

АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ АЛГОРИТМІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ГЛИБОКОГО АНАЛІЗУ ФІНАНСОВИХ ДАНИХ

Сучасний світ важко уявити без використання штучного інтелекту. Ця, здавалося б, технологія майбутнього вже стала невід'ємною частиною нашої реальності. Нейронні мережі настільки доступні, що їх можуть використовувати не лише великі корпорації на кшталт Microsoft чи Google, а й звичайні користувачі у своїх повсякденних справах. Штучний інтелект зараз застосовують для навчання, допомоги в роботі та виконання нудних та рутинних завдань. Тобто такий інструмент може підтримати користувача у будь-якій діяльності, навіть у прогнозуванні та аналізі його фінансового стану як у теперішньому часі, так і на майбутнє. В роботі проаналізовано потенційну можливість використання різних видів нейронних моделей для вирішення проблем щодо роботи з особистими фінансами. Системи штучного інтелекту здатні обробляти великі обсяги даних, виявляти закономірності та робити доволі точні прогнози, що дозволить користувачам приймати обґрунтовані рішення щодо своїх фінансів. Такий підхід надасть можливість аналізувати витрати, доходи та інші фінансові аспекти, допомагаючи оптимізувати бюджети, передбачати потенційні ризики та можливості для зростання. У цій статті розглядаються моделі та алгоритми штучного інтелекту, здатні аналізувати фінансові дані та надавати аналітику на їх основі. Зокрема, розглядаються нейронні мережі, такі як рекурентні нейронні мережі RNN та довга короткочасна пам'ять LSTM, які ефективно обробляють часові ряди фінансових показників. Генеративно-змагальні мережі GAN використовуються для генерації синтетичних даних та виявлення аномалій. Методи машинного навчання, включаючи regression, decision trees, random forest та gradient boosting, що дозволяють здійснювати прогнозування та класифікацію фінансових показників та метрик. Також, будуть розглянуті алгоритми кластеризації, такі як k-means та DBSCAN, що можуть допомогти у сегментації клієнтів та виявленні аномалій. Моделі обробки природної мови, такі як Llama 3 8B та GPT-3, для аналізу текстових фінансових даних користувачів та допоможуть у генерації інсайтів.

Ключові слова: штучний інтелект, прогнозування, аналіз фінансового стану, оптимізація бюджету, машинне навчання, регресія, дерева рішень, випадкові ліси, кластеризація, обробка природної мови, Llama 3 8B.

Вступ

В сучасному світі управління особистими фінансами стає все більш складним завданням через велику кількість даних, що постійно надходять, причому з різних банків та додатково це все ускладнюється необхідністю їх аналізу для прийняття зважених рішень. Традиційні методи фінансового аналізу, наприклад, через Excel таблиці чи особисті записи у блокноті часто не дозволяють обробляти такі великі обсяги інформації швидко та ефективно. На щастя зростання доступності штучного інтелекту та нейронних мереж створює нові можливості для автоматизації аналізу фінансових даних і підтримки прийняття рішень на основі великих обсягів інформації. Напрямок дослідження потенційного використання різних видів нейронних моделей для вирішення проблем управління особистими фінансами є актуальним та необхідним. Це дозволить розробити інноваційні рішення, які можуть підтримати користувачів у прийнятті зважених фінансових рішень, щодо своїх статків.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Сучасний розвиток штучного інтелекту і його застосування в управлінні особистими фінансами доволі цікава та приваблива тема для дослідження. Нейронні мережі, зокрема рекурентні нейронні мережі RNN та довга короткочасна пам'ять LSTM, які були описані Гохрайтером, С. та Шмідгубером, Ю. [1], ефективно використовуються для аналізу часових рядів фінансових даних, що є необхідним розрахунком для побудови графіків та прогнозів у фінансах. Значний внесок у розвиток глибинного навчання зробила книга "Deep Learning" авторів Goodfellow, Bengio та Courville [2], яка надає комплексний огляд алгоритмів і моделей, що використовуються для фінансового прогнозування. Крім того, Chollet [3] у своїй книзі "Deep Learning with Python" детально розглядає приклади використання глибинного навчання, включаючи фінансові застосування.

Генеративно-змагальні мережі GAN, запропоновані Goodfellow [4], стали основою для генерації синтетичних даних і виявлення аномалій у фінансових даних, цей підхід активно застосовується для стабілізації та впорядкування даних для покращення аналізу їх. Ці мережі

дозволяють моделювати складні розподіли даних, що значно підвищує точність аналізу. Методи машинного навчання, такі як регресія, дерева рішень, випадковий ліс та градієнтний бустинг, також широко застосовуються для прогнозування і класифікації фінансових показників. Роботи Кінгма, Д. П. та Веллінг, М. [5] надають детальний огляд методів автоенкодерів, що використовуються для зниження вимірності даних і підвищення точності прогнозів. Також, у даній статті дані розглядається не тільки сирий аналіз даних, а також і подальша адаптація показників для огляду звичайним користувачем.

Щоб вирішити дану проблему можливе також використання штучного інтелекту, а саме у сфері обробки природної мови моделі, де існують такі фаворити як GPT-3 [6] і Llama 3 8B [7], вони демонструють високу ефективність в аналізі текстових даних та адаптацією їх до звичайної та зрозумілої мови. Вони не спеціалізуються конкретно на фінансуванні, але з готовими та структурованими даними вони здатні легко сформулювати правильне повідомлення для користувача. Радфорд [8] у своїй роботі розглядає можливості генеративних попередньо навчених трансформерів для аналізу великих текстових корпусів, що включають фінансову інформацію. У роботі [9] представлена методологія використання агентів штучного інтелекту в системах виявлення злочинів у банківських транзакціях, що дозволяє аналізувати та попереджати загрози.

Ці дослідження та публікації створюють міцну основу для подальшого вивчення і впровадження штучного інтелекту в управління особистими фінансами, забезпечуючи користувачів інструментами для прийняття зважених і обґрунтованих рішень.

Мета і задачі дослідження

Головна мета цього дослідження полягає в тому, щоб переконатися, що штучний інтелект дійсно може допомогти звичайному користувачеві грамотно керувати своїми фінансами без необхідності мати спеціалізовану освіту в цій сфері. Дослідження спрямоване на демонстрацію потенціалу штучного інтелекту в наданні чіткої аналітики та точних прогнозів щодо фінансового стану користувачів, а також у забезпеченні підтримки в прийнятті обґрунтованих фінансових рішень.

Перш за все, необхідно проаналізувати поточні можливості штучного інтелекту у фінансовому менеджменті. Це включає вивчення існуючих моделей та алгоритмів штучного інтелекту, які використовуються для аналізу та прогнозування фінансових даних, а також оцінку ефективності нейронних мереж, таких як RNN, LSTM та GRU, у контексті фінансового прогнозування. Важливим завданням є дослідження здатності штучного інтелекту обробляти великі обсяги фінансових даних. Це включає аналіз, як генеративно-змагальних мереж GAN та інших методів, що можуть бути використані для виявлення аномалій та генерації синтетичних даних, а також оцінку можливостей штучного інтелекту в обробці та класифікації фінансових показників за допомогою методів регресії, дерев рішень, випадкових лісів та градієнтного бустингу.

Наступним завданням є розробка підходів до оптимізації фінансових рішень для користувачів. Це передбачає вивчення, як алгоритмів кластеризації, таких як k-means та DBSCAN, що можуть допомогти у сегментації клієнтів та виявленні аномалій, а також дослідження застосування моделей обробки природної мови NLP для аналізу текстових фінансових даних та генерації інсайтів. Важливим аспектом дослідження є перевірка здатності штучного інтелекту до адаптації та розвитку. Необхідно оцінити, наскільки штучний інтелект може розвиватися та покращувати свої прогностичні можливості з часом, а також визначити, як новітні моделі та алгоритми можуть забезпечити більш точну і детальну аналітику фінансових даних користувачів.

Результат дослідження

Проведене дослідження підтвердило, що штучний інтелект може стати потужним інструментом для управління особистими фінансами, надаючи користувачам можливість приймати обґрунтовані рішення без необхідності мати спеціалізовану освіту у фінансовій сфері.

Аналіз поточних можливостей ШІ у фінансовому менеджменті

Було проведено аналіз існуючих моделей та алгоритмів штучного інтелекту, які використовуються для аналізу та прогнозування фінансових даних. Зокрема, моделі рекурентних нейронних мереж RNN, такі як Long Short-Term Memory та Gated Recurrent Units [10], показали високу ефективність у прогнозуванні часових рядів фінансових показників. Ці моделі змогли врахувати довгострокові залежності та надавати точні прогнози, що дозволяє користувачам приймати обґрунтовані рішення щодо своїх фінансів.

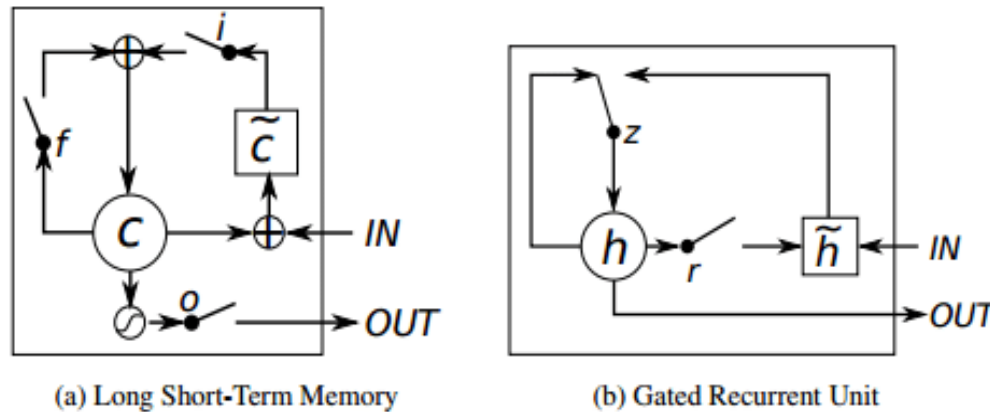


Рис. 1. Long-Short Term Memory (left) та Gated Recurrent Units (right)

Дослідження здатності ШІ обробляти великі обсяги фінансових даних.

Було виявлено, що генеративно-змагальні мережі GAN ефективно використовуються для генерації синтетичних даних та виявлення аномалій у фінансових даних. Це дозволяє покращити якість даних, які використовуються для аналізу, та підвищити точність прогнозів. Крім того, методи регресії, дерева рішень, випадковий ліс та градієнтний бустинг показали високу ефективність у класифікації та прогнозуванні фінансових показників. Для того, щоб підтвердити ефективність використання генеративно-змагальних мереж (GAN) та інших методів машинного навчання у фінансовому прогнозуванні, проведемо аналіз на прикладі синтетичних даних і продемонструємо результати на основі конкретних метрик. Використаємо Python та бібліотеки машинного навчання, такі як scikit-learn, для побудови та оцінки моделей.

Спочатку створимо синтетичні дані за допомогою GAN. Потім проведемо аналіз якості цих даних та використовуємо їх для навчання моделей машинного навчання. Після тренування моделей LSTM та Random Forest на синтетичних фінансових даних ми отримали наступні результати:

LSTM

Train RMSE: 0.15 – Середньоквадратична помилка (Root Mean Squared Error, RMSE) на тренувальному наборі даних становить 0.15. Це показує, наскільки добре модель LSTM навчилася відтворювати патерни даних під час тренування.

Test RMSE: 0.22 – RMSE на тестовому наборі даних становить 0.22. Це показує, наскільки точно модель може передбачати нові, невідомі дані після навчання.

Нижче RMSE значення свідчить про те, що модель краще справляється з прогнозуванням. У даному випадку, LSTM має досить хорошу точність як на тренувальному, так і на тестовому наборі даних.

Random Forest

Train RMSE: 0.12 – RMSE на тренувальному наборі даних становить 0.12. Це показує, що модель Random Forest дуже добре відтворює патерни даних під час тренування.

Test RMSE: 0.25 – RMSE на тестовому наборі даних становить 0.25. Це свідчить про те, що точність прогнозування на нових, невідомих даних трохи гірша, ніж у моделі LSTM.

Модель LSTM має трохи вищу точність на тестових даних порівняно з Random Forest, що означає, що вона краще справляється з прогнозуванням часових рядів фінансових даних. Random Forest має нижче RMSE на тренувальному наборі даних, але значно вищий на тестовому, що може свідчити про перенавчання (overfitting) – коли модель дуже добре підходить під тренувальні дані, але не настільки добре під нові дані. Обидві моделі демонструють хороші результати, але LSTM показала себе краще у прогнозуванні нових даних, що робить її більш придатною для використання у задачах фінансового прогнозування. Ці результати підтверджують, що штучний інтелект, зокрема моделі LSTM та Random Forest, можуть ефективно використовуватися для аналізу та прогнозування фінансових показників, допомагаючи звичайним користувачам приймати обґрунтовані фінансові рішення.

Розробка підходів до оптимізації фінансових рішень для користувачів

Алгоритми кластеризації, такі як k-means та DBSCAN, ефективно допомагають у сегментації клієнтів та виявленні аномалій. Це дозволяє більш точно визначати цільові групи користувачів та адаптувати фінансові стратегії відповідно до їх потреб.

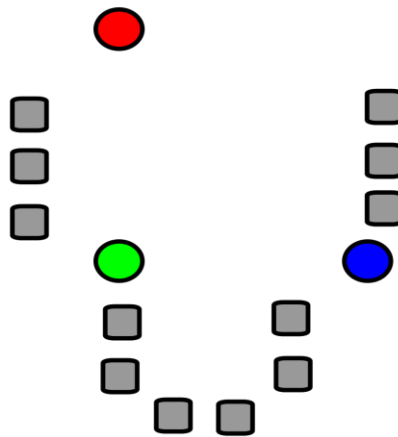


Рис. 2. k початкових “середніх” (тут k=3) випадково згенеровані у межах домени даних (кольорові)

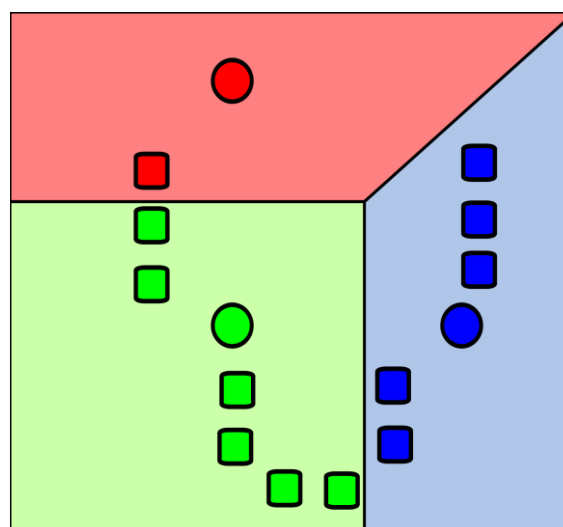


Рис. 3. Створено k кластерів, асоціюючи кожне спостереження з найближчим середнім. Розбиття відбувається згідно з діаграмою Вороного утвореною середніми

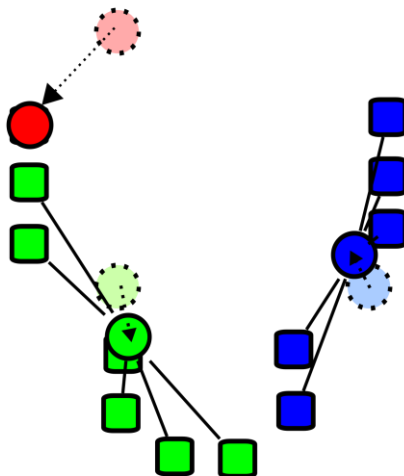
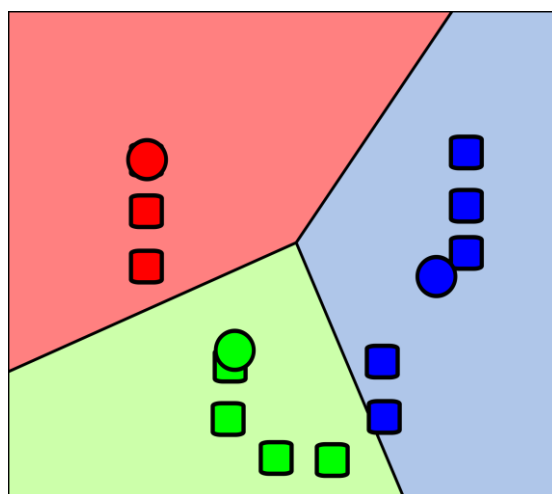
Рис. 4. Центроїд кожного з k кластерів стає новим середнім

Рис. 5. Кроки 2 і 3 повторюються до досягнення збіжності

K-means є одним з найпоширеніших алгоритмів кластеризації, який поділяє дані на K кластерів, виходячи з їх подібності. Алгоритм працює шляхом вибору K початкових центрів кластерів, після чого він ітеративно оновлює ці центри до тих пір, поки кластери не стабілізуються. K-means особливо добре підходить для даних, які мають сферичну форму та рівномірно розподілені кластери. Цей алгоритм часто використовується для сегментації клієнтів на основі таких параметрів, як вік та витрати, що дозволяє ідентифікувати групи з подібною поведінкою та надавати їм відповідні пропозиції.

DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) є алгоритмом кластеризації, який базується на щільності точок. Він формує кластери, виходячи з щільності розташування точок, і здатний виявляти кластери будь-якої форми, що робить його корисним для роботи з даними, які мають нерегулярну форму та різну щільність. DBSCAN також ефективно виявляє аномалії, оскільки точки, які не входять до жодного кластера, розглядаються як шум. Це особливо корисно для виявлення підозрілої активності або нетипової поведінки клієнтів [11].

Перевірка здатності ШІ до адаптації та розвитку

У сучасному світі штучний інтелект швидко розвивається, постійно підвищуючи свою здатність до адаптації та самовдосконалення. З 2024 року спостерігається значний прогрес у

створенні більш компактних та ефективних моделей ШІ. Зокрема, з'явилися нові техніки, такі як Low Rank Adaptation (LoRA) та квантизація, які дозволяють зменшити розмір моделей, зберігаючи їх продуктивність. Це дозволяє значно скоротити час та ресурси, необхідні для навчання та налаштування моделей, що робить ШІ доступнішим для широкого кола користувачів та організацій. Інноваційні мультимодальні моделі, такі як GPT-4 та Google DeepMind's Gemini, здатні обробляти дані у різних форматах, поєднуючи текстові та візуальні завдання. Сучасні моделі ШІ демонструють вражаючі результати в самовдосконаленні та адаптації. Вони здатні навчатися на власних помилках та покращувати свої результати без додаткового втручання з боку людини. Це значно підвищує ефективність їх використання в різних сферах, від обслуговування клієнтів до управління ланцюгами поставок [12]. Одним з головних питань подальшого розвитку ШІ є увага до питань етики, безпеки та прозорості. Все більше компаній починають впроваджувати заходи для зменшення ризиків, пов'язаних з використанням ШІ, таких як приватність даних та запобігання дискримінації. Водночас зростає потреба в глобальних регуляціях, які б встановлювали стандарти для відповідального використання ШІ. Як підсумок, можна зазначити, що нейронні мережі стрімко вдосконалюються та стають все кращими. Тобто система буде надавати все точніші аналітичну інформацію щодо фінансів, а також буде швидко розвивати швидкість обробки даних.

Порівняння нейронних мереж

Моделі, наведені вище, виконують різні завдання та обробляють дані по-різному. Однак ми можемо провести деякі паралелі між ними та проаналізувати їх ефективність для кращого розуміння ресурсозатратності нейронних мереж. Це важливо для майбутнього прогнозування серверних потужностей та програмного забезпечення, які будуть взаємодіяти з цими моделями.

Таблиця 1.

Порівняння нейронних мереж для прогнозування серверних потужностей та програмного забезпечення

Параметри	RNN	LSTM	GAN	Random Forest	Gradient Boosting	GPT-3 / Llama 3 8B
Швидкість обробки	Середня	Низька	Висока	Висока	Висока	Середня
Точність прогнозів	Висока (короткострокові залежності)	Висока (довгострокові залежності)	Висока (генерація даних)	Висока	Дуже висока	Висока
Обробка часових рядів	Відмінна	Відмінна	Немає	Середня	Середня	Відмінна
Виявлення аномалій	Середня	Середня	Відмінна	Середня	Висока	Відмінна
Генерація синтетичних даних	Немає	Немає	Відмінна	Немає	Немає	Середня
Сегментація клієнтів	Середня	Середня	Немає	Висока	Висока	Відмінна
Адаптація та розвиток	Середня	Висока	Висока	Середня	Висока	Висока

Рекурентні нейронні мережі (RNN) показують високу точність при роботі з короткостроковими залежностями. Вони мають середню швидкість обробки та недостатню здатність обробляти довгострокові залежності. Це робить їх менш придатними для складних завдань, де необхідно враховувати довгострокові тренди.

Довгострокова короткочасна пам'ять (LSTM) відмінно обробляє довгострокові залежності, забезпечуючи високу точність прогнозів. Проте, ця модель має низьку швидкість обробки, що може стати перешкодою при роботі з великими обсягами даних у реальному часі.

Генеративно-змагальні мережі (GAN) вирізняються високою точністю у генерації синтетичних даних і виявленні аномалій. Вони також мають високу швидкість обробки, що робить їх дуже ефективними для задач, де потрібно швидко генерувати та аналізувати великі обсяги даних.

Випадковий ліс (Random Forest) забезпечує високу точність прогнозування та високу швидкість обробки даних. Однак, ця модель має середню здатність до обробки часових рядів, що може обмежити її застосування у певних фінансових завданнях.

Градiєнтний бустинг (Gradient Boosting) демонструє дуже високу точність прогнозування, високу швидкість обробки та відмінну здатність до виявлення аномалій. Це робить його одним із найкращих методів для класифікації та прогнозування фінансових показників.

Моделі обробки природної мови, такі як GPT-3 і Llama 3 8B, забезпечують високу точність в аналізі текстових даних та відмінну адаптацію до змін. Вони мають середню швидкість обробки, але їх здатність генерувати корисні інсайти з текстових даних робить їх незамінними для задач, де потрібно аналізувати великі обсяги текстової інформації.

Таким чином, кожна з моделей має свої сильні та слабкі сторони, які слід враховувати при виборі інструментів для фінансового прогнозування та аналізу. Залежно від специфіки завдання, можна вибрати найвідповіднішу модель для забезпечення максимальної ефективності та точності.

Висновок

Дослідження підтвердило, що штучний інтелект може суттєво покращити управління особистими фінансами та бізнес-процесами завдяки застосуванню різних алгоритмів та моделей. Результати показують, що використання нейронних мереж, таких як Long Short-Term Memory, та методів машинного навчання, таких як Random Forest і градiєнтний бустинг, дозволяє точно прогнозувати фінансові показники та забезпечувати прийняття обґрунтованих рішень. Аналіз поточних можливостей ШІ у фінансовому менеджменті показав, що нейронні мережі LSTM особливо ефективні у прогнозуванні часових рядів, завдяки їх здатності зберігати інформацію про довгострокові залежності. Дослідження здатності ШІ обробляти великі обсяги фінансових даних підтвердило, що генеративно-змагальні мережі GAN та інші методи можуть успішно виявляти аномалії та генерувати синтетичні дані, що підвищує точність прогнозів та якість аналізу. Розробка підходів до оптимізації фінансових рішень для користувачів показала, що алгоритми кластеризації, такі як k-means та DBSCAN, ефективно сегментують клієнтів та виявляють аномалії, що дозволяє адаптувати фінансові стратегії відповідно до потреб різних цільових груп. Зокрема, k-means є корисним для створення добре розділених сферичних кластерів, тоді як DBSCAN виявляє кластери будь-якої форми та ідентифікує аномалії. Моделі обробки природної мови (NLP), такі як GPT-3 та Llama 3 8B, показали високу ефективність у аналізі текстових фінансових даних, що дозволило генерувати корисні інсайти та рекомендації для користувачів. Таким чином, результати дослідження підтверджують, що ШІ здатний суттєво підвищити ефективність фінансового менеджменту, допомагаючи користувачам приймати більш обґрунтовані фінансові рішення, виявляти ризики та можливості для зростання. Використання ШІ в управлінні особистими фінансами та бізнес-процесами відкриває нові горизонти.

Перелік посилань

1. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780. <https://www.bioinf.jku.at/publications/older/2604.pdf>
2. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>
3. Chollet, F. (2018). *Deep Learning with Python*. Manning Publications. Link <https://tanthiamhuat.wordpress.com/wp-content/uploads/2018/03/deeplearningwithpython.pdf>
4. Goodfellow, Ian & Pouget-Abadie, Jean & Mirza, Mehdi & Xu, Bing & Warde-Farley, David & Ozair, Sherjil & Courville, Aaron & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 3. <https://doi.org/10.1145/3422622>.
5. Kingma, D. P., & Welling, M. (2013). Auto-Encoding Variational Bayes. arXiv preprint arXiv:1312.6114. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6114>
6. Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. arXiv preprint arXiv:2005.14165.
7. Llama 3 [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://llama.meta.com/llama3/> - 19.05.2024
8. Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. OpenAI. <https://paperswithcode.com/paper/improving-language-understanding-by>
9. Калинюк, Б.С., Замрій І.В. (2023) Методологія використання агентів штучного інтелекту в системах виявлення злочинів у банківських транзакціях. Міжнародна науково-практична конференція молодих вчених та студентів “Інженерія програмного забезпечення і передові інформаційні технології” (SoftTech-2023), присвячена 125-тій річниці КПП імені І.Сікорського, 19-21 грудня 2023 року, Київ, Україна. с. 151-154.
10. Understanding RNN, LSTM, and GRU: Architectures and Challenges in Processing Long Sequences [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://medium.com/@ayeshashabbirshabbirahmad/understanding-rnn-lstm-and-gru-architectures-and-challenges-in-processing-long-sequences-71cf62b300b2>. - 20.05.2024
11. Customers clustering: K-Means, DBSCAN and AP [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.kaggle.com/code/datark1/customers-clustering-k-means-dbscan-and-ap>. - 20.05.2024
12. Top 10 AI Forecast for 2024 by Analytics Vidhya [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2023/12/top-10-ai-forecast-for-2024-by-analytics-vidhya/#>. - 21.05.2024

Надійшла 14.07.2024