

Назарій Дикий¹, Юліан Сало²¹Кафедра систем автоматизованого проектування, Національний університет “Львівська політехніка”, вул. С. Бандери 12, Львів, Україна, E-mail:nazarii.v.dykyi@lpnu.ua, ORCID 0009-0008-2761-7808²Кафедра систем автоматизованого проектування, Національний університет “Львівська політехніка”, вул. С. Бандери 12, Львів, Україна, E-mail:yulian.m.salo@lpnu.ua, ORCID 0009-0002-9813-8616

МОДЕЛЮВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ДОХОДУ

Отримано: Березень 12, 2025 / Переглянуто: Березень 19, 2025 / Прийнято: Березень 25, 2025

© Дикий Н., Сало Ю. 2025

<https://doi.org/>

Анотація. У статті проаналізовано можливості прогнозування доходів великих корпорацій, таких як Apple, Amazon, GE, IBM і ExxonMobil, використовуючи алгоритми машинного навчання Random Forest та XGBoost, а також Tableau як еталонний інструмент аналітики. Основною метою було оцінити точність цих методів та їхню здатність передбачати фінансові показники на основі історичних даних.

Метою виконаних досліджень є аналіз та порівняння створених локальних моделей машинного навчання та комерційних моделей в предметі прогнозування доходу на звітний період з урахуванням історичних даних.

У ході роботи використано Google Colab як середовище для обчислень, що дозволило легко інтегрувати алгоритми, працювати з великими наборами даних та швидко тестувати моделі. Дані щодо доходів компаній були внесені у Google Sheets, звідки їх було завантажено для подальшого аналізу. Застосовано методи попередньої обробки даних, включаючи масштабування та усунення можливих аномалій.

Результати показали, що хоча жодна модель не змогла передбачити доходи з абсолютною точністю, моделі машинного навчання продемонструвало конкурентоспроможність у порівнянні з Tableau. Наприклад, XGBoost точніше спрогнозував дохід GE (13,02% відносної похибки проти 24,06% у Tableau), а Random Forest – ExxonMobil (3,82% проти 16,95%). У той же час, модель від Tableau продемонстрував точніші результати для Amazon та Apple, що може бути пов'язано з особливостями внутрішніх алгоритмів прогнозування.

Результати аналізу середньоквадратичної похибки (MSE) підтвердив, що точність прогнозів може змінюватися залежно від вибраної моделі. Для моделі на основі алгоритму Random Forest похибка становила 3649,4, а для моделі, що використовувала алгоритм XGBoost – 3713,4, що свідчить про необхідність подальшої оптимізації параметрів моделей. Однак, враховуючи, що навіть Tableau мав значні відхилення у прогнозах, можна стверджувати, що методи машинного навчання є перспективними та можуть використовуватися для фінансового прогнозування, особливо після доопрацювання та адаптації до конкретних завдань. Таким чином, наше дослідження підтвердило, що моделі на основі алгоритмів Random Forest та XGBoost є ефективними інструментами аналітики, які можуть конкурувати з традиційними методами візуалізації та прогнозування. Подальші дослідження можуть зосередитися на покращенні параметрів моделей та використанні додаткових факторів, що впливають на фінансові показники компаній.

Ключові слова: Машинне навчання, збір та аналіз результатів продажів, штучний інтелект, прогноз доходів.

Вступ

У сучасному бізнес-середовищі точне прогнозування доходів є важливим інструментом для стратегічного планування та прийняття обґрунтованих управлінських рішень. Фінансова стабільність та успіх компанії значною мірою залежать від здатності передбачати зміни у доходах, аналізувати ринкові тренди та своєчасно адаптуватися до них. Прогнозування сприяє ефективному розподілу ресурсів, зниженню ризиків і максимізації прибутків.

Застосування штучного інтелекту (ШІ) у сфері прогнозування доходів забезпечує нові можливості для аналізу великих обсягів даних та виявлення закономірностей. Сучасні технології машинного навчання дозволяють компаніям формувати точні прогнози, враховуючи такі фактори, як сезонні коливання, поведінка споживачів, результати маркетингових кампаній і вплив зовнішніх економічних умов. Наприклад, моделі ШІ здатні оцінити вплив змін у споживчому попиті на обсяги продажів або ефективність обраних стратегій маркетингу.

Одним із ключових аспектів є використання історичних даних для підвищення точності прогнозів. ШІ здатний аналізувати великі масиви інформації, виявляючи приховані закономірності, які можуть залишатися поза увагою традиційних підходів. Такий підхід уможливорює побудову прогнозів, що враховують не лише попередні тренди, але й змінні ринкові умови. Наприклад, у випадку запуску нового продукту моделі ШІ можуть прогнозувати можливі обсяги продажів на основі аналізу подібних продуктів або поведінки цільової аудиторії.

Штучний інтелект також дозволяє автоматизувати процес аналізу даних, зменшуючи часові витрати та підвищуючи точність результатів. Використання таких інструментів сприяє оптимізації процесів управління, що, у підсумку, позитивно впливає на загальний фінансовий результат. Крім того, можливості ШІ дозволяють адаптуватися до змін у ринковому середовищі швидше та з мінімальними втратами.

Завдяки технологіям ШІ, прогнозування доходів стає більш доступним і ефективним інструментом для бізнесу. Це сприяє підвищенню конкурентоспроможності підприємств, ухваленню обґрунтованих рішень та впровадженню стратегій, що забезпечують сталий розвиток і зростання прибутків.

Постановка проблеми

Фінансове прогнозування ускладнюється через численні змінні, зокрема ринкові коливання, поведінку споживачів та економічні фактори, що робить традиційні методи малоефективними. Штучний інтелект дозволяє аналізувати великі обсяги даних, виявляти закономірності та враховувати як внутрішні, так і зовнішні чинники, підвищуючи точність прогнозів і ефективність управлінських рішень. Це спонукає проведення досліджень у напрямку створення моделі ШІ, що прогнозує різні фінансові показники компанії, а також порівняння його точності з іншими існуючими моделями, і людськими прогнозами.

Огляд сучасних джерел інформації за тематикою публікації

Численні індустрії застосовують моделі та методи ШІ в своїй діяльності для прогнозування доходності підприємства. Найбільш прогресивні сфери в прийомі ШІ видаються логістика, роздрібна торгівля, а також туризм, — переважно завдяки наявності великих обсягів історичних даних [1]. Сфера електронної комерції - має найсприятливіші умови для якомога точнішого прогнозування доходу підприємства. Передумовою цього - є широкий спектр зібраних вхідних даних для подальшої обробки. Зокрема: вивчення сезонності покупок, звичок покупців, тощо. Роздрібна торгівля найбільше вивчає поведінкові звички своїх споживачів на всіх рівнях, — використовуючи не лише рекламу, масові електронні листи, а також дані Wi-Fi, що вони надають безкоштовно своїм відвідувачам [2]. Представники роздрібно торгівлі також роблять спроби спрогнозувати дохід з товарів, беручи до уваги показники з онлайн платформ для реклами, — пошуковиків, соціальних мереж, та ін [3]. Забезпечення менеджерів та власників малого та середнього бізнесу оптимізовує процес закупівель. Використання засобі ШІ уможливило точніше

прогнозування, що в свою чергу надало змогу закуповувати товар чи сировину з міркувань прогнозів, заснованих на історичних даних. Управлінці цього бізнесу відзвітували, що їм це полегшило роботу [4].

Будь-які прогнози є можливими лише за умови наявності достовірних історичних даних. Для цього наукові та комерційні установи використовують ряд інструментів для покращення ведення умов своєї діяльності. Також додатково до зберігання даних, провайдери CRM (Customer Relationship Management), ERP (Enterprise Resource Planning) систем містять вбудовані інструменти для аналізу даних, а також надають можливість інтегрувати власноруч написані інструменти ШІ, а також машинного навчання [5].

Для прогнозування доходу, багато компаній надають доступ штучному інтелекту до великих об'ємів історичних даних, для того щоб якомога точніше спрогнозувати показники. В одному з досліджень [6], яке проводилось для компанії, що займається розробкою програмного забезпечення, інструментами ШІ було оброблено широкий спектр даних, окрім фінансових показників: вартість приведення клієнта, загальний дохід, який бізнес може обґрунтовано очікувати від клієнта протягом усього періоду ділових відносин, відсоток відтоку клієнтів, та ін. Результатом цього стало покращення показника з утримання клієнтів, оптимізації ресурсів, персоналізованих стратегій. Окрім того, засоби ШІ допомагає покращити прийняття рішень завдяки детальному аналізу споживчого попиту та ринкових умов [7].

Дуже активно на ШІ звертають увагу працівники, чия робота заключається в фінансах, або навіть фінансових компаній. Вони використовують ШІ для того щоб передбачати ймовірність банкрутства компанії, або навіть випадки шахрайства, окрім вищезгаданих застосувань щодо прибутків [8], [9]. Моделі, які використовуються бізнесами показують досить точні результати щодо цих показників, особливо беручи до уваги наявність публічних даних акціонерних компаній [9]. Для прикладу, компанія Mastercard використовує ШІ для прогнозування фінансових показників своїх клієнтів. Їхня платформа AI Express аналізує транзакційні дані та допомагає прогнозувати витрати, доходи та інші ключові фінансові показники [10]. Великі корпорації, а також малий та середній бізнес починають використовувати глибинне навчання (Deep Learning) для прогнозування податкового навантаження на бізнес. Використовуючи алгоритми та історичні дані, інформаційні департаменти компаній можуть розробляти моделі, які надають цінну інформацію та прогнози для податкових органів і платників податків — компаній [11]. Майбутні системи фінансового прогнозування, керовані штучним інтелектом, інтегруватимуться із зовнішніми джерелами даних, такими як макроекономічні показники, контрольні показники індустрії та геополітичні події, щоб підвищити точність і релевантність прогнозів.

Загалом, компанії різного розміру, використовуючи машинне навчання (Machine Learning), можуть підвищити точність прогнозування фінансових показників на приблизно 30% [12]. Також, підвищується точність прийняття різних рішень, водночас підвищується фінансова безпека підприємств, через відсутність непотрібних витрат [13].

Цілі та проблеми дослідження

Метою виконаних досліджень є створення та валідація інформаційної моделі прогнозування доходу, а також аналіз і порівняння отриманих даних з прогнозом, даним іншою комерційною моделлю.

Виклад основного матеріалу

Для того щоб модель мала дані для тренування і навчання, потрібно спершу мати точні історичні дані. Оскільки основна ціль дослідження — прогнозування доходу, потрібно надати (окрім існуючих даних), фактори що впливають на доходи, а саме: сезонність, економічні умови, маркетингові активності, та ін. Для даного дослідження було взято 5 публічних компаній, чий фінансові показники можна знайти легко онлайн. Дані були взяті в період 1997-2022, беручи до уваги 25 років фінансових показників. Отже, створювана модель і комерційна модель,

проаналізувавши дохід досліджуваних підприємств за минулі 25 років будуть прогнозувати дохід на 2023 рік, аби порівняти з існуючими даними.

Для дослідження було використано дані про доходи 5 публічних компаній, а саме: Apple Inc., Amazon.com Inc., General Electric, IBM, ExxonMobil. Задля експерименту було навмисно взято компанії, що за 25 років досить сильно виросли, а також такі, що мали стагнацію впродовж даного періоду. Оскільки дані компанії є публічними, фінансові показники було взято зі звітів та інших заяв.

Ці дані було зібрано та збережено в CSV файлі, який згодом буде опрацьовано проектною та комерційною моделями.

На рис. 1 представлено діаграму кореляції доходів досліджуваних підприємств в період рр. 1997-2022.

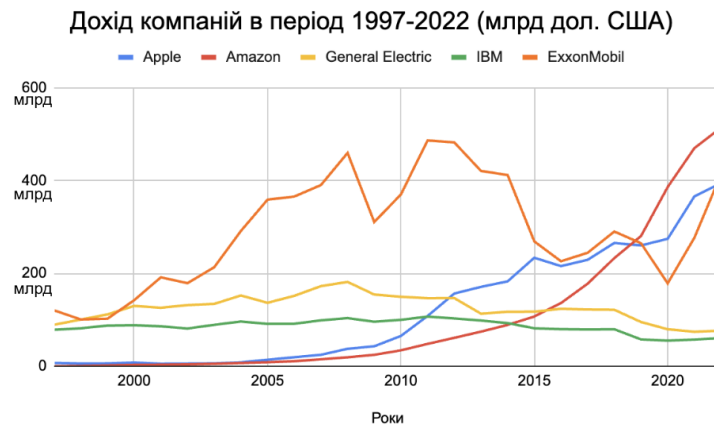


Рис. 1. Діаграма доходів досліджуваних компаній в період рр. 1997-2022.

Основним викликом даного дослідження є саме навчання моделі. Для цього зазвичай використовують різні алгоритми, які в свою чергу виконують різні задачі. У випадку дослідження трендів та малих обсягів даних знадобиться використання простих моделей: випадковий ліс, або лінійна регресія.

Архітектура моделі буде базуватись на основі Random Forest (випадковий ліс) — ансамблевий метод машинного навчання для класифікації, регресії та інших завдань, який працює за допомогою побудови численних дерев прийняття рішень під час тренування моделі й продукує моду для класів або усереднений прогноз (регресія) побудованих дерев, алгоритм зображено на рис. 1. Random Forest добре вмiє працювати з задачами прогнозування з невеликими даними.

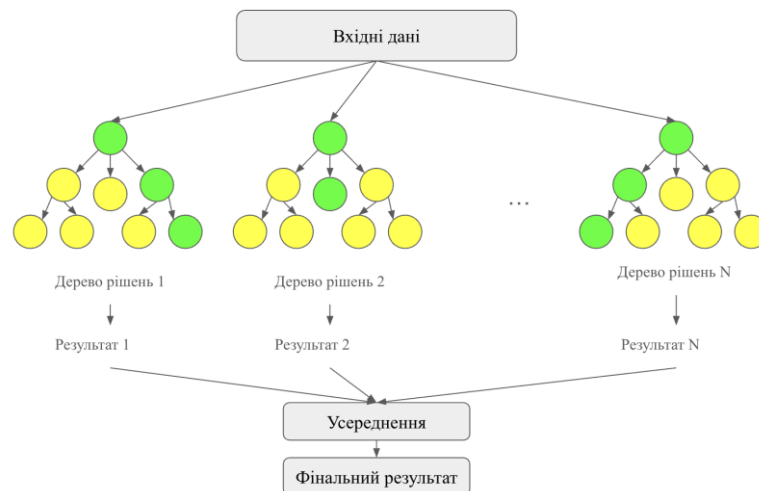


Рис. 2. Алгоритм Random Forest.

Для порівняння, було також використано ще один алгоритм машинного навчання — XGBoost (Extreme Gradient Boosting). Його ефективність буде порівнюватись з алгоритмом на базі Random Forest.

XGBoost — це алгоритм машинного навчання, що базується на градієнтному бустингу дерев рішень. Його головна особливість — покрокове виправлення помилок попередніх прогнозів за допомогою нових дерев, що робить модель дедалі точнішою. Алгоритм оптимізований для швидкої роботи завдяки паралельним обчисленням і ефективному використанню пам'яті.

XGBoost добре підходить для задач прогнозування, оскільки може виявляти складні взаємозв'язки в даних і працювати з великими наборами даних без значного ризику перенавчання. Він підтримує регуляризацію, що допомагає контролювати складність моделі та покращувати її узагальнюючу здатність. У даному дослідженні XGBoost використовується для прогнозування доходів компаній, оскільки він дозволяє отримати точніші результати порівняно з традиційними методами, такими як лінійна регресія чи Random Forest.

XGBoost Додавання нового дерева до моделі методом XGBoost з оновленням прогнозу наведено у рівнянні 1:

$$\hat{y}_i^{(t)} = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i), \quad (1)$$

де $\hat{y}_i^{(t)}$ — новий прогноз на ітерації t , $\hat{y}_i^{(t-1)}$ — попередній прогноз, $f_t(x_i)$ — нове додане дерево.

Для знаходження оптимальних ваг листів дерева, метод XGBoost використовує другий градієнт для оптимізації (див. рівняння 2):

$$w_j = \frac{\sum_{i \in I_j} g_i}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda}, \quad (2)$$

де, w_j — вага (значення) в листі j , g_j — градієнтна похідна (перша похідна функції втрат), h_j — гесова матриця (друга похідна функції втрат), λ — регуляризаційний параметер, I_j — набір зразків, що потрапили в лист j .

Модель реалізовано з використанням мови програмування Python в середовищі Google Colab. У програмному середовищі Google Colab виконано аналіз та побудову моделей машинного навчання через кілька ключових переваг. Основними перевагами Google Colab над конкурентним ПЗ є безкоштовний доступ до хмарних інструментів роботи з Python, та супутніми необхідними бібліотеками: pandas, scikit-learn та XGBoost, тощо. В середовищі Google Colab є можливість використовувати потужні обчислювальні ресурси, включаючи GPU (Graphic Processing Unit) та TPU (Tensor Processing Unit), що пришвидшує тренування моделей. Окрім того, середовище інтегровано з Google Drive, що дозволяє зручно зберігати та обробляти дані без необхідності локального зберігання. Це робить Google Colab ідеальним інструментом для швидких експериментів та аналізу масивів даних.

Для порівняння з комерційними моделями було обрано інструмент Tableau. Tableau — це інструмент бізнес-аналітики, який дозволяє швидко аналізувати дані та будувати прогнози без написання коду. Він має зручний інтерфейс і підтримує різні джерела даних, такі як бази даних, Excel чи хмарні сервіси. Tableau автоматично застосовує статистичні методи, зокрема лінійну регресію та сезонні моделі, що спрощує прогнозування. Крім того, він забезпечує наочну візуалізацію, що дозволяє легко порівняти фактичні показники з прогнозованими.

Результати та обговорення

В результаті аналізу даних трьома моделями, було отримано результати, відображені в таблиці 1. Для порівняння було додано фактичні дані доходу вищезгаданих компаній за 2023 рік, абсолютну та відносну похибки прогнозу, що демонструє різницю між прогнозованими даними, та реальними. Для наочності різниці між прогнозами, результати досліджуваних моделей та їх різницю з фактичним результатом продемонстровано на рис. 3.

Порівняння моделей прогнозування доходів компанії за 2023 р. (млрд. дол. США)

		Apple	Amazon	GE	IBM	ExxonMobil
Random Forest	Random Forest	344.39	446.64	80.89	59.58	331.43
	Абсолютна похибка	38.9	128.14	12.94	2.28	13.15
	Відносна похибка	10,15%	22,29%	19,04%	3,69%	3,82%
XGBoost	XGBoost	344.89	456.623	76.8	57.7	289.66
	Абсолютна похибка	38.4	118.157	8.85	4.16	54.92
	Відносна похибка	10,02%	20,56%	13,02%	6,72%	15,94%
Tableau	Прогноз	368.59	540.22	84.3	62.4	403
	Абсолютна похибка	14.7	34.56	16.35	0.54	58.42
	Відносна похибка	3,84%	6,01%	24,06%	0,87%	16,95%
	Фактичний дохід	383.29	574.78	67.95	61.86	344.58

Прогноз Random Forest, Прогноз XGBoost, Прогноз Tableau і Фактичний дохід (млрд. дол. США)

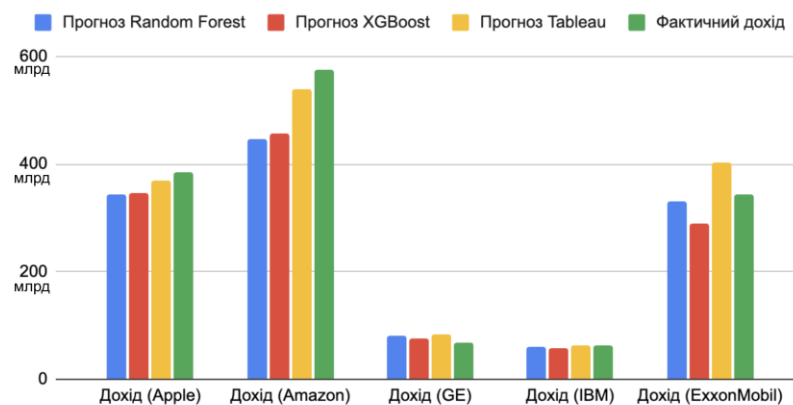


Рис. 3. Порівняння прогнозів досліджуваних моделей з фактичним доходом.

В контексті успішних компаній, які мають щорічний ріст доходу (для прикладу Apple, або Amazon) потрібно відзначити, що моделі на основі алгоритмів Random Forest та XGBoost не змогли точно спрогнозувати рівень доходу. У випадку прогнозування доходів Apple, локальні моделі дали прогноз, що на ~10% нижчий за реальні дані, а у випадку Amazon відхилення склало >20%. аналізуючи стагнуючі компанії, а саме IBM та General Electric, моделі Tableau та Random Forest досить точно спрогнозували дохід IBM, але не змогли розпізнати подальше зниження виторгу General Electric. Найточніший прогноз дала модель XGBoost, але прогноз досить неточний, і складає 13%. Значну перевагу отримала локальна модель на основі Random Forest в порівнянні з Tableau та XGBoost, прогножуючи дохід компанії ExxonMobil. Прогнози відрізнялись від фактичного результату на ~3% з застосуванням згаданої локальної моделі, та на 17% з

використанням комерційної, та на 16% в порівнянні з іншою локальною моделлю.

Беручи до уваги прогнози по всіх компаніях, було отримано тренд завищування прогнозів з боку комерційної моделі Tableau порівняно з алгоритмами XGBoost і Random Forest. Це може бути пов'язано з використанням спрощених методів прогнозування, які більше орієнтовані на загальні тенденції. Використання Tableau дало змогу отримати додатковий погляд на дані та зробити аналіз більш комплексним.

Висновки

Результати дослідження точності прогнозування доходів компаній за допомогою моделей Random Forest, XGBoost та Tableau показало, що кожен підхід має свої сильні та слабкі сторони. Незважаючи на те, що Tableau продемонструвала найменшу загальну похибку, у деяких випадках побудовані моделі на базі алгоритмів Random Forest, та XGBoost, мають точніші результати прогнозування. Наприклад, XGBoost точніше передбачив дохід GE (13,02% проти 24,06% у Tableau), а Random Forest дав більш точний прогноз для ExxonMobil (3,82% проти 16,95%).

Дане дослідження створило сприятливі можливості для подальших досліджень у даному напрямку, застосовуючи більш комплексні підходи, що враховують чинники, які можуть впливати на прогнозовані показники. При подальшому вдосконаленні алгоритмів та використанні більшого обсягу даних вищезгадані алгоритми можуть навіть перевершити комерційні продукти за точністю прогнозів.

Перелік використаних джерел

- [1] S. Meharanjuna, "Forecasting of Artificial Intelligence and its Influence on Revenue", IJIRT, 2020, 805p. https://www.researchgate.net/profile/Syed-Meharanjuna/publication/3428990_47_Forecasting_of_Artificial_Intelligence_and_its_Influence_on_Revenue/links/5f0c7f2992851c38a519c12f/Forecasting-of-Artificial-Intelligence-and-its-Influence-on-Revenue.pdf?_cf_chl_tk=4nUEBO2rjmTprL_nCPPjQPOH1IRCiYBUTFC6eRRcwY-1737628845-1.0.1.1-cx0yAeekyh7WI8sCDf0bIS4Q.AOOC_L_gBpTlhtKyk4I
- [2] V. Golderzahi, H. K. Pao, "Revenue forecasting in smart retail based on customer clustering analysis", Internet of Things, Volume 27, 2024, 101286. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2024.101286>
- [3] M. Würfel, Q. Han, M. Kaiser, "Online Advertising Revenue Forecasting: An Interpretable Deep Learning Approach", IEEE International Conference on Big Data (Big Data), 2021, Orlando, FL, USA, pp. 1980-1989, <https://arxiv.org/pdf/2111.08840>
- [4] N. Groene, S. Zakharov, "Introduction of AI-based sales forecasting: how to drive digital transformation in food and beverage outlets", Discov Artif Intell 4, 1 (2024). <https://doi.org/10.1007/s44163-023-00097-x>
- [5] U. Chinta, P. Goel, A. Renuka, "Leveraging AI and Machine Learning in Salesforce for Predictive Analytics and Customer Insights", Universal Research Reports, Volume: 10, Issue: 01, 2023, pp. 246-255. https://www.researchgate.net/publication/383597449_Leveraging_AI_and_Machine_Learning_in_Salesforce_for_Predictive_Analytics_and_Customer_Insights
- [6] H. Sengar, S. Aravind, R. Kolli, O. Goel, S. Singh, P. Goel, "Ever aging AI/ML Models for Predictive Analytics in SaaS Subscription Management", Darpan International Research Analysis, Vol. 12, Issue 3, 2024, pp. 915-928.
- [7] І. Фадєєва, В. Романишин, В. Круш, "Вплив інтеграції штучного інтелекту на підвищення фінансової стійкості підприємств", Actual Problems of Economics, # 10 (280), 2024, сс. 6-11. <https://doi.org/10.32752/1993-6788-2024-1-280-6-13>
- [8] M. Kureljusic, E. Karger, "Forecasting in financial accounting with artificial intelligence – A systematic literature review and future research agenda", Journal of Applied Accounting Research, Volume 25, Issue 12, 2024, pp. 81-97. <https://doi.org/10.1108/JAAR-06-2022-0146>
- [9] N. Duc, T. Chau, P. Long, L. Nhung, B. Huy, Z. Yusof, A. Hassan, "Modernizing Taxation, Fraud Detection, and Revenue Management in Public Institutions Using AI-Driven Approaches", QuestSquare, Volume 7, 2024, pp. 55–66. https://www.researchgate.net/publication/387756419_Modernizing_Taxation_Fraud_Detection_and_Revenue_Management_in_Public_Institutions_Using_AI-Driven_Approaches
- [10] В. Фаріон, А. Гомотюк, Р. Назар, С. Турчин, "Використання штучного інтелекту для прогнозування фінансових показників", Економічний аналіз. Том 34. № 2. , 2024, сс. 327-337.

<https://doi.org/10.35774/econa2024.02.327>

[11] C. Swenson, "Using Machine Deep Learning AI to Improve Forecasting of Tax Payments for Corporations", *Forecasting*, Vol. 6(4), 2024, pp. 968-984. <https://doi.org/10.3390/forecast6040048>

[12] B. Adelakun, "AI-driven financial forecasting: innovations and implications for accounting practices", *International Journal of Advanced Economics*, Volume 5, Issue 9, 2023, pp. 323-338. <https://doi.org/10.51594/ijae.v5i9.1231>

[13] О. Фокін, "Вплив використання штучного інтелекту на фінансовий сектор", *Академічні візії*, №34, 2024. <https://doi.org/10.5281/zenodo.13354429>

Nazarii Dykyi¹, Yulian Salo²

¹ Computer Design Systems Department, Lviv Polytechnic National University, Ukraine, Lviv, S. Bandery street 12, E-mail:nazarii.v.dykyi@lpnu.ua, ORCID 0009-0008-2761-7808,

² Computer Design Systems Department, Lviv Polytechnic National University, Ukraine, Lviv, S. Bandery street 12, E-mail:yulian.m.salo@lpnu.ua, ORCID 0009-0002-9813-8616

MODELING OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR REVENUE FORECASTING

Received: March, 12 2025 / Revised: March 19, 2025 / Accepted: March 25, 2025

© Dykyi N., Salo Yu., 2025

Abstract. In this study, it was analyzed the ability to forecast the revenues of major corporations such as Apple, Amazon, GE, IBM, and ExxonMobil using Random Forest and XGBoost machine learning algorithms, as well as Tableau as a benchmark analytics tool. The main objective was to assess the accuracy of these methods and their capability to predict financial indicators based on historical data.

Google Colab was used as the computational environment, which enabled seamless integration of algorithms, handling of large datasets, and rapid model testing. Revenue data for the companies were entered into Google Sheets and then imported for further analysis. Various data preprocessing techniques, including scaling and anomaly removal, were applied.

The results showed that while no model achieved perfect accuracy, machine learning demonstrated competitiveness compared to Tableau. For instance, XGBoost provided a more accurate revenue prediction for GE (13.02% relative error vs. 24.06% in Tableau), while Random Forest performed better for ExxonMobil (3.82% vs. 16.95%). At the same time, Tableau delivered better results for Amazon and Apple, which may be due to the specifics of its internal forecasting algorithms.

The analysis of the Mean Squared Error (MSE) confirmed that prediction accuracy varies depending on the chosen model. Random Forest had an MSE of 3649.4, while XGBoost had 3713.4, indicating the need for further optimization of model parameters. However, considering that even Tableau exhibited significant deviations in forecasts, it can be concluded that machine learning methods are promising and can be used for financial forecasting, especially after further refinement and adaptation to specific tasks.

Thus, our research confirms that Random Forest and XGBoost are effective analytical tools that can compete with traditional visualization and forecasting methods. Future research can focus on improving model parameters and incorporating additional factors that influence corporate financial performance.

Keywords: Machine Learning, Revenue Intelligence, Artificial Intelligence, Revenue Forecast.