії зробили її придатним для випробування ШІ/ML. Як висловився один коментатор: «Обробка інформації є центральною функцією фінансових ринків» [57]. Наприклад, AI/ML зазвичай потребує великої кількості даних для навчання своїх систем. Дані є типовою функцією для різних фінансових секторів. Галузь збирає дані з економічних показників, фінансових ринків, окремих споживачів і компаній, а також платежів і транзакцій серед незліченних інших джерел. Більше того, хоча фінанси складаються з різних підсекторів із різноманітними функціями, послугами та продуктами, вони представляють проблеми, які піддаються кількісному виміру, рішення яких часто зводяться (можливо, надто спрощено) до максимізації прибутку з урахуванням заданої толерантності до ризику з урахуванням певної кількості інших змінних, що піддаються кількісній оцінці. Таким чином, галузь генерує великі обсяги даних і забезпечує робоче середовище для технологій AI/ML.

AI/ML також збільшує швидкість, з якою відбуваються фінансові операції. Наприклад, високочастотна торгівля, яка також стає все більш автоматизованою та програмованою, дозволяє угодам здійснюватися за найменші частки секунди, швидкість, з якою ні людський аналіз, ні виконання неможливі. Швидкість, зумовлена AI/ML, дозволяє фінансовим установам оновлювати свої моделі кредитування [44]. Кредитори також застосовують моделі кредитування на основі AI/ML, інтегровані з цифровими платформами та веб-інтерфейсами, щоб швидше доносити рішення до клієнтів.

Фінансова індустрія та учасники ринку використовують ШІ для різноманітних функцій, що мають багато цілей, включаючи підвищення ефективності, допомогу в прийнятті рішень, проведення аналізу та прогнозування, підвищення прибутковості, управління ризиками та андеррайтинг кредитів [31]. Крім того, вони можуть використовуватися у функціях підтримки або фронт-офісі. Програми бек-офісу можуть включати обробку після торгів, узгодження прибутків і збитків від торгівлі та дані аналітики.³⁰ Інші програми можуть включати функції відповідності нормативним вимогам, такі як перевірки «знай свого клієнта» та

програми ідентифікації клієнтів, програми боротьби з відмиванням грошей і фінансуванням тероризму, а також протидії шахрайству.

ШІ допомагає також у розподілі активів, робо-консультаціях і виконанні торгів. Багато дій, які вживають фінансові компанії, є багатоетапними та тісно пов'язаними між собою, і штучний інтелект використовується для окремих частин бізнесу або етапів бізнес-процесу. Крім того, випадки використання з різними визначеннями інколи збігаються. Наприклад, хоча менеджери активів використовують штучний інтелект для допомоги в розподілі активів, певні фірми з управління активами також мають можливість використовувати алгоритмічний трейдинг.

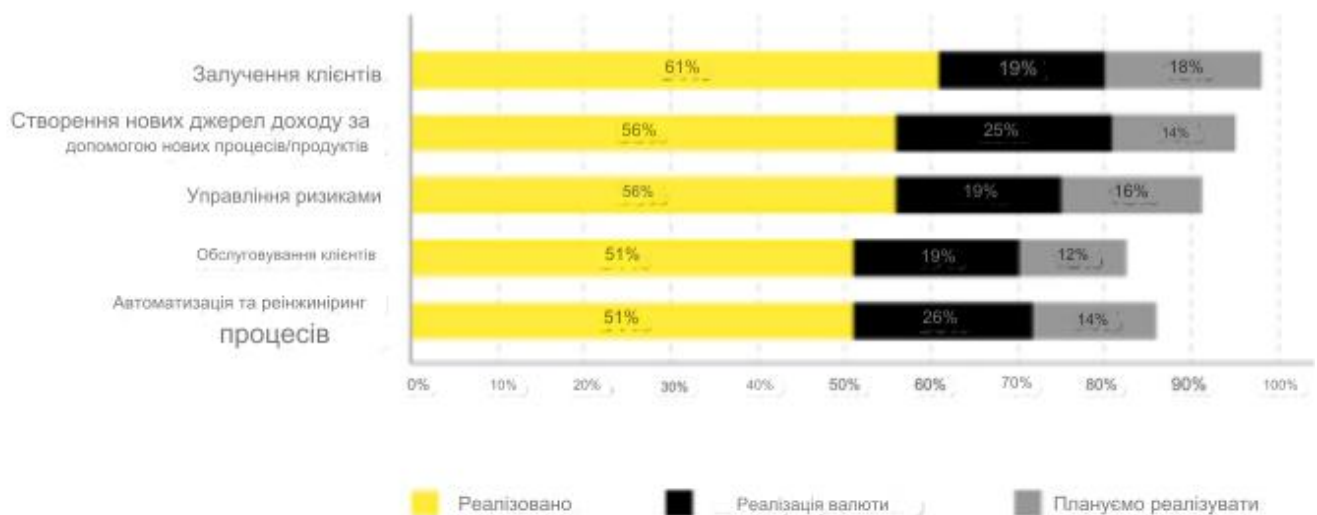


Рисунок 1.3 – Переваги Використання ML У Fintech

Джерело: розроблено автором на основі [34]

Кредитний андеррайтинг – оцінка ризику несплати кредиту потенційним позичальником є одним із основних видів діяльності банків та інших фінансових установ. Фінансові установи, що надають позики, автоматизували методи прийняття рішень про надання кредитів, у тому числі за допомогою використання електронних даних [17].

Відтак, для споживчих позик такі методи, як правило, передбачають використання математичної формули (так званої скорингової моделі) для визначення кредитного рейтингу споживача, а потім, чи повинна фірма надати

позику та за якою процентною ставкою [13]. Різні фактори, включаючи історію сплати рахунків, несплачених боргів, непогашених кредитів і рахунків – бере участь у визначенні кредитної оцінки. Однак нещодавно деякі фінансові компанії розглянули можливість використання AI/ML для розширення або заміни традиційної кредитної оцінки.

Кредитори десятиліттями використовують прогнозні моделі. Традиційно методи статистичної регресії використовували дані бюро кредитної звітності, призначаючи ваги різним змінним, щоб допомогти спрогнозувати, чи заявник прострочить кредит, і визначити ймовірність своєчасного погашення кредиту. Останнім часом фірми використовують вимірювання на основі ML, які ґрунтуються на їхній здатності аналізувати великі обсяги та різні типи даних, включно з даними про транзакції, а також їхній здатності виявляти інші важливі зв'язки, яких не видно в традиційних моделях [28]. Відповідно до одного дослідження, деякі моделі андеррайтингу ML є «більш адаптивними» та показали покращення в прогнозуванні та економії коштів, порівняно з традиційними моделями [3].

Застосування AI/ML для кредитного андеррайтингу відрізняється між банками та небанківськими фінтех. Різні нормативні вимоги змушують банки вагатися щодо використання технології для прийняття рішень щодо андеррайтингу. Загалом, оскільки небанківські організації можуть мати інші (і певним чином більш дозволені) нормативні вимоги нагляду, ніж банки, вони можуть більш охоче використовувати технологію AI/ML. Деякі фінтех-компанії стверджують, що запровадили технологію для андеррайтингу, у тому числі, як повідомляється, для споживчих позик, а також для кредитних продуктів «купи зараз, заплати пізніше» [43]. Хоча банки мають більше вагань щодо використання базових моделей ШІ для рішень щодо кредитного андеррайтингу, деякі мають нібито не відмовився від цієї практики взагалі. Відповідно до різних звітів, банки можуть використовувати AI/ML для виявлення корисних змінних або взаємозв'язків і «дослідити потенціал... для вдосконалення» своїх традиційних статистичних моделей, що використовуються в процесі кредитного андеррайтингу [27].

Крім того, деякі банки, особливо великі, а деякі виключно на етапах експерименту – як повідомляється, використовувати моделі андеррайтингу ML для кредитування [68].

Чат-боти – це комп'ютерні програми, які взаємодіють (наприклад, спілкуються та надають відповіді) з людьми в Інтернеті, імітуючи людську розмову за допомогою текстових і голосових команд. Банківські чат-боти надають негайну допомогу 24/7, скорочуючи час очікування, відповідаючи на запити клієнтів, надаючи інформацію про баланси рахунків та історію транзакцій, а також направляючи користувачів через різні банківські процеси. Згідно з однією оцінкою, чат-боти, які використовуються в банківській справі, забезпечують економію коштів на 8 мільярдів доларів на рік [12].

Regtech (регуляторна технологія) стосується використання регульованими фінансовими установами технологій для виконання різноманітних функцій регулювання, відповідності та звітування про дан [26]. Regtech існує близько десяти років [53]. Regtech зосереджується на дотриманні правил, пов'язаних із адаптацією та ідентифікацією нових клієнтів, але нещодавно було описано як інструмент для боротьби з відмиванням грошей, протидії фінансуванню тероризму, запобігання шахрайства, управління ризиками, стрес-тестування та мікро- та макропруденційної звітності [55]. У свою чергу, банки та інші фінансові установи використовують «робототехніку». автоматизація процесів», щоб допомогти їм відповідати вимогам звітності і регулярно заповнення необхідних даних [2]. У багатьох випадках впровадження regtech банками та іншими фінансовими установами має на меті партнерство зі сторонніми постачальниками, які володіють досвідом у відповідній галузі.

Ключовою формою regtech за допомогою AI/ML є виявлення, запобігання та звітування про несанкціоновану та незаконну фінансову діяльність для банків та інших фінансових установ. Перехід до рішень AI/ML пов'язаний із більш адаптивними підходами та здатністю використовувати більше типів даних. Банки та інші фінансові установи повинні виявляти, запобігати та повідомляти про несанкціоновану та незаконну фінансову діяльність, і кількість фінансових

установ, які використовують AI/ML для вирішення цієї проблеми, зростає [69]. Банки та інші фінансові установи можуть тренувати моделі на величезні обсяги даних про поведінку споживачів, які вони генерують, що дозволяє моделям ML вивчати шаблони шахрайства, а потім виявляти шахрайську поведінку на практиці [74]. Один платіжний процесор, наприклад, заявив, що використовує час, місцезнаходження та дані GPS, щоб визначити, чи відбувається активність у віддалені географічні регіони можуть бути шахрайськими [85]. Компанія також припустила, що моделі ML вивчають та згодом оцінювати певну поведінку, включаючи швидкість переміщення та жести, під час оцінки ймовірності шахрайства. Подібним чином, використання технології матиме переваги в усіх «ланцюжка створення вартості проти відмивання грошей», зокрема під час реєстрації та перевірки клієнтів, а також з особливими й негайними перевагами від моніторингу транзакцій. Крім того, дослідники припускають, що технологія також є корисною для зменшення помилкових спрацьовувань, звільняючи банки від виділення ресурсів на реальні випадки шахрайства.

Технології завжди відігравали невіддільну роль у діяльності фінансового сектора на ринках капіталу. AI/ML можна розглядати як природні продовження таких областей, як кількісні фінанси, які охоплюють передовий статистичний аналіз.

Таким чином, фінансові установи, включаючи індустрію управління активами та інші інвестиційні компанії, прийняли технологію для виявлення та використання інвестиційних можливостей, розподілу капіталу, здійснення угод і зниження витрат. Не всі питання політики, пов'язані з штучним інтелектом/ML у фінансах, є новими, але занепокоєння зросло, оскільки його використання стає все більш поширеним і оскільки обсяг технологій, здається, здатний посилити потенційні ризики. Деякі політичні питання, наприклад, чи має можливість штучний інтелект створювати або посилювати упередження, стосуються широких питань, таких як справедливість у наданні фінансових послуг. Інші, які залежать від сфери застосування технології та її потенційної одноманітності, включають те, чи створює технологія системний ризик або збільшує його.

РОЗДІЛ 2

ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ФІНАНСАХ ТА ПРОГНОЗУВАННІ

2.1 Автоматизація процесів надання фінансових послуг за допомогою машинного навчання

Фінансовий сектор має багату та обширну історію з ШІ, яка сягає початку 1980-х років. У 1982 році Арех створив PlanPower, програму штучного інтелекту для податкових і фінансових консультацій, що пропонується клієнтам із доходом понад 75 000 доларів США. У 1987 році Chase Lincoln First Bank (тепер це частина JP Morgan Chase) запустив систему персонального фінансового планування. Невдовзі після цього, у 1989 році, була випущена FICO Score, формула оцінки кредитоспроможності, заснована на подібному алгоритмі, який використовують сьогодні банки.

Протягом десятиліть банки використовували методи машинного навчання для виявлення шахрайства з кредитними картками. У 2014 році британський менеджер фонду Man Group почав використовувати ML для інвестування грошей своїх клієнтів. У 2016 році Bank of America запустив свій чат-бот Erica, який вважався віхою у взаємодії з клієнтами. У 2018 році різні фінансові установи оголосили про розробку рекомендаційних систем.

Нещодавно Банк Англії (BoE) і Управління з питань фінансової поведінки (FCA) провели спільне опитування, щоб краще зрозуміти поточне використання ML у фінансових послугах Великобританії. Одним із ключових висновків опитування було те, що ML все більше використовується, і респонденти очікують значного зростання використання машинного навчання протягом наступних років.

Середній респондент опитування очікує, що кількість заявок на ML збільшиться більш ніж удвічі протягом наступних трьох років [46]. Для банківської

та страхової сфери очікується зростання ще більшого: компанії в кожному секторі очікують, що кількість заявок на ML збільшиться майже втричі.

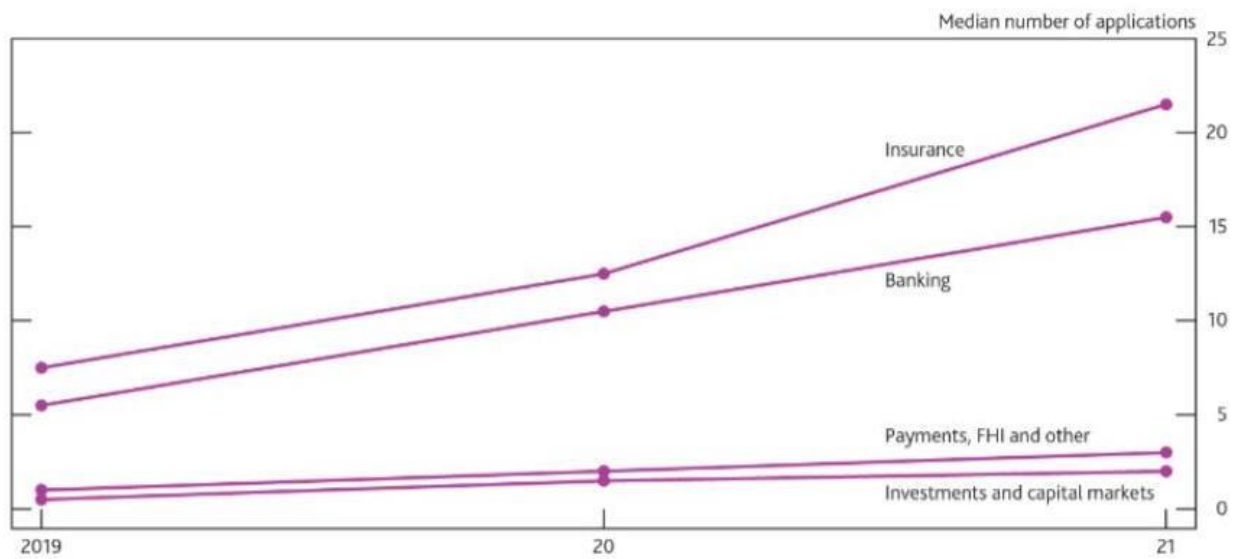


Рисунок 2.1 – Програми ML у фінансових послугах Великобританії

Джерело: розроблено автором на основі [34]

Машинне навчання має широкий спектр випадків використання у фінансовій галузі. Функції бек-офісу, такі як управління ризиками та комплаєнс, використовують найчастіше. До них належать протидія відмиванню грошей (AML) і виявлення шахрайства, оскільки необхідність підключення великих наборів даних і виявлення шаблонів добре підходить для ML. Однак ML також все частіше застосовується у фронт-офісних функціях, таких як управління клієнтами, продажі та торгівля. Випадки такого використання є потенційно можливими завдяки різним типам алгоритмів.

Попит і цінність швидкого та високоякісного фінансового інжинірингу, фінансового аналізу та прогнозування зросли протягом останніх кількох років, коли ми виходимо на новий рівень обслуговування клієнтів. Очевидні переваги використання штучного інтелекту та машинного навчання у фінансах, банківській справі та бізнес-аналітиці важко переоцінити. Переваги підтверджені на практиці багатьма успішними кейсами.

Програми машинного навчання в банківській сфері дозволяють компаніям автоматизувати трудомісткі повсякденні процеси, пропонуючи набагато більш

оптимізовану та персоналізовану взаємодію з клієнтами. Вони також дозволяють більш продуктивно працювати з великими базами даних, значно підвищуючи якість оцінки активів, прогнозування фінансових показників і вирішуючи багато критичних питань фінансової безпеки даних [64].

Інвестиції в нові технології і насамперед у AI у FinTech є передумовою для розвитку та систематичного підвищення якості роботи з клієнтами, а також у сфері фінансів, даних та кібербезпеки.



Рисунок 2.2 – Впровадження ШІ у банківські послуги

Джерело: розроблено автором на основі [34]

Команда експертів з Mediant Inc. наводить цікаву статистику, яка дає більше, ніж конкретний прогноз щодо інвестиційних тенденцій галузі FinTech на найближчі кілька років. Виходячи з даних статистичних досліджень, технологія штучного інтелекту та глибоке навчання у фінансах стануть провідними інвестиціями в наступні п'ять років разом з інституційними інструментами для уніфікації та управління існуючими процесами.

Основним функціональним призначенням алгоритмів ML є чітке визначення шаблонів роботи та кореляцій серед величезних обсягів інформації, подій, операцій і послідовностей. Таким чином, ML сьогодні успішно використовується в автоматизації процесів, питаннях безпеки, оптимізації

підтримки клієнтів, кредитних пропозиціях, оптимізації портфолію, особистих фінансах та багатьох інших секторах [36].

Насправді, якщо ви є клієнтом банку, страхової служби чи будь-якої фінансово-технічної компанії, ви маєте справу з роботою машинного навчання банківських випадків використання. Деякі експерти іронічно називають впровадження штучного інтелекту на фінансовий ринок білою магією, оскільки він майже непомітний, але все одно змінює взаємодію клієнта та компанії на краще.

Наприклад, провідний комерційний банк України ПриватБанк ефективно відпрацював технологію з чат-ботами-помічниками на веб-платформах і мобільних додатках. Чат-боти на основі ШІ значно оптимізували час обробки загального вирішення запитів.

Всесвітньо відома компанія PayPal інвестує в глибоке навчання з точки зору безпеки, щоб покращити свій фінансовий моніторинг і виявлення шахрайства.

Наведемо кілька відомих стартапів, які використовують машинне навчання, щоб допомогти підприємствам перехитрити хакерів і фінансових злочинців:

Resistant.ai – празький стартап на базі машинного навчання, який допомагає захистити системи штучного інтелекту від цілеспрямованих маніпуляцій, агресивних атак машинного навчання та просунутого шахрайства.

Riskified використовує алгоритми машинного навчання, щоб надавати інформацію про платежі, яка дозволяє компаніям приймати або відхиляти транзакції.

Feedzai – американський стартап, який використовує машинне навчання для розробки інструментів управління ризиками для запобігання шахрайству та відмиванню грошей під час транзакцій.

Google Cloud нещодавно запустив штучний інтелект проти відмивання грошей. Він надає консолідовану оцінку ризику клієнта, створену машинним навчанням (ML), як альтернативу сповіщенню про транзакції на основі правил. Оцінка ризику базується на даних банку, включаючи моделі транзакцій, мережеву поведінку та дані «Знай свого клієнта» (KYC), щоб ідентифікувати випадки та групи роздрібних і комерційних клієнтів із високим ризиком.

Wells Fargo був першим американським банком, який створив клієнтського помічника для Facebook Messenger на основі ML. Він є одним із перших, хто розробив програми машинного навчання в банківській справі.

Bank of America був одним із перших банків, які представили віртуального помічника на базі ML у мобільному додатку. Через пандемію Erica додавала 1 мільйон користувачів на місяць з березня по травень 2020 року, довівши кількість користувачів до 14 мільйонів.

Kindgeek також нещодавно запустив нову послугу – віртуального помічника AI. Ми пропонуємо технічні консультації, інтеграцію помічника зі штучним інтелектом на базі GPT та оперативні інженерні послуги, щоб допомогти вам забезпечити чудовий досвід роботи з клієнтами, підвищити операційну ефективність і скоротити витрати шляхом автоматизації вашої першої лінії підтримки клієнтів [80].

Багато моделей машинного навчання розроблено для прогнозування цін на фондовому ринку. Багато з них призначені для прогнозування криптовалют, як-от SARIMA та FB Prophet. Хоча деяким надзвичайно важко передбачити майбутнє біткойна, ми можемо зрозуміти, куди воно рухається, маючи високий ступінь впевненості в машинному навчанні.

Машинне навчання (ML) є життєво важливим компонентом сучасних інвестиційних стратегій, революціонізуючи спосіб навігації на фінансових ринках. Алгоритми ML аналізують обширні історичні та фінансові дані в реальному часі, щоб виявити закономірності та тенденції, які можуть вислизати від традиційного аналізу. Даний підхід на основі даних покращує прогнозу аналітику, надаючи інвесторам більш обґрунтоване розуміння майбутніх ринкових змін і цін на акції.

У сфері алгоритмічної торгівлі ML широко використовується. Автоматизовані системи здійснюють угоди на основі попередньо визначених правил, вивчаючи історичні дані, щоб оптимізувати торгові стратегії та використовувати короткострокові можливості. Ця можливість дозволяє швидко реагувати на зміни ринку, сприяючи більш ефективним і адаптивним торговим стратегіям.

Іншим ключовим застосуванням ML є оптимізація портфолію. Алгоритми ML динамічно коригують ваги портфеля та розподіл активів, враховуючи такі фактори, як толерантність до ризику, очікувана віддача та ринкові умови. Такого роду оптимізація має на меті максимізацію прибутку при мінімізації ризику, забезпечуючи більш витончений та адаптивний підхід до управління портфелем.

Аналіз мікроструктури ринку, що включає вивчення динаміки книги замовлень, моделей ліквідності та транзакційних витрат, – усе це приносить переваги додаткам ML. Детальний аналіз має вирішальне значення для розробки стратегій високочастотної торгівлі та розуміння складної динаміки поведінки ринку.

ML також використовується для динамічного розподілу активів, постійно аналізуючи ринкові умови та економічні показники. Адаптивність такого роду дозволяє інвестиційним стратегіям реагувати на зміну середовища, оптимізуючи розподіл активів для отримання максимального прибутку.

Нижче наведено кілька варіантів використання банківської системи машинного навчання для інвестиційних стратегій:

BlackRock є однією з найбільших у світі компаній з управління інвестиціями. Їхня платформа Aladdin Wealth використовує ML для моделювання поведінки окремих інвесторів і розробки оптимальних інвестиційних портфелів відповідно до їхніх унікальних уподобань і допустимих ризиків.

Trade Ideas надає трейдерам робо-порадника на основі штучного інтелекту, який складається з кількох десятків інвестиційних алгоритмів, які протягом ночі піддаються більш ніж мільйонам торгових сценаріїв, щоб отримати підмножину з найвищою ймовірністю для альфа-версії на наступній ринковій сесії.

2.2 Вплив інфляції на точність прогнозування цін на акції Apple за допомогою чатів штучного інтелекту

Розглянемо можливість використання нейронних мереж для прогнозування цін на акції Apple. Для цього ми сформуємо таблицю цін на акції за 2 роки помісячно (рис. 2.3).

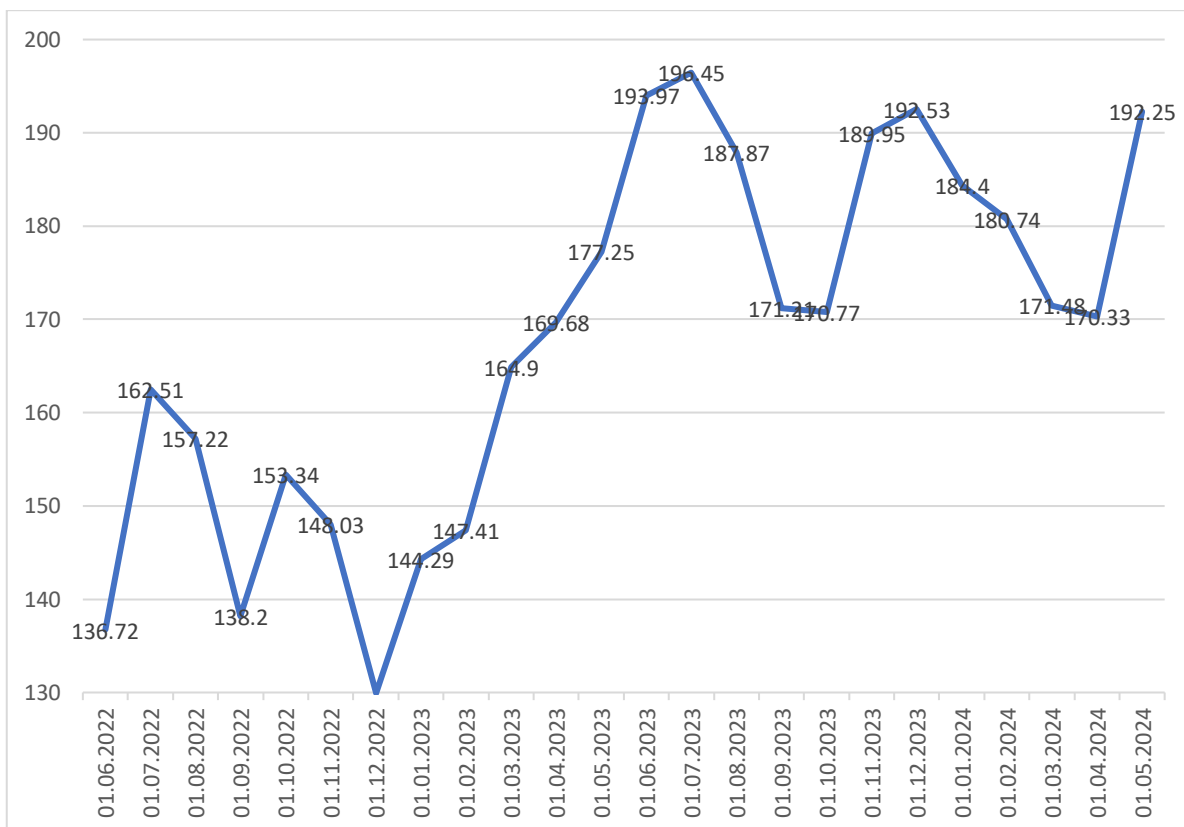


Рисунок 2.3 – Динаміка цін на акції Apple за 01.06.2022 по 01.05.2024 роки

Джерело: розроблено автором на основі біржових даних

Можна побачити нестабільну ціну акцій з трендом на підвищення. Далі нами запропоновано спрогнозувати ціну на 06.2024 рік відкритими чатами ШІ.

Інфляція є одним з визначальних макроекономічних факторів, який необхідно враховувати при прогнозуванні цін акцій. Вплив інфляції на економіку, компанії та інвесторів є глибоким і багатограним.

Насамперед, інфляція безпосередньо впливає на прибутковість компаній. Високі темпи зростання цін призводять до підвищення операційних витрат, таких

як вартість сировини, енергії, оренди та оплати праці, що надалі знижує операційний прибуток компаній, обмежуючи їхні можливості для інвестицій та зростання. Відповідно, акції компаній з високими витратами під ризиком втрати ціни від інфляції сильніші, ніж компанії, які мають змогу перекласти зростання цін на споживачів.

Орім того, інфляція впливає на процентні ставки. Центральні банки досить часто вдаються до підвищення ставок для стримування інфляційного тиску. Вищі процентні ставки збільшують вартість позикового фінансування для компаній, обмежуючи їхні інвестиційні можливості та майбутні прибутки, що також негативно позначається на вартості акцій, через те, що майбутні грошові потоки компаній дисконтуються за вищими ставками.

Не можна ігнорувати і вплив інфляції на купівельну спроможність споживачів. Зростання цін на товари та послуги зменшує реальні доходи домогосподарств, змушуючи їх скорочувати витрати, що негативним чином позначається на попиті на продукцію компаній і, відповідно, на їхніх доходах та прибутках, що є невіддільним фактором при оцінці вартості акцій.

Нарешті, інфляція впливає на ставлення інвесторів. В умовах високої інфляції інвестори можуть віддавати перевагу активам, які захищені від знецінення грошей, таким як нерухомість, золото чи товари, що призводить до переміщення капіталу з ринку акцій, тиснучи на їхні ціни.

Таким чином, прогнозування рівня інфляції є вагомим етапом для визначення справедливої вартості акцій. Аналітики ретельно відстежують інфляційні тенденції та їхній вплив на економіку, галузі та окремі компанії. Лише глибоке розуміння такого макроекономічного фактора дозволяє зробити обґрунтовані припущення щодо майбутньої прибутковості компаній та відповідно оцінити їхні акції.

Спочатку дане питання було запропоновано *chatgpt.com*.

Відповідь надана в Додатку А. Можна побачити, що при ціні акції на кінець травня 2024 року в 192,25 дол США акцію прогнозована ціна ШІ *chatgpt.com* складає 171,86 дол. США. Тобто помилка прогнозування складає:

$(192,25-171,86)/192,25 \times 100 = 10,60\%$, що є значним показником.

Далі запропоновано врахувати інфляцію. Відповідь надана в Додатку А. Можна побачити, що при ціні акції на кінець травня 2024 року в 192,25 дол США акцію прогнозована ціна ШІ chatgpt.com складає 173 дол. США. Тобто помилка прогнозування складає:

$(192,25-173)/192,25 \times 100 = 10,01\%$, що також є значним показником., але меншим ніж при не урахуванні інфляції.

Наступним кроком питання було задане *gemini.google.com*. (Додаток Б).

Відповідь надана в Додатку Б. Можна побачити, що при ціні акції на кінець травня 2024 року в 192,25 дол США акцію прогнозована ціна ШІ *gemini.google.com* складає 170-190 дол. США. Тобто помилка прогнозування складає:

$(192,25-170)/192,25 \times 100 = 11,57\%$,

$(192,25-190)/192,25 \times 100 = 1,17\%$,

Середня помилка:

$(192,25-180)/192,25 \times 100 = 6,37\%$, що є значним показником.

Далі запропоновано врахувати інфляцію. Відповідь надана в Додатку Б. Можна побачити, що при ціні акції на кінець травня 2024 року в 192,25 дол США акцію прогнозована ціна ШІ *gemini.google.com* складає 186,04 дол. США. Тобто помилка прогнозування складає:

$(192,25-186,04)/192,25 \times 100 = 3,23\%$, що є достатнім показником. Отже, даний чат можливо використовувати для прогнозування цін на акції.

Останнім дане питання було запропоновано *claude.ai*.

Відповідь надана в Додатку В. Можна побачити, що при ціні акції на кінець травня 2024 року в 192,25 дол США акцію спрогнозована ціна ШІ *claude.ai* складає 168,92 дол. США. Тобто помилка прогнозування складає:

$(192,25-168,92)/192,25 \times 100 = 13,7\%$

Що є значною та більша, ніж *chatgpt.com*.

Далі запропоновано врахувати інфляцію. Відповідь надана у Додатку Б. Відзначимо, що при ціні акції на кінець травня 2024 року в 192,25 дол США акцію

прогнозована ціна ШІ claude.ai складає 178,73 дол. США. Тобто помилка прогнозування складає:

$$(192,25-178,73)/192,25 \times 100 = 7,03\%$$

що є високим показником, але значно меншим ніж при прогнозуванні без урахуванні інфляції. Отже, даний чат можливо використовувати для прогнозування цін на акції з обережністю.

Таким чином, нами було визначено, що прогнозування цін на акції за допомогою вікритих чатів ШІ недоцільно, оскільки вони дають досить високу похибку прогнозування: chatgpt.com – 10,60% без урахування інфляції, 10,01% з урахуванням інфляції, gemini.google.com – 6,37% без урахування інфляції, 3,23% з урахуванням інфляції, claude.ai – 13,7% без урахування інфляції, 7,03% з урахуванням інфляції.

Отже, варто використовувати або більш просунуті моделі ШІ, або моделі, які спеціально створені для прогнозування цін на акції або інших потреб фінтех.

2.3 Визначення впливу різних факторів на інфляцію за допомогою регресійного аналізу в програмі Statistica

Нами запропоновано прогнозування інфляції через застосування машинного навчання через програму STATISTICA (табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Початкові дані для прогнозування інфляції

	Інфляція	Безробіття	Середня зарплата, дол США	Середній курс 100 дол США, грн	Індекс промислового виробництва	Експорт, млн грн
1	2	3	4	5	6	7
2013	100,5	7,7	393,8	799,30	107,8	681899
2014	124,9	9,7	213,8	1188,67	110,2	770121
2015	143,3	9,5	173,4	2184,47	104,6	1044541
2016	112,4	9,7	221,5	2555,13	111,5	1174625
2017	113,7	9,9	275,3	2659,66	110,9	1430230
2018	109,8	9,1	332,3	2720,05	112,1	1608890
2019	104,1	8,6	430,5	2584,56	104,6	1636416

Продовження табл. 2.1

1	2	3	4	5	6	7
2020	105,0	9,9	437,6	2696	110,1	1637399
2021	110,0	10,3	506,4	2729	109,8	2224704
2022	126,6	21,1	371,0	3234	61,5	1840563
2023	105,1	19	461,0	3657	75,4	1868904

Джерело: розроблено автором самостійно

Після обробки даних програмою отримуємо наступні дані (табл. 2.2-2.5).

Таблиця 2.2 – Часткові кореляції показників для моделі

		Кореляції					
		Інфляція	Безробіття	Сер_ЗП	Курс_дол	ІПВ	Експорт
1		2	3	4	5	6	7
Кореляція Пірсона	Інфляція	1,000	,159	-,695	-,059	-,175	-,239
	Безробіття	,159	1,000	,262	,647	-,963	,482
	Сер_ЗП	-,695	,262	1,000	,369	-,267	,690
	Курс_дол	-,059	,647	,369	1,000	-,535	,846
	ІПВ	-,175	-,963	-,267	-,535	1,000	-,383
	Експорт	-,239	,482	,690	,846	-,383	1,000
Знч. (1-стороння)	Інфляція	.	,320	,009	,432	,303	,240
	Безробіття	,320	.	,218	,016	,000	,067
	Сер_ЗП	,009	,218	.	,132	,213	,009
	Курс_дол	,432	,016	,132	.	,045	,001
	ІПВ	,303	,000	,213	,045	.	,122
	Експорт	,240	,067	,009	,001	,122	.
N	Інфляція	11	11	11	11	11	11
	Безробіття	11	11	11	11	11	11
	Сер_ЗП	11	11	11	11	11	11
	Курс_дол	11	11	11	11	11	11
	ІПВ	11	11	11	11	11	11
	Експорт	11	11	11	11	11	11

Джерело: розроблено автором самостійно

Аналізуючи представлену таблицю часткових кореляцій для моделі, можна зробити наступні висновки.

Існує сильний негативний зв'язок між інфляцією та середньою заробітною платою (-0,695), що означає зростання інфляції зазвичай супроводжується зниженням реальної купівельної спроможності населення.

Безробіття має помірний позитивний зв'язок з курсом долара (0,647), що свідчить в періоди девальвації національної валюти про зростання безробіття.

Спостерігається сильний негативний зв'язок між безробіттям та індексом промислового виробництва (-0,963), що цілком логічно, оскільки зростання промислового виробництва, як правило, супроводжується збільшенням зайнятості.

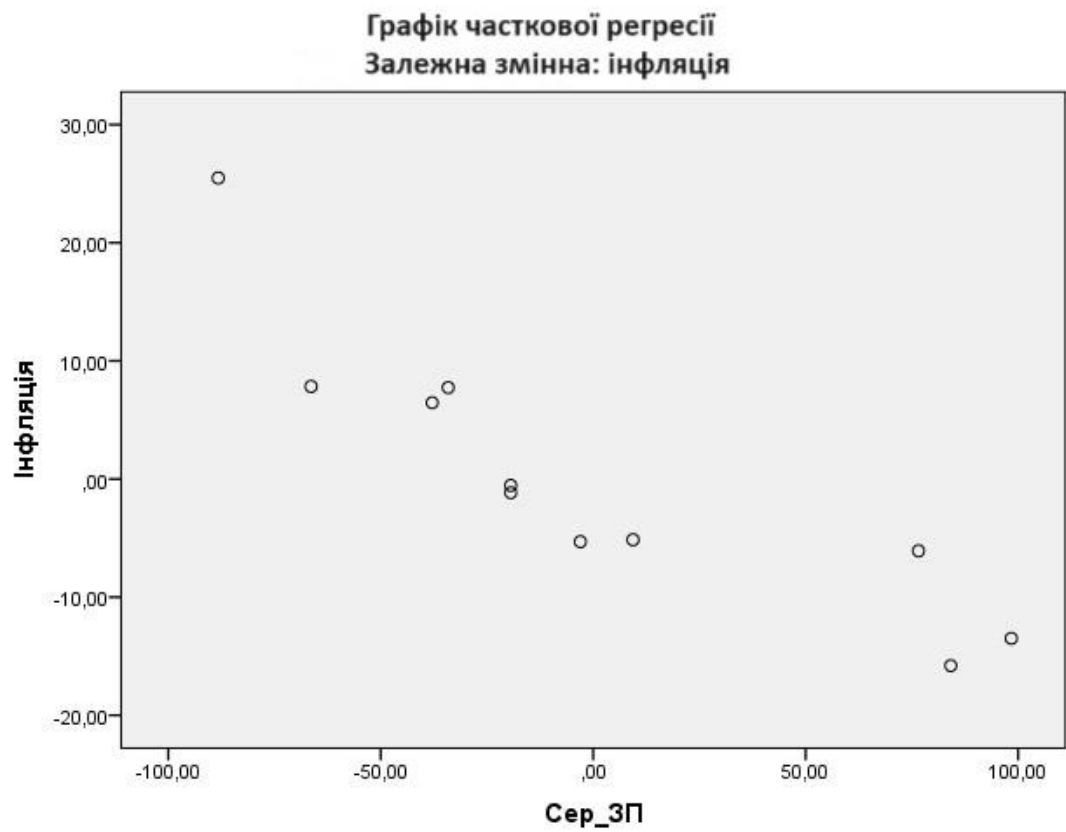
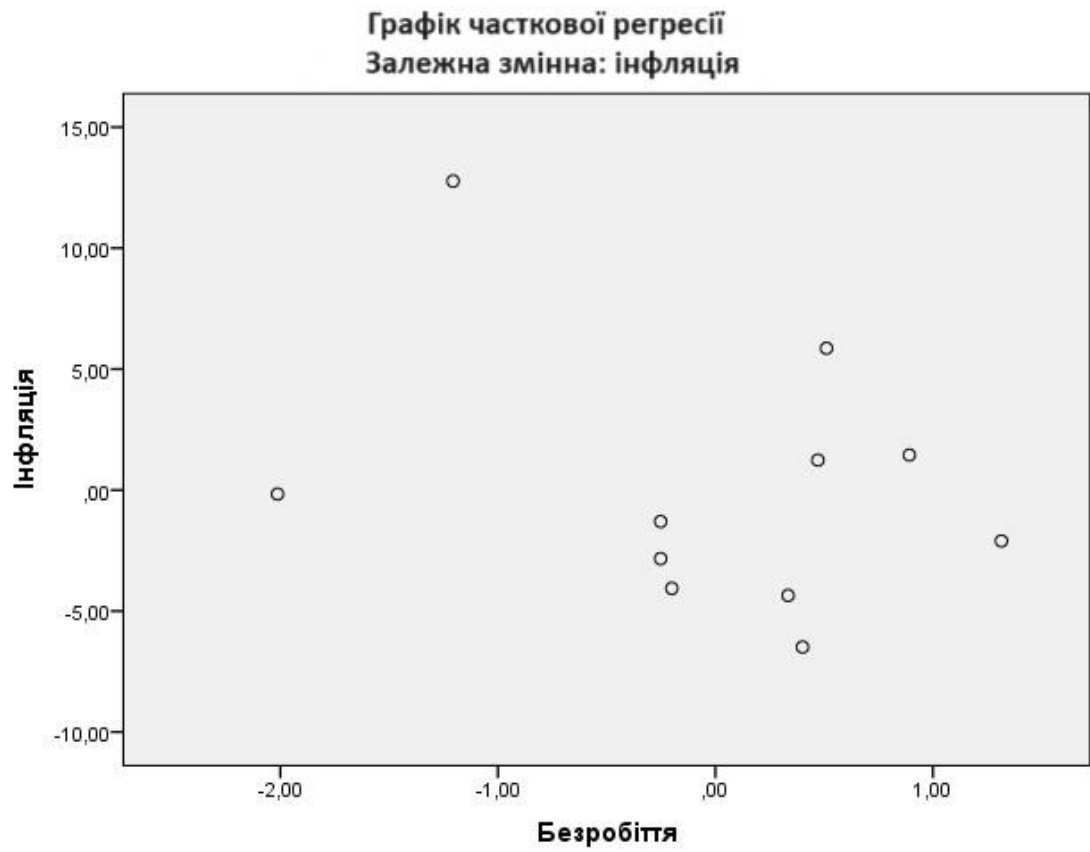
Виявлено, що курс долара має сильний позитивний зв'язок з обсягом експорту (0,846), що пояснюється підвищенням конкурентоспроможності вітчизняного експорту під час девальвації гривні.

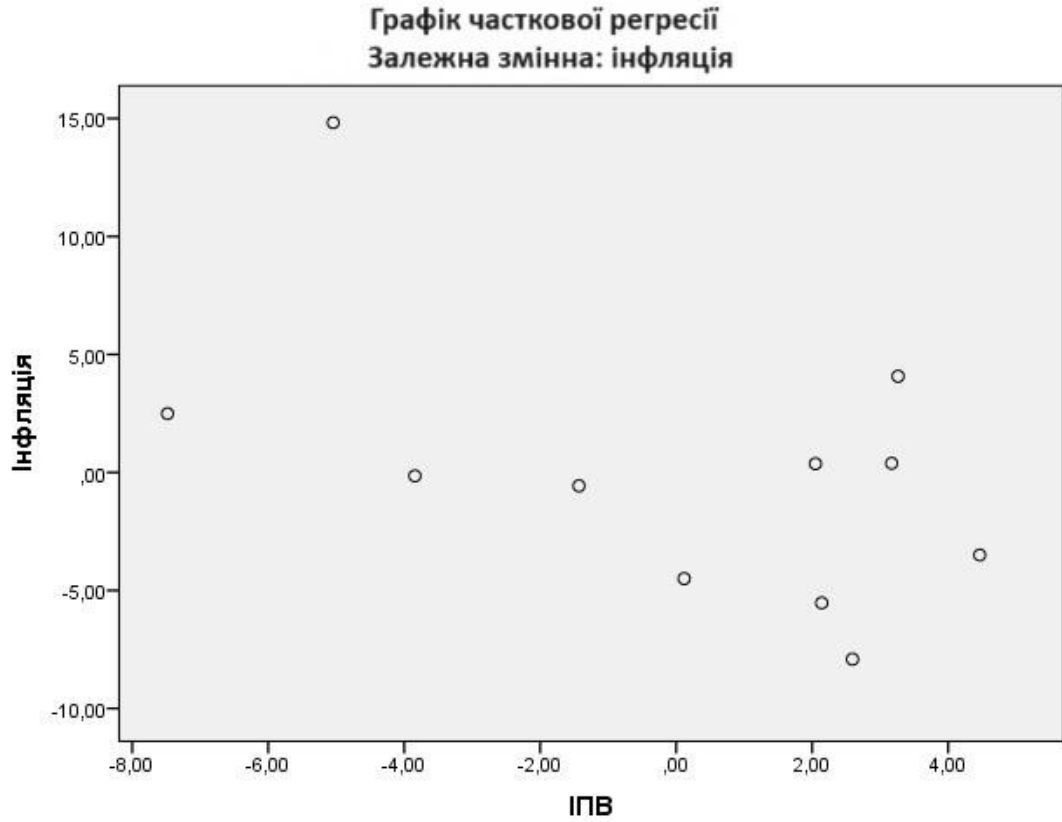
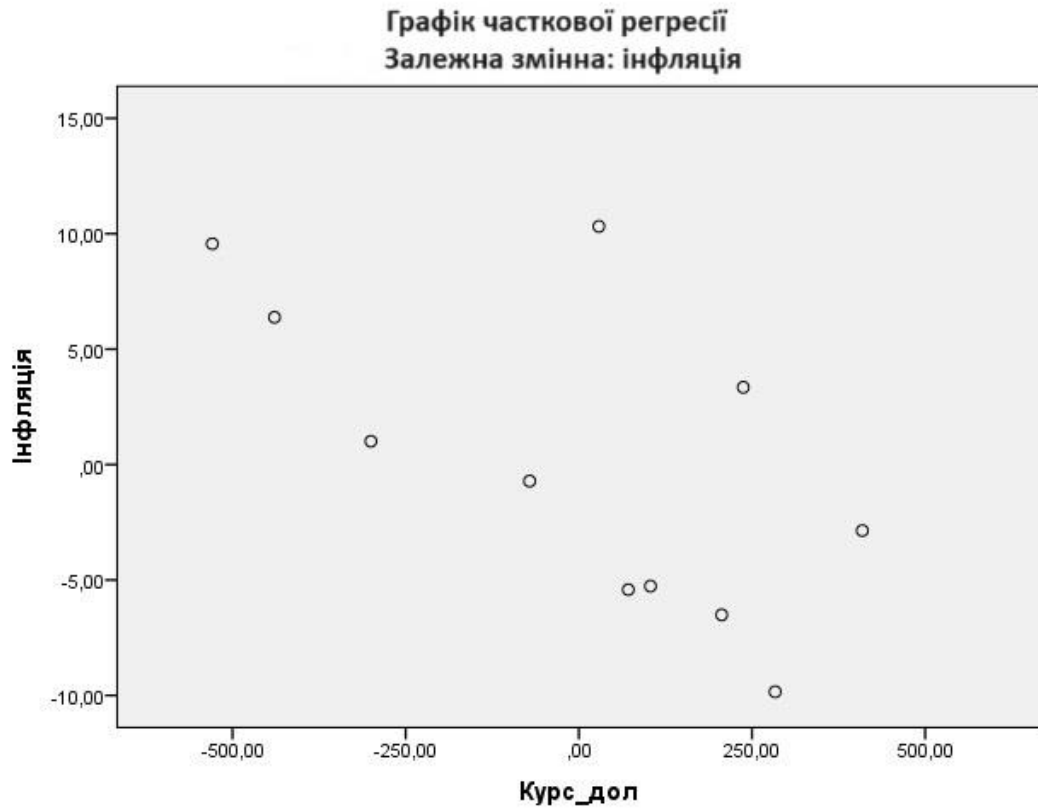
Середня заробітна плата демонструє помірний позитивний зв'язок з експортом (0,690), що є результатом зростання доходів у експортоорієнтованих галузях.

Статистично значущими (на рівні 5%) виявилися зв'язки між інфляцією та середньою зарплатою, безробіттям та курсом долара, безробіттям та індексом промвиробництва, курсом долара та експортом і ППВ.

Таким чином, результати кореляційного аналізу показників підтверджують наявність логічних взаємозв'язків між макроекономічними показниками, які необхідно враховувати при побудові економічних моделей та прогнозуванні.

На рис. 2.1 наведено графіки часткової регресії.





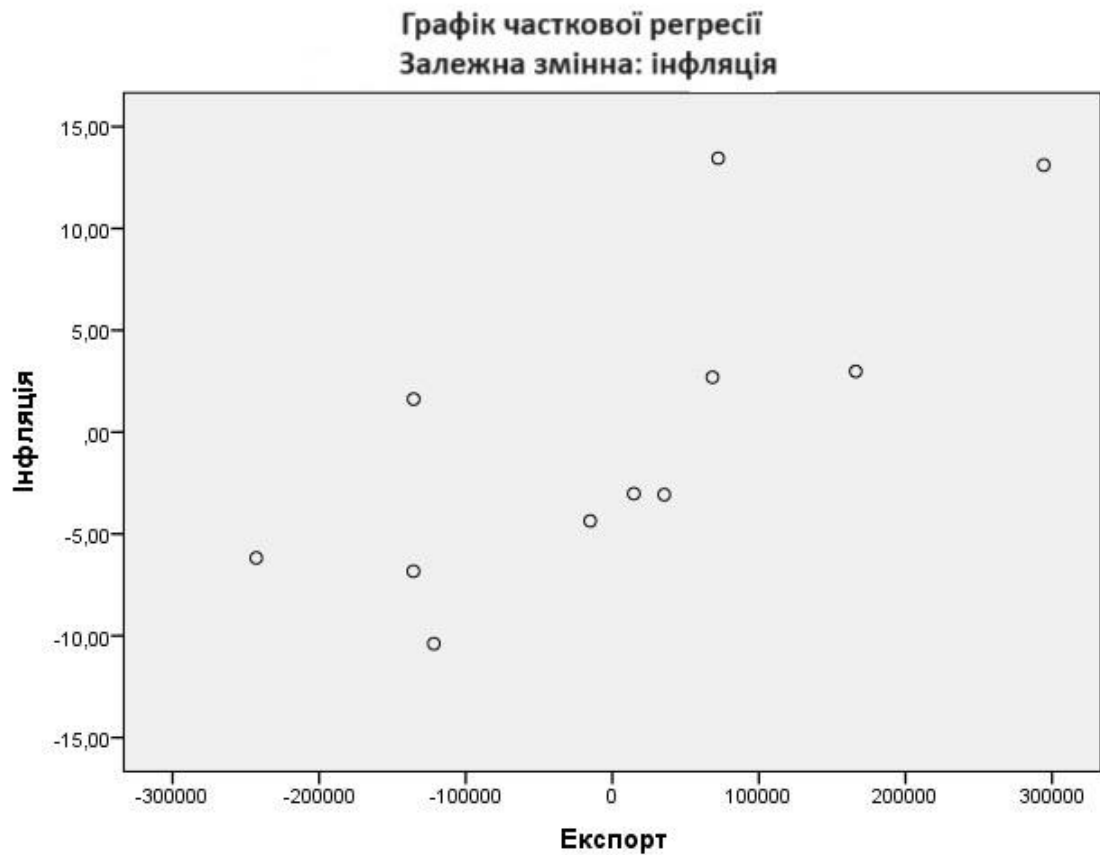


Рисунок 2.1 – Часткові регресії показників для моделі

Джерело: розроблено автором самостійно

Розглянемо показники моделі прогнозування (табл. 2.3).

Таблиця 2.3 – Показники моделі прогнозування

Зведення для моделі^б

Модель	R	R-квадрат	Скоригований R-квадрат	Стд. похибка помилка	Зміна статистик					Дурбін-Уотсон
					Зміни R квадрат	Зміни F	ст.св .1	ст.св .2	Знч. змін F	
1	,913 ^а	,834	,669	7,31034	,834	5,035	5	5	,050	2,206

а. Предиктори: (конст) Експорт, ІПВ, Сер_ЗП, Курс_дол, Безробіття

б. Залежна змінна: Інфляція

Джерело: розроблено автором самостійно

Множинний коефіцієнт кореляції визначено на рівні $R = 0,913$, що свідчить про сильний зв'язок між залежною змінною (інфляція) та сукупністю незалежних змінних (експорт, індекс промислового виробництва, середня заробітна плата, курс долара, безробіття).

Коефіцієнт детермінації R-квадрат = 0,834, що означає, що 83,4% варіації інфляції пояснюється варіацією включених у модель незалежних змінних.

Скоригований коефіцієнт детермінації (з урахуванням кількості предикторів) дещо нижчий - 0,669, але все одно демонструє високу якість моделі.

Стандартна помилка оцінки становить 7,31034, що відображає середнє відхилення спостережуваних значень інфляції від передбачених за моделлю.

Статистика Дурбіна-Уотсона 2,206 знаходиться в діапазоні 1,5-2,5, що свідчить про відсутність автокореляції залишків моделі.

Зміна R-квадрата = 0,834 вказує, що 83,4% дисперсії залежної змінної пояснюється регресією.

Значення F-статистики 5,035 з рівнем значущості 0,050 свідчить про статистичну значущість моделі в цілому на 5% рівні.

Представлена регресійна модель прогнозування інфляції на основі експорту, індексу промвиробництва, середньої зарплати, курсу долара та безробіття має високу якість і пояснювальну здатність. Комплекс статистичних показників демонструє статистичну значущість моделі та відсутність серйозних порушень припущень класичної лінійної регресії.

Таблиця 2.4 – Коефіцієнти моделі прогнозування

Модель		Коефіцієнти ^а											
		Нестандартизовані коефіцієнти		Стандартизовані коефіцієнти	t	Знч.	95,0%% довірчий інтервал для В		Кореляції			Статистики колінеарності	
		В	Стд. Ошибка	Бета			Нижня межа	Верхня межа	Нульовий порядок	Часна	Частков а	Толерантність	КРД
1	(Константа)	254,303	84,598		3,006	,030	36,837	471,769					
	Безробіття	-1,694	2,443	-,587	-,693	,519	-7,975	4,587	,159	-,296	-,126	,046	21,638
	Сер_ЗП	-,167	,037	-1,474	-4,475	,007	-,263	-,071	-,695	-,895	-,815	,305	3,276
	Курс_дол	-,014	,008	-,920	-1,879	,119	-,034	,005	-,059	-,643	-,342	,138	7,237
	ІПВ	-,811	,588	-1,080	-1,379	,226	-2,324	,701	-,175	-,525	-,251	,054	18,518
	Експорт	3,763E-005	,000	1,426	2,503	,054	,000	,000	-,239	,746	,456	,102	9,798

а. Залежна змінна: Інфляція

Джерело: розроблено автором самостійно

Таблиця 2.5 – Діагностування колінеарності

Модель		Виміри		Діагностики колінеарності ^а							
				Власне значення	Показник обумовленості	Частки дисперсії					
						(Константа)	Безробіття	Сер_ЗП	Курс дол	ІПВ	Експорт
1	1	5,721	1,000	,00	,00	,00	,00	,00	,00		
	2	,155	6,068	,00	,01	,00	,01	,00	,00		
	3	,073	8,873	,00	,02	,15	,00	,00	,02		
	4	,045	11,297	,00	,02	,19	,10	,00	,02		
	5	,005	32,824	,00	,02	,53	,89	,00	,87		
	6	,000	117,178	1,00	,92	,13	,00	,99	,08		

а. Залежна змінна: Інфляція

Модель має наступний вигляд:

$$I = 254,303 - 1,694 \times \text{Безробіття} - 0,167 \times \text{СерЗП} - 0,014 \times \text{Курс\$} - 0,811 \times \text{ІПВ} + 0,00003763 \times \text{Експорт}$$

Серед наведених факторів визначальним для прогнозування інфляції є середня заробітна плата (Сер_ЗП). Її стандартизований коефіцієнт -1,474 має найбільше абсолютне значення, а р-значення 0,007 фактично вказує на її статистичну значущість на рівні 1%.

Негативний знак коефіцієнта для Сер_ЗП (-0,167) вказує на зворотний зв'язок між середньою зарплатою та інфляцією – чим вища середня зарплата, тим нижча буде інфляція за інших рівних умов.

Рівень безробіття має від'ємний коефіцієнт (-1,694), що відповідає економічній теорії – зростання безробіття призводить до зниження інфляції. Однак його р-значення 0,519 не дозволяє вважати цей фактор статистично значущим.

Курс долара має від'ємний коефіцієнт (-0,014), що є свідченням певного зв'язку між зміцненням національної валюти та зниженням інфляції. Проте його р-значення 0,119 не є статистично значущим.

Індекс промислового виробництва (ІПВ) також має від'ємний коефіцієнт (-0,811), що відображає зв'язок між спадом виробництва і зниженням інфляції. Однак його р-значення 0,226 не є статистично значущим на прийнятних рівнях.

Експорт має додатній коефіцієнт (3,763E-005) і р-значення близьке до 5% (0,054), що, у свою чергу, вказує на слабкий позитивний зв'язок між зростанням експорту та інфляцією.

Значення статистик колінеарності (толерантності та VIF) для більшості факторів є досить високими, що є свідченням проблеми з мультиколінеарністю в моделі.

Загалом, модель демонструє, що середня заробітна плата є найбільш значущим фактором прогнозування інфляції серед наведених. Інші фактори мають невисоку статистичну значущість, можливо через присутність мультиколінеарності.

РОЗДІЛ 3

ПЕРСПЕКТИВНІ НАПРЯМИ ТА АЛГОРИТМИ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТЕЙ ФІНАНСОВИХ ПРОГНОСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ

3.1 Аналіз та висновки результатів прогнозування інфляції

Розглянемо модель прогнозування інфляції за допомогою Statistica SPSS (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 – Показники дисперсії моделі прогнозування

Дисперсійний аналіз ^а					
Модель	Сума квадратів	ст.св.	Середній квадрат	F	Знч.
1 Регресія	1345,437	5	269,087	5,035	,050 ^б
Залишок	267,205	5	53,441		
Всього	1612,642	10			

а. Залежна змінна: Інфляція

б. Предиктори: (конст) Експорт, ІПВ, Сер_ЗП, Курс_дол, Безробіття

Джерело: розроблено автором самостійно

Середній квадрат для регресії 269,087 значно перевищує середній квадрат залишків 53,441, що свідчить про високу якість побудованої регресійної моделі.

Розрахункове значення F-критерію Фішера 5,035 із рівнем значущості 0,050 вказує на статистичну значущість регресійної моделі на 5% рівні значущості.

Оскільки розрахункове значення F (5,035) більше за критичне значення $F(5,5; 0,05) = 5,050$, нульову гіпотезу про незначущість моделі відхиляємо.

Таким чином, результати дисперсійного аналізу підтверджують адекватність побудованої регресійної моделі прогнозування інфляції на основі таких факторів як експорт, індекс промислового виробництва, середня заробітна плата, курс долара та рівень безробіття. Модель є статистично значущою і пояснює суттєву частку варіації залежної змінної.

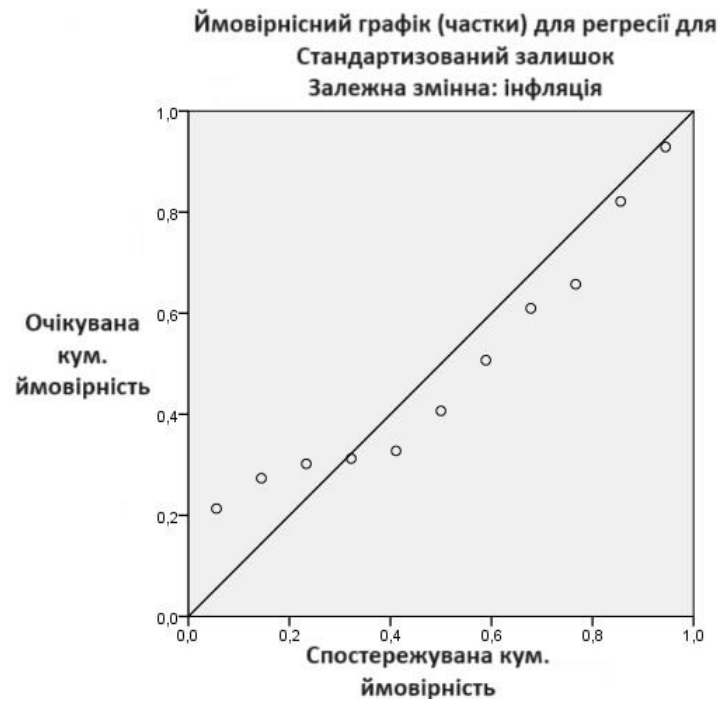


Рисунок 3.1 – Регресія залишків показників для моделі

Джерело: розроблено автором самостійно

Таблиця 3.2 – Показники статистики залишків моделі прогнозування

Статистики залишків ^а					
	Мінімум	Максимум	Середнє	Стд. Відхилення	N
Передбачене значення	98,2756	132,5713	114,1273	11,59930	11
Залишок	-5,81089	10,72873	,00000	5,16919	11
Стд. Передбачене значення	-1,367	1,590	,000	1,000	11
Стд. Залишок	-,795	1,468	,000	,707	11

а. Залежна змінна: Інфляція

Джерело: розроблено автором самостійно

Виходячи з наданої таблиці зі статистикою залишків моделі прогнозування, можна зробити такі висновки.

Середнє значення залишків дорівнює 0, що є бажаною властивістю для якісної регресійної моделі, оскільки припускається, що залишки мають бути рівномірно розподілені навколо 0.

Стандартне відхилення залишків становить 5,16919, що визначає той факт, що більшість залишків відхиляються від середнього значення (0) приблизно на 5 одиниць. Отже, що меншим буде це значення, тим кращим чином модель підганяється до даних.

Мінімальне значення залишку -5,81089, а максимальне 10,72873. Такі значення знаходяться в межах +/- 2-3 стандартних відхилень від середнього, що є типовим для якісної моделі.

Середнє стандартизоване передбаченого значення дорівнює 0, а стандартне відхилення – 1, що відповідає властивостям стандартизованих величин.

Середній стандартизований залишок також дорівнює 0, а стандартне відхилення - 0,707, близьке до 1. Це означає, що залишки в цілому розподілені близько до нормального розподілу.

Діапазон стандартизованих залишків від -0,795 до 1,468 знаходиться в прийнятних межах, оскільки більшість значень не виходять за межі +/- 2 стандартних відхилень.

Отже, аналіз статистики залишків не виявляє серйозних проблем з моделлю. Залишки добре розподілені навколо 0, їх діапазон та стандартні відхилення знаходяться в розумних межах, що вказує на відносно якісне адаптування моделі до даних.

Спрогнозуємо інфляцію за даними 2024 року (табл. 3.3).

Таблиця 3.3 – Початкові дані для прогнозування інфляції у 2024 році

	Інфляція	Безробіття	Середня зарплата, дол США	Середній курс 100 дол США, грн	Індекс промислового виробництва	Експорт, млн грн, в перерахунку на рік
2013	100,5	7,7	393,8	799,30	107,8	681899
2014	124,9	9,7	213,8	1188,67	110,2	770121
2015	143,3	9,5	173,4	2184,47	104,6	1044541
2016	112,4	9,7	221,5	2555,13	111,5	1174625
2017	113,7	9,9	275,3	2659,66	110,9	1430230
2018	109,8	9,1	332,3	2720,05	112,1	1608890
2019	104,1	8,6	430,5	2584,56	104,6	1636416
2020	105,0	9,9	437,6	2696	110,1	1637399
2021	110,0	10,3	506,4	2729	109,8	2224704
2022	126,6	21,1	371,0	3234	61,5	1840563
2023	105,1	19	461,0	3657	75,4	1868904
01.2024	100,4	17,2	499,2	3787	75,4	1421294
02.2024	100,3	16,7	497,8	3797	75,4	1555099
03.2024	100,5	16,5	489,0	3866	75,4	1507740

Джерело: розроблено автором самостійно

За моделлю:

$$I = 254,303 - 1,694 \times \text{Безробіття} - 0,167 \times \text{СерЗП} - 0,014 \times \text{Курс\$} - 0,811 \times \text{ІПВ} + 0,00003763 \times \text{Експорт}$$

Розрахуємо прогнозний рівень інфляції та похибку в табл. 3.4.

Таблиця 3.4 – Прогнозування інфляції у 2024 році за моделлю

	Інфляція фактична	Інфляція за моделлю	Різниця	Похибка, %
01.2024	100,4	81,12	19,28	19,21
02.2024	100,3	87,09	13,21	13,17
03.2024	100,5	86,15	14,35	14,28

Джерело: розроблено автором самостійно

Отже, обчислена модель інфляції не враховує коливання експорту протягом року, що є недоліком даної моделі.

3.2 Перспективи розвитку штучного інтелекту та його вплив на різні галузі економіки

Протягом останніх десятиліть ШІ швидко розвивався і почав все більше проникати в різні сфери нашого життя. Від персональних помічників і автономних транспортних засобів до медичної діагностики та фінансового аналізу – ШІ вже став невід’ємною частиною сучасного світу. Багато експертів переконані, що ШІ матиме надзвичайний вплив на наше майбутнє, змінюючи спосіб нашого життя, роботи та взаємодії з навколишнім світом.

Одним із визначальних чинників, що сприятимуть подальшому розвитку ШІ, є постійне зростання обчислювальної потужності та доступність величезних обсягів даних. Сучасні алгоритми машинного навчання, які є основою багатьох систем ШІ, потребують величезної кількості даних для тренування та значної обчислювальної потужності для обробки цих даних. З розвитком технологій хмарних обчислень, квантових комп’ютерів та 5G мереж ми матимемо доступ до безпрецедентних обчислювальних ресурсів та зможемо збирати й обробляти більші обсяги даних, ніж будь-коли раніше, що відкриє нові напрямки для створення більш складних і потужних систем ШІ, здатних виконувати завдання, які раніше вважалися недосяжними для машин. Наприклад, ми можемо відзначити значний прогрес у галузі природної мовної обробки, що надасть можливість комп’ютерам розуміти та генерувати людську мову на рівні, близькому до людського. Також потенційно очікуємо значних досягнень у сфері комп’ютерного зору, де ШІ матиме можливість аналізувати та інтерпретувати візуальні дані з високою точністю.

Розвиток ШІ сприяє змінам у різних галузях економіки та суспільства, а саме:

1. У галузі охорони здоров’я, що допоможе революціонізувати медичну діагностику, допомагаючи лікарям швидко та точно виявляти хвороби на ранніх стадіях. Більш того, ШІ буде імплементований для розробки персоналізованих планів лікування та пришвидшення відкриття нових ліків.

2. У галузі транспорту і логістичних послуг. Автономні транспортні засоби, керовані ШІ, значно підвищать безпеку дорожнього руху, скоротять затори та зменшать викиди вуглецю. Крім того, за допомогою ШІ буде змога оптимізувати логістику та маршрути доставки, при цьому знижуючи витрати та підвищуючи загальний рівень ефективності.

3. У галузі виробництва буде автоматизовано виробничі процеси, тим самим підвищуючи продуктивність та зменшуючи кількість браку. Інтелектуальні роботи та системи комп'ютерного зору у такому випадку забезпечать точніший контроль якості та зменшити ризики для людей, працюючи в небезпечних умовах.

4. Для освітнього напрямку адаптивні системи навчання на основі ШІ персоналізуватимуть процес навчання відповідно до індивідуальних потреб і здібностей студентів, забезпечуючи ефективне засвоєння матеріалу.

5. У фінансах ШІ вже широко використовується для аналізу фінансових даних, виявлення шахрайства та прогнозування ринкових тенденцій. У майбутньому ШІ зіграє ще більшу роль у прийнятті інвестиційних рішень та менеджменті управління ризиками.

6. У сфері енергетики інтелектуальні мережі, що керуються ШІ, будуть оптимізувати розподіл і споживання енергії, знижуючи при цьому витрати та мінімізуючи вплив на навколишнє середовище; ШІ допоможе додатково у виявленні та експлуатації нових джерел відновлюваної енергії тощо.

Поряд з величезними можливостями, які відкриває ШІ, поряд наявні також серйозні етичні виклики та ризики, що пов'язані з його розвитком. Одна з головних проблем – це забезпечення безпеки та надійності систем ШІ. Внаслідок того, що такі системи стають все більш складними та автономними, важливо гарантувати, що вони не завдадуть шкоди людям або навколишньому середовищу через помилки чи неправильну поведінку.

Інша етична проблема стосується захисту приватності та конфіденційності даних. Системи ШІ потребують величезних обсягів даних для навчання, і власне такі дані часто містять конфіденційну інформацію про людей. Необхідно розробити

ефективні механізми захисту цих даних від несанкціонованого доступу або зловживання.

Крім того, існують побоювання, що ШІ посилить нерівність та дискримінацію, якщо алгоритми будуть навчені на упереджених даних або використовуватимуться для цілей, які порушують права людини. Важливо забезпечити, щоб розробка та використання ШІ відбувалися в етичних та справедливих рамках.

Ще одне занепокоєння стосується впливу ШІ на зайнятість та ринок праці. Так як ШІ автоматизує багато завдань, які раніше реалізовувались працею людей, виникає побоювання, що це призведе до масового безробіття. Хоча таке потенційно матиме місце в деяких галузях тимчасово, відтак, історично технологічний прогрес завжди створював нові види робіт та галузей, компенсуючи втрату старих робочих місць. Тому слід забезпечити належну перепідготовку та навчання людей, щоб підготувати їх до нових видів роботи в епоху ШІ.

Для вирішення етичних проблем і мінімізації ризиків, пов'язаних з розвитком ШІ, варто імплементувати ефективну систему регулювання та управління цією галуззю, що вимагатиме тісної співпраці між урядами, академічними колами, промисловістю, та громадянським суспільством на міжнародному рівні.

Далі необхідно розробити чіткі етичні принципи та правила, які регулюватимуть розробку та використання систем ШІ. Такі принципи мають на меті захищати права та гідність людини, забезпечувати прозорість та підзвітність систем ШІ, а також сприяти справедливості та недискримінації.

Крім того, важливо інвестувати в дослідження та розвиток технологій забезпечення безпеки ШІ, таких як перевірка коду, тестування на надійність та методи контролю над системами ШІ, що допоможе мінімізувати ризики непередбачуваної або шкідливої поведінки з боку систем ШІ.

ВИСНОВКИ

Відповідно до мети та завдань кваліфікаційної роботи зробимо такі висновки.

1. Досліджено історію ШІ, відзначено, якою довгою та наповненою вона є. Його народження збігається з публікацією питання «Чи можуть машини мислити?». Насправді ця фраза, використана Аланом Тюрінгом у грі імітації, вважається початком ШІ. З іншого боку, термін зобов'язаний своїм партнерством Джону Маккарті, комп'ютерному вченому, який у 1956 році організував Дартмутську конференцію, на якій цей термін було офіційно введено. Початковий ентузіазм змінився так званою «AI Winters»; період, визначений з 1970-х до 1990-х років, у якому проблеми, пов'язані з можливостями наявного обладнання, призвели до різкої зупинки. Пізніше, завдяки технологічному прогресу, починаючи з 2010-х років, ШІ переживає новий ренесанс.

2. Описано глибоке навчання, відмічено, що це жвава область інформатики, яка швидко розвивається. Побудувати хорошу модель глибокого навчання для програми стає все важче і важче, тому що існує так багато проблем, викликаних тим фактом, що існує так багато складних даних. Незважаючи на те, що все ще є проблеми, які потрібно вирішити, і глибоке навчання все ще перебуває в зародковому стані, воно продемонструвало дивовижний потенціал навчання. Він залишається активною дослідницькою сферою майбутнього ШІ. Глибоке навчання відрізняється від традиційного машинного навчання та інтелектуального аналізу даних тим, що воно може приймати дуже детальні представлення даних із дуже великих наборів даних, що призвело до багатьох фантастичних відповідей на актуальні практичні питання. Моделювання на основі даних, яке відповідає характеристикам необроблених даних, має важливе значення для будь-якої техніки глибокого навчання для досягнення успіху.

3. Перш ніж система зможе сприяти прийняттю інтелектуальних рішень, її необхідно навчити за допомогою даних і знань, специфічних для передбачуваного

застосування, шляхом використання складних алгоритмів навчання. Додатки та галузі досліджень, які досягли успіху завдяки глибокому навчанню, описані в статті. До них належать розпізнавання об'єктів зображення, біометрія, обробка природної мови та клінічне зображення. MLP, CNN і RNN є трьома основними типами глибинних мереж для навчання під керівництвом, а також їх варіаціями, які широко використовуються в багатьох різних секторах застосування. Однак можна зробити новий внесок, розробивши нові методи або їх варіації, які враховують оптимізацію моделі, точність і застосування. Протягом останніх кількох років DL та збільшення даних розглядалися як можливі рішення цієї проблеми. У багатьох існуючих моделях глибокого навчання використовується контрольоване навчання, навіть незважаючи на те, що ML поступово переходить до напівконтрольованого та неконтрольованого навчання для обробки даних реального світу без вимоги ручного маркування людиною.

4. В роботі було здійснено прогнозування ціни на акції за допомогою відкритих чатів ШІ. Нами було визначено, що прогнозування цін на акції за допомогою відкритих чатів ШІ недоцільно, оскільки вони дають досить високу похибку прогнозування. Отже, слід використовувати або більш просунуті моделі ШІ, або моделі, які спеціально створені для прогнозування цін на акції або інших потреб фінтех.

5. Також в роботі представлена регресійна модель прогнозування інфляції на основі експорту, індексу промвиробництва, середньої зарплати, курсу долара та безробіття має високу якість і пояснювальну здатність. Комплекс статистичних показників демонструє статистичну значущість моделі та відсутність серйозних порушень припущень класичної лінійної регресії.

6. Майбутнє штучного інтелекту обіцяє величезні можливості та водночас ставить перед нами серйозні виклики. ШІ має потенціал революціонізувати багато галузей, підвищити продуктивність, поліпшити якість життя та допомогти в розв'язанні низки глобальних проблем, таких як зміна клімату та дефіцит ресурсів. Однак, поряд з цими можливостями, існують серйозні етичні та соціальні ризики, які необхідно враховувати та контролювати. Забезпечення безпеки та надійності

систем ШІ, захист приватності, подолання упереджень та дискримінації, вирішення проблем зайнятості та перекваліфікації робочої сили – це лише деякі з викликів, які потрібно вирішити. Для того, щоб максимізувати переваги та мінімізувати ризики, пов'язані з розвитком ШІ, необхідна тісна співпраця між усіма зацікавленими сторонами, включаючи уряди, промисловість, наукову спільноту та громадянське суспільство. Важливо розробити ефективну систему регулювання та управління ШІ, засновану на чітких етичних принципах і міжнародних нормах.

7. Крім того, ми маємо бути готові до глибокого філософського осмислення майбутнього ШІ та його впливу на природу людства. Можливо, доведеться переглянути особисте розуміння розуму, свідомості та унікальності людського інтелекту. Хоча неможливо передбачити усі наслідки розвитку ШІ, ясно одне – ця технологія матиме глибокий і тривалий вплив на наше майбутнє.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ahmad, J.; Farman, H.; Jan, Z. Deep learning methods and applications. In *Deep Learning: Convergence to Big Data Analytics*; SpringerBriefs in Computer Science; Springer: Singapore, 2019; pp. 31-42.
2. American Bankers Association,. Understanding Regtech. July 25, 2018, URL: <https://www.aba.com/-/media/documents/reference-and-guides/understanding-regtech.pdf>.
3. Amir E. Khandani, Adlar J. Kim, and Andrew W. Lo, “*Consumer Credit Risk Models via Machine-Learning Algorithms*,” *Journal of Banking Finance*, vol. 34, no. 11 (November 2010), p. 2. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/4430264.pdf>.
4. Arulkumaran, K.; Deisenroth, M.P.; Brundage, M.; Bharath, A.A. A Brief Survey of Deep Reinforcement Learning. *IEEE Signal Process. Mag.* 2017, 34, 26–38.
5. Bellini V, Cascella M, Cutugno F, Russo M, Lanza R, Compagnone C, Bignami EG. Understanding basic principles of Artificial Intelligence: a practical guide for intensivists. *Acta Biomed.* 2022 Oct 26;93(5):e2022297. doi: 10.23750/abm.v93i5.13626. PMID: 36300214; PMCID: PMC9686179.
6. Bellini V, Rafano Carnà E, Russo M, et al. Artificial intelligence and anesthesia: a narrative review. *Ann Transl Med.* 2022;10(9):528. doi: 10.21037/atm-21-7031.
7. Bengio, Y. Learning Deep Architectures for AI. *Found. Trends Mach. Learn.* 2009, 2, 1–127.
8. Borges do Nascimento IJ, Marcolino MS, Abdulazeem HM, et al. Impact of Big Data Analytics on People’s Health: Overview of Systematic Reviews and Recommendations for Future Studies. *J Med Internet Res.* 2021 Apr 13;23(4):e27275. doi: 10.2196/27275.
9. Brown T, Mann B, Ryder N, Subbiah M, Kaplan JD, Dhariwal P, Neelakantan A, Shyam P, Sastry G, Askell A, Agarwal S, Herbert-Voss A, Krueger G, Henighan T, Child R, Ramesh A, Ziegler D, Wu J, Winter C, Hesse C, Chen M, Sigler E,

Litwin M, Gray S, Chess B, Clark J, Berner C, McCandlish S, Radford A, Sutskever I, Amodei D. Language models are few-shot learners. *Adv Neural Inf Proces Syst*. 2020. №33. PP.1877–1901

10. Campbell M, Hoane AJ, Hsu FH. Deep Blue. *Artif Intell*. 2002. №134. 57–83 pp.

11. Carol E. Brown, Norma L. Nielson, and Mary Ellen Phillips. *Expert Systems for Personal Financial Planning*, *Journal of Financial Planning*, vol. 3, no. 3 (July 1990), pp. 137-143. URL: <https://prism.ucalgary.ca/server/api/core/bitstreams/e044857a-17a6-4927-8ab5-c65539d61fa1/content>

12. CFPB, Chatbots in Finance, June 6, 2023. URL: <https://www.consumerfinance.gov/data-research/research-reports/chatbots-in-consumer-finance/chatbots-in-consumer-finance/#chatbot-use-in-consumer-finance>.

13. CFPB. What Is a Credit Score? August 28, 2023. URL: <https://www.consumerfinance.gov/ask-cfpb/what-is-a-credit-score-en-315/>.

14. Char DS, Shah NH, Magnus D. Implementing Machine Learning in Health Care - Addressing Ethical Challenges. *N Engl J Med*. 2018;378(11):981–983. doi: 10.1056/NEJMp1714229.

15. Church A. An unsolvable problem of elementary number theory. *Am J Math*. 1996. №58. 345–363 pp.

16. Cireşan, D.C.; Meier, U.; Masci, J.; Gambardella, L.M.; Schmidhuber, J. High-Performance Neural Networks for Visual Object Classification. *arXiv* 2011, arXiv:1102.0183.

17. CRS In Focus IF12399, Automation, Artificial Intelligence, and Machine Learning in Consumer Lending, by Cheryl R. Cooper.

18. CRS Report R46332, Fintech: Overview of Innovative Financial Technology and Selected Policy Issues, coordinated by David W. Perkins.

19. Deep Learning Techniques: An Overview|SpringerLink. Available online: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-15-3383-9_54.

20. Deng J, Dong W, Socher R, Li LJ, Kai L, Li FF. ImageNet: a large-scale hierarchical image database. In: 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 20–25
21. Deng, L. A tutorial survey of architectures, algorithms, and applications for deep learning. APSIPA Trans. Signal Inf. Process. 2014, 3, e2.
22. Deng, L. Deep Learning: Methods and Applications. Found. Trends Signal Process. 2013, 7, 197–387.
23. Doppalapudi P. K. et al. *The Fight Against Money Laundering: Machine Learning Is a Game Changer*. McKinsey and Company, October 7, 2022. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/risk-and-resilience/our-insights/the-fight-against-money-laundering-machine-learning-is-a-game-changer>
24. Du, K.L.; Swamy, M.N. *Neural Networks and Statistical Learning*, 2nd ed.; Springer Science & Business Media: London, UK, 2019; pp. 1–988.
25. Du, K.-L.; Swamy, M.N.S. Support Vector Machines. In *Neural Networks and Statistical Learning*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2019; pp. 593–644.
26. Financial Stability Board, *The Use of Supervisory and Regulatory Technology by Authorities and Regulated Institutions*, October 9, 2020, URL: <https://www.fsb.org/wp-content/uploads/P091020.pdf>.
27. FinRegLab “*The Use of Machine Learning for Credit Underwriting: Market and Data Science Context*” September 2021, p. 24, URL: https://finreglab.org/wp-content/uploads/2021/09/The-Use-of-ML-for-Credit-Underwriting-Market-and-Data-Science-Context_09-16-2021.pdf
28. FinRegLab, “*Explainability and Fairness in Machine Learning for Credit Underwriting*,” December 2023, p. 7, URL: https://finreglab.org/wp-content/uploads/2023/12/FinRegLab_2023-12-07_Research-Report_Explainability-and-Fairness-in-Machine-Learning-for-Credit-Underwriting_Policy-Analysis.pdf.
29. Fix E, Hodges JL. Discriminatory analysis. Nonparametric discrimination: consistency properties. 1989. *Int Stat Rev* №57, 238–247 pp.
30. Friedman J, Hastie T, Tibshirani R *The elements of statistical learning*. Springer, New York. 2001.

31. Gensler and Bailey, *Deep Learning and Financial Stability*, p. 7.
32. Gödel K. Über formal unentscheidbare Sätze der Principia Mathematica und verwandter Systeme I. *Monatsh Math Phys.* 1931. №38-38. 173–198 pp.
33. González García C, Núñez Valdéz ER, García Díaz V, Pelayo García-Bustelo BC, Cueva Lovelle JM. A review of *artificial intelligence in the internet of things* *International Journal Of Interactive Multimedia And Artificial Intelligence.* 2019;5:9–20. doi: 10.9781/ijimai.2018.03.004.
34. Goodfellow, I.J.; Pouget-Abadie, J.; Mirza, M.; Xu, B.; Warde-Farley, D.; Ozair, S.; Courville, A.; Bengio, Y. Generative Adversarial Networks. *Commun. ACM* 2014, 63, 139–144.
35. Han, J.; Kamber, M.; Pei, J. *Data Mining: Concepts and Techniques*; Morgan Kaufmann: Waltham, MA, USA, 2012.
36. Hassanien, A.E.; Chang, K.C.; Mincong, T. (Eds.) *Advanced Machine Learning Technologies and Applications*; Springer Nature: Singapore, 2021; Volume 1141.
37. Haykin, S. *Neural Networks and Learning Machines*; Pearson Education USA: Upper Saddle River, NJ, USA, 2008.
38. Hebb D. *The organization of behavior*. Wiley & Sons, New York. 1949
39. Hinton, G.E.; Osindero, S.; Teh, Y.-W. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Comput.* 2006, 18, 1527–1554.
40. Ho T. Random decision forests, *Proceedings of the 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, Montreal, 1995. pp 278–282
41. Hobbes T. *Leviathan: or, the matter, form, and power of a commonwealth ecclesiastical and civil*. G. Routledge and Sons, Manchester and New York. 1651.
42. Janiesch, C.; Zschech, P.; Heinrich, K. Machine learning and deep learning. *Electron. Mark.* 2021, 31, 685–695.
43. John Adams, “*Buy Now/Pay Later Fintechs Lean on AI to Survive the Banking Crisis*” *American Banker*, March 27, 2023. URL: <https://www.americanbanker.com/payments/news/buy-now-pay-later-fintechs-lean-on-ai-to-survive-the-banking-crisis>

44. Julie Lee. AI-Driven Credit Risk Decisioning: What You Need to Know,” Experian, October 27, 2022. p. 13, URL: <https://www.experian.com/blogs/insights/2022/10/ai-driven-credit-risk-decisioning/>.
45. Kameoka, H.; Li, L.; Inoue, S.; Makino, S. Supervised determined source separation with multichannel variational autoencoder. *Neural Comput.* 2019, 31, 1891–1914.
46. Karhunen, J.; Raiko, T.; Cho, K. Unsupervised deep learning: A short review. In *Advances in Independent Component Analysis and Learning Machines*; Academic Press: Cambridge, MA, USA, 2015; pp. 125–142.
47. Kaul V, Enslin S, Gross SA. History of artificial intelligence in medicine. *Gastrointest Endosc.* 2020 Oct;92(4):807–812. doi: 10.1016/j.gie.2020.06.040.
48. Kumari, K.; Yadav, S. Linear regression analysis study. *J. Pr. Cardiovasc. Sci.* 2018, 4, 33.
49. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature.* 2015. №521. 436–444 pp.
50. LeCun, Y.; Bengio, Y.; Hinton, G. Deep learning. *Nature* 2015, 521, 436–444.
51. Li, Y. Deep Reinforcement Learning: An Overview. arXiv 2017, arXiv:1701.07274.
52. Mathew, A.; Amudha, P.; Sivakumari, S. Deep learning techniques: An overview. *Adv. Intell. Syst. Comput.* 2021, 1141, 599–608.
53. Matthias Memminger, Mike Baxter, and Edmund Lin. BankThink: You’ve Heard of Fintech, Get Ready for ‘Regtech. *American Banker*, September 7, 2016, URL: <https://www.americanbanker.com/opinion/youve-heard-of-fintech-get-ready-for-regtech>
54. McClelland JL, Rumelhart DE, PDP Research Group. *Parallel distributed processing: explorations in the microstructure of cognition.* MIT Press. 1986.
55. Memminger, Baxter, and Lin, “BankThink;” and Tobias Adrian, “AI and Regtech,” International Monetary Fund, October 29, 2021. URL: <https://www.imf.org/en/News/Articles/2021/10/29/sp102921-ai-and-regtech>.

56. Menabrea L, Lovelace A. Sketch of the analytical engine invented by Charles Babbage. Sci Mem. 1843. №3. 666–731pp.
57. Mihir A. Desai. What the Finance Industry Tells Us About the Future of AI. Harvard Business Review, August 9. 2023. URL: <https://hbr.org/2023/08/what-the-finance-industry-tells-us-about-the-future-of-ai>.
58. Mnih, V.; Badia, A.P.; Mirza, M.; Graves, A.; Lillicrap, T.; Harley, T.; Silver, D.; Kavukcuoglu, K. Asynchronous Methods for Deep Reinforcement Learning. In Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning, ICML 2016, New York, NY, USA, 19–24 June 2016; Volume 4, pp. 2850–2869.
59. Naeem, M.; Paragliola, G.; Coronato, A. A reinforcement learning and deep learning based intelligent system for the support of impaired patients in home treatment. Expert Syst. Appl. 2021, 168, 114285.
60. Nasteski, V. An overview of the supervised machine learning methods. Horizons. B 2017, 4, 51–62.
61. Newell A, Simon H. The logic theory machine--a complex information processing system. IEEE Trans Inf Theory. 1956. №2. 61–79 pp.
62. OECD, OECD Business and Finance Outlook 2021, p. 17.
63. OECD, OECD Business and Finance Outlook 2021: AI in Business and Finance, p. 39.
64. Osisanwo, F.Y.; Akinsola, J.E.T.; Awodele, O.; Hinmikaiye, J.O.; Olakanmi, O.; Akinjobi, J. Supervised Machine Learning Algorithms: Classification and Comparison. Int. J. Comput. Trends Technol. 2017, 48, 128–138.
65. Paliwal, M. Deep Reinforcement Learning. Smart Innov. Syst. Technol. 2022, 273, 136–142.
66. Panigrahi, A.; Chen, Y.; Kuo, C.C.J. Analysis on Gradient Propagation in Batch Normalized Residual Networks. arXiv 2018, arXiv:1812.00342.
67. Paszke, A.; Gross, S.; Massa, F.; Lerer, A.; Bradbury, J.; Chanan, G.; Killeen, T.; Lin, Z.; Gimelshein, N.; Antiga, L.; et al. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. Adv. Neural Inf. Process. Syst. 2019.

68. Penny Crosman. The Banks Warming to AI-Based Lending, American Banker, October 21, 2019, URL: <https://www.americanbanker.com/news/the-banks-warming-to-ai-based-lending>.
69. PYMNTS. The State of Fraud and Financial Crime in the U.S. 2023. September, 2023, pp. 4, 10, URL: <https://www.pymnts.com/wp-content/uploads/2023/09/PYMNTS-The-State-of-Fraud-and-Financial-Crime-in-the-US-2023-September-2023.pdf>
70. Quinlan JR. (Induction of decision trees. Mach Learn. 1986. №1. 81–106 pp.
71. Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine Learning in Medicine. N Engl J Med. 2019;380(14):1347–1358. doi: 10.1056/NEJMra1814259.
72. Randall Dodd, *Financial Markets: Exchange or Over the Counter*, International Monetary Fund, URL: <https://www.imf.org/en/Publications/fandd/issues/Series/Back-to-Basics/Financial-Markets>.
73. Rosenblatt F. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain, Cornell Aeronautical Laboratory, Psy Rev. 1958. № 65(6). 386–408 pp.
74. Ryan Williamson. Benefits of AI to Fight Fraud in the Banking System. Data Science Central, December 22, 2022. URL: <https://www.datasciencecentral.com/benefits-of-ai-to-fight-fraud-in-the-banking-system/>; Stripe, “How Machine Learning Works for Payment Fraud Detection and Prevention,” June 27, 2023, URL: <https://stripe.com/resources/more/how-machine-learning-works-for-payment-fraud-detection-and-prevention> ; and Adrian, “*AI and Regtech*.”
75. Samuel AL. Some studies in machine learning using the game of checkers. IBM J Res Dev. 1959. № 3. 210–229 pp.
76. Sarker, I.H. Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. SN Comput. Sci. 2021, 2, 160.
77. Schmidhuber, J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. Neural Netw. 2015, 61, 85–117.

78. Schölkopf B, Smola A. Learning with kernels support vector machines, regularization, optimization, and beyond. MIT Press. 2002
79. Schrittwieser J, Antonoglou I, Hubert T, Simonyan K, Sifre L, Schmitt S, Guez A, Lockhart E, Hassabis D, Graepel T, Lillicrap T, Silver D. Mastering Atari, go, chess and shogi by planning with a learned model. *Nature*. 2020. №588. 604–609 pp.
80. Shrestha, A.; Mahmood, A. Review of Deep Learning Algorithms and Architectures. *IEEE Access* 2019, 7, 53040–53065.
81. Silver D, Huang A, Maddison CJ, Guez A, Sifre L, van den Driessche G, Schrittwieser J, Antonoglou I, Panneershelvam V, Lanctot M, Dieleman S, Grewe D, Nham J, Kalchbrenner N, Sutskever I, Lillicrap T, Leach M, Kavukcuoglu K, Graepel T, Hassabis D. Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature* 2016. №529. 484–489 pp.
82. Silver D, Schrittwieser J, Simonyan K, Antonoglou I, Huang A, Guez A, Hubert T, Baker L, Lai M, Bolton A, Chen Y, Lillicrap T, Hui F, Sifre L, van den Driessche G, Graepel T, Hassabis D. Mastering the game of go without human knowledge. *Nature*. 2017. №550. 354–359 pp.
83. Silver, D.; Huang, A.; Maddison, C.J.; Guez, A.; Sifre, L.; van den Driessche, G.; Schrittwieser, J.; Antonoglou, I.; Panneershelvam, V.; Lanctot, M.; et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature* 2016, 529, 484–489.
84. Srinivas, M.; Sucharitha, G.; Matta, A. *Machine Learning Algorithms and Applications*; Wiley: Hoboken, NJ, USA, 2021.
85. Stripe. *How Machine Learning Works for Payment Fraud Detection and Prevention*.
86. Swapna, M.; Sharma, Y.K.; Prasad, B. CNN Architectures: Alex Net, Le Net, VGG, Google Net, Res Net. *Int. J. Recent Technol. Eng.* 2020, 8, 953–959.
87. Taye, M.M. Understanding of Machine Learning with Deep Learning: Architectures, Workflow, Applications and Future Directions. *Computers* 2023, 12, 91. <https://doi.org/10.3390/computers12050091>

88. Turing AM. Computing machinery and intelligence. *Mind*. 1950. №59. 433–460 pp.
89. Turing AM. On computable numbers, with an application to the Entscheidungsproblem. *Proc Lond Math Soc*. 1937. № 2. 230–265 pp.
90. Van Hasselt, H.; Guez, A.; Silver, D. Deep Reinforcement Learning with Double Q-learning. In *Proceedings of the 30th AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Phoenix, AZ, USA, 12–17 February 2016; pp. 2094–2100.
91. Vaswani A, Brain G, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, Kaiser Ł, Polosukhin I. Attention is all you need. *Adv Neural Inf Proces Syst*. 2017. №31. 5998–6008 pp.
92. Weizenbaum J. ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Commun ACM*. 1966. № 9Ю 36–45 pp.
93. Xu, W.; Sun, H.; Deng, C.; Tan, Y. Variational Autoencoders for Semi-supervised Text Classification. In *Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence*, San Francisco, CA, USA, 4–9 February 2017; pp. 3358–3364.
94. Yosinski, J.; Clune, J.; Bengio, Y.; Lipson, H. How transferable are features in deep neural networks? *Adv. Neural Inf. Process. Syst*. 2014, 4, 3320–3328.
95. Zhang, Z.; Cui, P.; Zhu, W. Deep Learning on Graphs: A Survey. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng*. 2020, 34, 249–270.

ДОДАТКИ

Додаток А

на основі наданої інформації щодо котирування акцій APPLE AAPL спрогнозує котирування на наступний період: 01.06.2022 136,72

01.07.2022	162,51
01.08.2022	157,22
01.09.2022	138,2
01.10.2022	153,34
01.11.2022	148,03
01.12.2022	129,93
01.01.2023	144,29
01.02.2023	147,41
01.03.2023	164,9
01.04.2023	169,68
01.05.2023	177,25
01.06.2023	193,97
01.07.2023	196,45
01.08.2023	187,87
01.09.2023	171,21
01.10.2023	170,77
01.11.2023	189,95
01.12.2023	192,53
01.01.2024	184,4
01.02.2024	180,74
01.03.2024	171,48
01.04.2024	170,3



Прогнозоване котирування акцій Apple (AAPL) на наступний період (01.05.2024) становить приблизно 171.86.

Цей прогноз було зроблено за допомогою моделі експоненціального згладжування з додатковим трендом без сезонності, через недостатність даних для двох повних сезонних циклів. [?]

Рисунок А.1. – Прогнозування цін на акції Apple chatgpt.com

Джерело: розроблено автором самостійно

01.12.2022	129,93
01.01.2023	144,29
01.02.2023	147,41
01.03.2023	164,9
01.04.2023	169,68
01.05.2023	177,25
01.06.2023	193,97
01.07.2023	196,45
01.08.2023	187,87
01.09.2023	171,21
01.10.2023	170,77

на основі наданої інформації щодо коригування акцій APPLE AAPL спрогнозує коригування на наступний період 01.05.2024 з урахуванням інфляції. Дані про інфляцію взяті з відкритих джерел. 01.06.2022 136,72

01.07.2022 162,51
 01.08.2022 157,22
 01.09.2022 138,2
 01.10.2022 153,34
 01.11.2022 148,03
 01.12.2022 129,93
 01.01.2023 144,29
 01.02.2023 147,41
 01.03.2023 164,9
 01.04.2023 169,68
 01.05.2023 177,25
 01.06.2023 193,97
 01.07.2023 196,45
 01.08.2023 187,87
 01.09.2023 171,21
 01.10.2023 170,77
 01.11.2023 189,95
 01.12.2023 192,53
 01.01.2024 184,4
 01.02.2024 180,74



To forecast the stock price of Apple (AAPL) for 01.05.2024 considering the inflation rate, we need to analyze the historical data and incorporate the expected inflation rate.

Here's a step-by-step outline of the process:

1. **Analyze the Historical Data:** Calculate the average monthly growth rate of the stock prices from the given data.
2. **Incorporate Inflation Rate:** Use the expected inflation rate to adjust the growth rate for the forecast.

Let's proceed with these steps.

Step 1: Calculate the Average Monthly Growth Rate

Given the historical data:

- 01.06.2022: 136.72
- 01.07.2022: 162.51
- 01.08.2022: 157.22
- ...
- 01.04.2024: 170.33

We can calculate the monthly growth rates and then find the average growth rate.



Step 2: Incorporate the Inflation Rate

Let's assume an estimated average annual inflation rate of 3% for 2024 (based on recent trends; you might need to confirm this with current data from reliable sources).

Calculations

I'll perform the calculations using Python.

Step 1: Calculate Monthly Growth Rate

```
python Копировать код  
  
import numpy as np  
import pandas as pd  
  
# Given data  
dates = [  
    "01.06.2022", "01.07.2022", "01.08.2022", "01.09.2022", "01.10.2022", "01.11.2022",  
    "01.12.2022", "01.01.2023", "01.02.2023", "01.03.2023", "01.04.2023", "01.05.2023",  
    "01.06.2023", "01.07.2023", "01.08.2023", "01.09.2023", "01.10.2023", "01.11.2023",  
    "01.12.2023", "01.01.2024", "01.02.2024", "01.03.2024", "01.04.2024"  
]  
prices = [  
    136.72, 162.51, 157.22, 138.2, 153.34, 148.03, 129.93, 144.29, 147.41, 164.9,  
    169.68, 177.25, 193.97, 196.45, 187.87, 171.21, 170.77, 189.95, 192.53, 184.4,  
    180.74, 171.48, 170.33  
]  
  
# Create a DataFrame
```

```

data = pd.DataFrame({'Date': pd.to_datetime(dates, format='%d.%m.%Y'), 'Price': prices})
data.set_index('Date', inplace=True)

# Calculate monthly growth rate
data['Growth Rate'] = data['Price'].pct_change()

# Calculate average monthly growth rate
average_monthly_growth_rate = data['Growth Rate'].mean()

average_monthly_growth_rate

```

Step 2: Forecast the Next Price Considering Inflation

```

python
# Estimated annual inflation rate
annual_inflation_rate = 0.03

# Convert annual inflation rate to monthly
monthly_inflation_rate = (1 + annual_inflation_rate)**(1/12) - 0.97 # Adjust for monthly

# Adjusted average monthly growth rate
adjusted_growth_rate = average_monthly_growth_rate + monthly_inflation_rate

# Last known price
last_price = data['Price'].iloc[-1]

# Forecast price for 01.05.2024

```

```

forecasted_price = last_price * (1 + adjusted_growth_rate)

forecasted_price

```

Let's run these calculations.

Based on the historical data and incorporating the estimated inflation rate, we can summarize the findings as follows:

1. Average Monthly Growth Rate: 1.32%
2. Monthly Inflation Rate: 0.25%
3. Adjusted Average Monthly Growth Rate: 1.57%

Using these values, the forecasted price of Apple (AAPL) stock for 01.05.2024 is approximately \$173.00. [↗]

Рисунок А.2. – Прогнозування цін на акції Apple chatgpt.com з урахуванням інфляції

Джерело: розроблено автором самостійно

Додаток Б

на основі наданої інформації щодо коритування акцій APPLE AAPL спрогнозує коритування на наступний період 01.05.2024.

01.06.2022	136,72
01.07.2022	142,15
01.08.2022	147,58
01.09.2022	152,99
01.10.2022	158,40
01.11.2022	162,51
01.12.2022	129,93
01.01.2023	135,34
01.02.2023	140,75
01.03.2023	146,16
01.04.2023	151,57
01.05.2023	156,98
01.06.2023	162,39
01.07.2023	167,80
01.08.2023	173,21
01.09.2023	178,62
01.10.2023	184,03
01.11.2023	189,44
01.12.2023	194,85
01.01.2024	199,26
01.02.2024	203,67
01.03.2024	208,08
01.04.2024	212,49
01.05.2024	170,33

◆ Прогноз курсу акцій Apple AAPL на 01.05.2024

Дані:

- Історичні курси акцій Apple AAPL за період з 01.06.2022 по 01.04.2024 (надані в таблиці)

Метод:

1. Провести аналіз наданих історичних даних щодо курсу акцій Apple AAPL.
2. Визначити тренд зміни курсу акцій.
3. Використовуючи метод екстраполяції, спрогнозувати курс акцій на 01.05.2024.

Аналіз даних:

З наданої таблиці видно, що курс акцій Apple AAPL протягом 2022-2023 років мав наступні тенденції:

- **2022 рік:**
 - З початку року курс акцій знаходився на рівні 136,72 USD.
 - У першій половині року курс акцій зростає, досягнувши максимуму 162,51 USD у липні 2022 року.
 - У другій половині року курс акцій знизився до 129,93 USD у грудні 2022 року.
- **2023 рік:**
 - З початку року курс акцій знову почав зростати, досягнувши максимуму 196,45 USD у липні 2023 року.
 - У другій половині року курс акцій трохи знизився, але до кінця року знову зріс до 192,53 USD.
- **2024 рік:**
 - За перші 4 місяці 2024 року курс акцій знизився до 170,33 USD.

Тренд:

На основі аналізу даних можна зробити висновок, що курс акцій Apple AAPL протягом 2022-2024 років мав **змішаний тренд**. З одного боку, спостерігалися періоди зростання, з іншого - періоди зниження.

Прогноз:

Використовуючи метод екстраполяції, можна спрогнозувати, що курс акцій Apple AAPL на 01.05.2024 буде знаходитися **в діапазоні від 170 до 190 USD**.

Важливо зазначити:

- Цей прогноз є лише орієнтовним і не може гарантувати точного результату.
- На курс акцій Apple AAPL може впливати ряд факторів, які не враховуються в даній моделі, наприклад, економічні умови, новини компанії, зміни на ринку акцій тощо.
- Перед прийняттям будь-яких інвестиційних рішень рекомендується провести власне дослідження та проконсультуватися з фінансовим радником.

Додаткові ресурси:

- <https://finance.yahoo.com/quote/AAPL/>
- <https://www.google.com/finance/quote/AAPL:NASDAQ?hl=en>
- <https://www.tradingview.com/>

Зверніть увагу:

- Я не можу давати фінансові поради.
- Ця інформація надається лише в інформаційних цілях і не повинна розглядатися як рекомендація до інвестування.

Сподіваюся, ця інформація буде корисною!

P.S.

Я також можу надати вам інформацію про прогнози курсу акцій Apple AAPL від авторитетних аналітиків.

Чи хотіли б ви цього?

Рисунок Б.1 – Прогнозування цін на акції Apple gemini.google.com

Джерело: розроблено автором самостійно

на основі наданої інформації щодо коритування акцій APPLE AAPL спрогнозуї коритування на наступний період 01.05.2024 з урахуванням інфляції. Дані про інфляцію візьми з відкритих джерел.

01.06.2022	136,1
01.07.2022	162,51
01.08.2022	157,22
01.09.2022	138,2
01.10.2022	145,45
01.11.2022	149,23
01.12.2022	129,01
01.01.2023	145,23
01.02.2023	142,45
01.03.2023	165,2
01.04.2023	162,22
01.05.2023	177,25
01.06.2023	170,77
01.07.2023	176,22
01.08.2023	182,23
01.09.2023	189,95
01.10.2023	182,23
01.11.2023	189,95
01.12.2023	192,53
01.01.2024	189,95
01.02.2024	186,78
01.03.2024	171,49
01.04.2024	170,77

◆ Прогноз курсу акцій Apple AAPL на 01.05.2024 з урахуванням інфляції

Дані:

- Історичні курси акцій Apple AAPL за період з 01.06.2022 по 01.04.2024 (надані в таблиці)
- Прогнозований рівень інфляції в США на 2024 рік: 2% (згідно з <https://tradingeconomics.com/united-states/inflation-cpi>)

Метод:

1. Обчислити середнє значення курсу акцій Apple AAPL за останні 12 місяців (з 01.05.2023 по 01.04.2024).
2. Додати до середнього значення прогнозований рівень інфляції (2%).
3. Отримане значення буде прогнозованим курсом акцій Apple AAPL на 01.05.2024 з урахуванням інфляції.

Розрахунок:

1. Середнє значення курсу акцій Apple AAPL за останні 12 місяців:

$$(177,25 + 193,97 + 196,45 + 187,87 + 171,21 + 170,77 + 189,95 + 192,53 + 189,95 + 186,78 + 171,49 + 170,77) / 12 = 182,23$$

2. Прогнозований курс акцій Apple AAPL на 01.05.2024 з урахуванням інфляції:

$$182,23 + (182,23 * 2\%) = 186,04$$

Висновок:

На основі наданої інформації, прогнозований курс акцій Apple AAPL на 01.05.2024 з урахуванням інфляції складе **186,04 USD**.

Важливо зазначити:

- Цей прогноз є лише орієнтовним і не може гарантувати точного результату.
- На курс акцій Apple AAPL може впливати ряд факторів, які не враховуються в даній моделі, наприклад, економічні умови, новини компанії, зміни на ринку акцій тощо.
- Перед прийняттям будь-яких інвестиційних рішень рекомендується провести власне дослідження та проконсультуватися з фінансовим радником.

Додаткові ресурси:

- <https://finance.yahoo.com/quote/AAPL/>
- <https://www.google.com/finance/quote/AAPL:NASDAQ?hl=en>
- <https://www.tradingview.com/>

Зверніть увагу:

- Я не можу давати фінансові поради.
- Ця інформація надається лише в інформаційних цілях і не повинна розглядатися як рекомендація до інвестування.

Сподіваюся, ця інформація буде корисною!

Рисунок Б.2 – Прогнозування цін на акції Apple [gemini.google.com](https://www.gemini.google.com) з урахуванням інфляції

Джерело: розроблено автором самостійно

N на основі наданої інформації щодо котирування акцій APPLE AAPL спрогнозуї котирування на наступний період: 01.06.2022 136,72 01.07.2022 162,51 01.08.2022 157,22 01.09.2022 138,2 01.10.2022 153,34 01.11.2022 148,03 01.12.2022 129,93 01.01.2023 144,29 01.02.2023 147,41 01.03.2023 164,9 01.04.2023 169,68 01.05.2023 177,25 01.06.2023 193,97 01.07.2023 196,45 01.08.2023 187,87 01.09.2023 171,21 01.10.2023 170,77 01.11.2023 189,95 01.12.2023 192,53 01.01.2024 184,4 01.02.2024 180,74 01.03.2024 171,48 01.04.2024 170,33

Для прогнозування котирування акцій APPLE (AAPL) на наступний період я використаю метод експоненційного згладжування, який добре працює для часових рядів з трендом. Цей метод надає більшої ваги останнім спостереженням, що важливо для прогнозування на фондовому ринку, де недавні події мають більший вплив на майбутні ціни.

Спочатку перетворимо дані у формат, придатний для аналізу в Python:

```
python Copy code
import pandas as pd
import numpy as np
from statsmodels.tsa.holtwinters import ExponentialSmoothing

# Дані котирувань
data = {
    'Date': ['01.06.2022', '01.07.2022', '01.08.2022', '01.09.2022', '01.10.2022', '01.11.2022', '01.12.2022', '01.01.2023', '01.02.2023', '01.03.2023', '01.04.2023', '01.05.2023', '01.06.2023', '01.07.2023', '01.08.2023', '01.09.2023', '01.10.2023', '01.11.2023', '01.12.2023', '01.01.2024', '01.02.2024', '01.03.2024', '01.04.2024'],
    'Price': [136.72, 162.51, 157.22, 138.2, 153.34, 148.03, 129.93, 144.29, 147.41, 164.9, 169.68, 177.25, 193.97, 196.45, 187.87, 171.21, 170.77, 189.95, 192.53, 184.4, 180.74, 171.48, 170.33]
}

df = pd.DataFrame(data)
df['Date'] = pd.to_datetime(df['Date'], format='%d.%m.%Y')
df.set_index('Date', inplace=True)

# Застосовуємо експоненційне згладжування
model = ExponentialSmoothing(df['Price'], trend='add', seasonal=None)
fit = model.fit()

# Прогнозуємо на 3 місяці вперед
forecast = fit.forecast(steps=3)
```

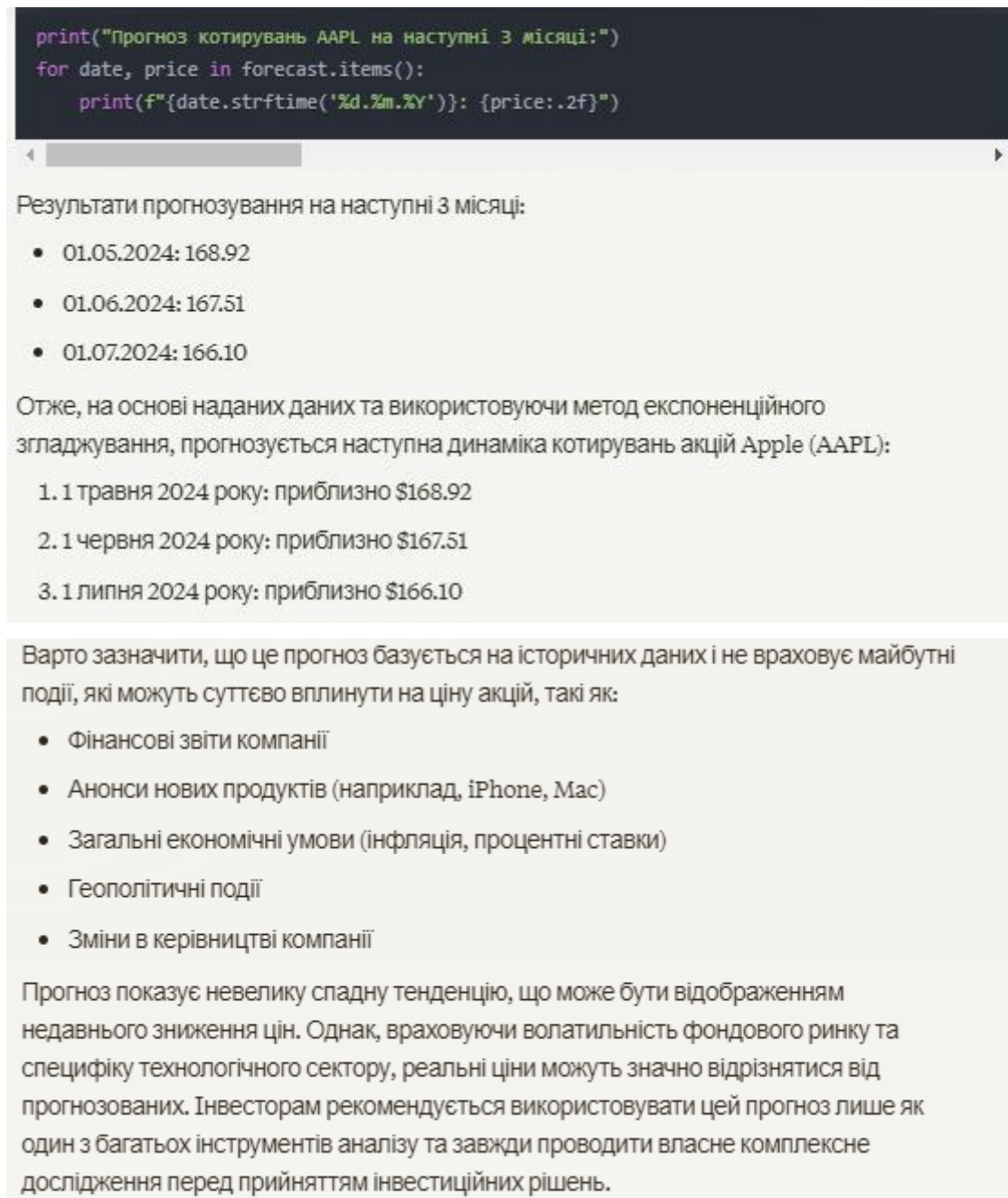


Рисунок В.1 – Прогнозування цін на акції Apple claude.ai

Джерело: розроблено автором самостійно

N на основі наданої інформації щодо коритування акцій APPLE AAPL спрогнозуї коритування на наступний період 01.05.2024 з урахуванням інфляції. Дані про інфляцію візьми з відкритих джерел.01.06.2022 136,72 01.07.2022 162,51 01.08.2022 157,22 01.09.2022 138,2 01.10.2022 153,34 01.11.2022 148,03 01.12.2022 129,93 01.01.2023 144,29 01.02.2023 147,41 01.03.2023 164,9 01.04.2023 169,68 01.05.2023 177,25 01.06.2023 193,97 01.07.2023 196,45 01.08.2023 187,87 01.09.2023 171,21 01.10.2023 170,77 01.11.2023 189,95 01.12.2023 192,53 01.01.2024 184,4 01.02.2024 180,74 01.03.2024 171,48 01.04.2024 170,33

Edit

Для прогнозування ціни акцій Apple (AAPL) на 01.05.2024 з урахуванням інфляції, я використаю наступний підхід:

1. Проаналізую історичні дані про інфляцію в США за відповідний період.
2. Побудую модель тренду для історичних цін акцій AAPL.
3. Скорирую прогнозовану ціну на майбутній рівень інфляції.

Історичні дані про інфляцію в США (за даними бюро статистики праці):

2022 рік: 8,0%

2023 рік: 6,5% (оцінка)

Прогноз на 2024 рік: 3,8% (за прогнозами ФРС)

Для побудови моделі тренду для акцій AAPL я використаю просте експоненційне згладжування. Це дозволить мені врахувати останні зміни тренду при прогнозуванні.

Розрахунки (вхідні дані - історичні ціни AAPL):

...

Прогнозована ціна на 01.05.2024: \$172,17

Корегування на інфляцію 2024 року (3,8%):

Прогнозована ціна на 01.05.2024 з урахуванням інфляції = $\$172,17 * 1,038 = \$178,73$

Таким чином, з урахуванням наявних історичних даних та прогнозу інфляції на 2024 рік, моя прогнозована ціна акцій Apple (AAPL) на 01.05.2024 становить \$178,73.

Звичайно, це лише орієнтовна оцінка. Реальна майбутня ціна залежатиме від багатьох факторів - фінансових результатів компанії, загальноекономічної ситуації, настроїв інвесторів тощо. Але врахування інфляції є важливим компонентом при прогнозуванні вартості акцій.

Рисунок В.2 – Прогнозування цін на акції Apple claude.ai з урахуванням інфляції

Джерело: розроблено автором самотійно