

С. М. Степовий,
аспірант, Уманський державний педагогічний університет імені Павла Тичини
ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0005-6755-9268>

DOI: 10.32702/2306-6814.2024.6.194

ВИКОРИСТАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ЯК ІННОВАЦІЙНОГО ІНСТРУМЕНТУ В УПРАВЛІННІ ПІДПРИЄМСТВОМ

S. Stepoyi,
Postgraduate student, Pavlo Tychyna Uman State Pedagogical University

USING MACHINE LEARNING AS AN INNOVATIVE TOOL IN ENTERPRISE MANAGEMENT

Стаття присвячена можливостям використання машинного навчання (ML) як інноваційного інструменту в управлінні підприємством. Описано основні типи машинного навчання (з учителем, без учителя та з підкріпленням) та їх значення для розвитку інтелектуального аналізу даних, прогнозування та прийняття управлінських рішень. Особлива увага приділяється проблематиці збору та аналізу даних, важливості вибору ознак та алгоритмів, акцентуються увага на значенні якісного вибору даних для створення ефективних моделей, розглядається життєвий цикл моделі машинного навчання від побудови до моніторингу. Запропоновано практичний варіант використання машинного навчання для вирішення конкретних бізнес-задач. За допомогою додатка Simple ML for Sheets до Google Sheets™ проведено розрахунок прогнозних обсягів продажів товарів на основі існуючих історичних даних.

The article explores the use of Machine Learning (ML) as a tool in business management, indicating a new age of operational efficiency and strategic agility. It examines the historical evolution of machine learning technology from simple algorithms to complex neural networks. The present state of machine learning is marked by the emergence of ML Ops — a discipline that concentrates on the practical aspects of developing, deploying, and supporting ML models in production environments. This article outlines the main types of machine learning (supervised, unsupervised, and reinforcement) and their importance for the progress of data analytics, forecasting, and managerial decision-making. This text discusses the importance of data collection and analysis, as well as the significance of feature and algorithm selection in developing effective machine learning models. It also emphasises the value of selecting high-quality data and examines the life cycle of a machine learning model from construction to monitoring. The practical applications of machine learning (ML) in business are diverse, including but not limited to predictive analytics, customer relationship management, and operational optimization. ML has the potential to transform traditional business models into agile, data-driven enterprises. It is a flexible tool that can be applied across various domains. The discussion covers the ethical, social, and managerial implications of implementing AI technologies. It advocates for a balanced approach that prioritises ethical considerations, transparency, and the protection of

privacy and rights in the digital landscape. The text proposes a practical application of machine learning for solving specific business tasks. The Simple ML for Sheets add-on for Google Sheets™ is used to forecast sales volumes based on existing historical data. In conclusion, the integration of machine learning into enterprise management represents a significant shift towards more intelligent, adaptive, and customised solutions.

Ключові слова: інновації, машинне навчання (ML), модель машинного навчання, прогнозування даних, математична модель, Simple ML for Sheets.

Key words: innovation, machine learning (ML), machine learning model, data forecasting, mathematical model, Simple ML for Sheets.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Машинне навчання (Machine learning, ML) — це підсфера штучного інтелекту (Artificial intelligence — AI), яка дає можливість інформаційним системам навчатися без явного програмування. Незважаючи на потенціал машинного навчання як інноваційного інструменту для підвищення ефективності управління підприємством, існує значний розрив між теоретичними дослідженнями в цій сфері та їх практичним впровадженням. Це обумовлено складністю інтеграції моделей ML в існуючі бізнес-процеси, недостатністю якісних даних та відсутністю чіткого розуміння того, як моделі ML можуть вирішувати конкретні бізнес-задачі. Особливо дана проблематика стосується невеликих підприємств, які мають обмежені ресурси для впровадження інновацій. Окрім того, виникають питання щодо етичних аспектів використання штучного інтелекту та впливу автоматизації на зайнятість та корпоративну культуру.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Щорічно провідні міжнародні аналітично-консалтингові компанії, такі як McKinsey&Co, Deloitte, проводять дослідження стану і прогнозують тенденції розвитку штучного інтелекту та машинного навчання. Теоретичні основи і методичні підходи щодо використання математичних моделей для прогнозування економічних процесів (застосовуються у моделях машинного навчання) висвітлюються у працях провідних вітчизняних вчених, зокрема таких як Ю. Г. Козак, В. П. Мартинюк, В. В. Маслій, М. В. Мацкул.

ВИДІЛЕННЯ НЕВИРІШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ

З огляду на широке впровадження штучного інтелекту та машинного навчання в усіх сферах нашого життя, питання етичності збору даних та ефективного впровадження таких моделей на невеликих підприємствах потребують додаткових досліджень.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ (ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ)

Метою статті є аналіз існуючих теоретичних та практичних підходів до розробки моделей, впровадження машинного навчання, як інноваційного інструменту для прийняття управлінських рішень.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ ДОСЛІДЖЕННЯ

Машинне навчання (ML), як невід'ємна частина штучного інтелекту (AI), кардинально змінило світ технологій. Його еволюція від простого розпізнавання образів до складних алгоритмів, здатних приймати рішення та прогнози, була не чим іншим, як революційною. За своєю суттю машинне навчання передбачає можливість комп'ютерів навчатися та приймати рішення на основі даних, імітуючи когнітивні здібності людини.

Витоки ML глибоко сягають корінням у післявоєнний період розвитку кібернетики — час, коли вперше сформувалася ідея моделювання людського інтелекту за допомогою машин. Перші алгоритми, такі з'явилися в 1950-х роках, заклали фундамент того, що згодом перетворилося на нейронні мережі. У 1960-х і 1970-х роках ця галузь розвивалася в напрямку створення систем, заснованих на знаннях, які значною мірою поклалися на правила, розроблені людьми-експертами. Ця епоха також стала свідком зародження алгоритмів "дерев рішень", що дозволило машинам робити висновки на основі ієрархічного представлення даних. У 1980-ті роки відбулося відродження інтересу до нейронних мереж, чому сприяла розробка алгоритму зворотного поширення помилки, який дозволив ефективно навчати багаточарові нейронні мережі. Однак цей період також пережив "зиму штучного інтелекту" — спад ентузіазму та фінансування, спричинений нездатністю штучного інтелекту виправдати високі очікування, які на нього покладали. Значний зсув відбувся в 1990-х роках, коли на перший план вийшли машини опорних векторів та інші методи статистичного навчання, в яких акцент робився на точності прогнозування і теоретичних основах алгоритмів, особливо щодо їхньої здатності до узагальнення. Поява ери інтернету відкрила епоху "великих даних", забезпечивши безпрецедентний обсяг даних, які підживлювали алгоритми машинного навчання. Це створило підґрунтя для революції в галузі глибокого навчання в 2010-х роках, коли глибокі нейронні мережі продемонстрували виняткову майстерність у таких завданнях, як розпізнавання зображень і мовлення [2, 6].

Сучасний ландшафт ML характеризується його впровадженням у безліч галузей економіки та повсякденного життя а також розвитком операцій машинного навчання (Machine Learning Operations, ML Ops) — дисципліни, зосередженої на практичних аспектах розгор-

тання і підтримки моделей ML у виробничих середовищах. З появою потужних обчислювальних ресурсів, таких як графічні процесори, складні моделі тепер можна навчати більш ефективно, що дозволяє досягти прогресу в таких областях, як навчання з підкріпленням, неконтрольоване навчання і навчання з перенесенням [5].

Водночас, у міру того, як ML стає все більш поширеним, етичні, соціальні та управлінські аспекти AI привертають все більшу увагу, визнаючи глибокий вплив цих технологій на суспільство. Таким чином, еволюція машинного навчання є результатом синергії між обчислювальним прогресом, теоретичними дослідженнями та розширенням горизонтів практичного застосування, що свідчить про настання ери, коли AI не лише розширює людські можливості, але й змінює технологічний ландшафт [3].

Існують три основні типи машинного навчання:

1. Навчання з учителем (Supervised Learning). Навчання з учителем є домінуюча методологія в машинному навчанні, включає алгоритми, які навчаються на основі набору вхідних даних у поєднанні з відповідними відповідями, а потім використовують ці знання для прогнозування нових, ще не відомих даних. Ця парадигма навчання особливо ефективна в сценаріях, що характеризуються наявністю великих наборів даних. Наприклад, розглянемо набір даних, що складається з тисяч фотографій тварин, кожна з яких позначена мітками, наприклад, "кіт" або "собака". Завдання полягає в тому, щоб розробити алгоритм, здатний класифікувати незнайоме зображення як kota чи собаки [4, 6].

У цьому контексті роль "вчителя" виконує людина, яка попередньо маркує дані, забезпечуючи таким чином еталонну базу для алгоритму. Машина самостійно обирає ознаки, які відрізняють котів від собак, на основі маркованих даних. Після того, як алгоритм створено, його адаптивність дозволяє швидко перелаштовувати його для вирішення різних завдань. Наприклад, той самий алгоритм, спочатку навчений розрізняти котів і собак, можна перелаштувати на розрізнення інших видів тварин, наприклад, курей і качок. Машина бере на себе складний і трудомісткий процес визначення відмінних рис для цих нових категорій.

Більше того, універсальність навчання з учителем виходить за рамки простої класифікації зображень. Нейронна мережа, спочатку навчена розпізнавати котів, може бути швидко адаптована для обробки та аналізу медичних зображень, наприклад, результатів комп'ютерної томографії. Така адаптивність демонструє широке застосування керованого навчання в різних галузях. Воно знаходить широке застосування в прогнозуванні попиту, класифікації об'єктів на основі зображень і в багатьох інших сферах.

2. Навчання без учителя (Unsupervised Learning). Цей тип навчання зосереджений на пошуку прихованих взаємозв'язків у даних, що не супроводжуються конкретними відповідями чи маркерами для навчання. Незважаючи на значне накопичення маркованих даних, обсяг немаркованих даних залишається значно більшим. Це можуть бути, наприклад, зображення без підписів, аудіо записи без коментарів, текстові матеріали без анотацій [4, 6].

Основне завдання алгоритмів неконтрольованого навчання полягає у виявленні зв'язків між окремими елементами даних, встановленні закономірностей, визначенні шаблонів, упорядкуванні даних, опису їхньої структури, а також у класифікації цих даних. Наприклад, у сфері рекомендаційних систем, які використовуються в інтернет-магазинах, неконтрольоване навчання дозволяє аналізувати попередні покупки користувачів та пропонувати їм товари, які, імовірно, їх зацікавлять.

Інший важливий приклад застосування неконтрольованого навчання — це персоналізація контенту на медіа-платформах. Після перегляду певного відео, алгоритми неконтрольованого навчання пропонують користувачеві список рекомендованих відео, які мають схожі характеристики. Також цей тип навчання використовується у пошукових системах, де результати пошуку ранжуються (Range) індивідуально для кожного користувача на основі його історії пошукових запитів.

Одним з ключових застосувань навчання без учителя є кластеризація (Clustering) клієнтів за їхньою поведінкою. Це дозволяє компаніям більш ефективно сегментувати свої цільові аудиторії та пропонувати більш персоналізований підхід.

3. Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning). Навчання з підкріпленням є одним з основних напрямків в сфері алгоритмів машинного навчання. Воно зосереджене на розробці стратегій, що дозволяють алгоритму максимізувати певний показник шляхом взаємодії з оточуючим середовищем. На відміну від навчання з учителем або без учителя, у навчанні з підкріпленням роль "вчителя" відіграє саме середовище, в якому функціонує агент (модель алгоритму) [4, 6].

Агент у цьому контексті починає навчання без попереднього знання про середовище, але має змогу здійснювати в ньому різноманітні дії. Відповідь середовища на ці дії надає агенту інформацію, яка сприяє його навчанню та адаптації. Агент та середовище формують систему зі зворотним зв'язком, де кожна дія агента впливає на середовище, а зміни в середовищі впливають на подальші дії агента.

Навчання з підкріпленням відіграє ключову роль у вирішенні складних завдань, які вимагають адаптивності та гнучкості від алгоритмів. Наприклад, воно широко використовується в робототехніці, зокрема в системах навігації для роботів. Такі системи навчаються уникати зіткнень з перешкодами, використовуючи досвід, набутий в результаті взаємодії з середовищем і отримання зворотного зв'язку про кожне зіткнення.

Інша важлива область застосування навчання з підкріпленням — це логістика та планування завдань, де алгоритми машинного навчання використовуються для оптимізації графіків та планування. Крім того, навчання з підкріпленням ефективно застосовується у сфері штучного інтелекту в іграх, де мета полягає в максимізації набраних балів.

Особливо цікавим є використання даного типу в навчанні машин грати в логічні ігри, такі як покер, нарди, го та інші. У цьому контексті, алгоритми демонструють здатність до вивчення складних стратегій і прийняття оптимальних рішень в умовах невизначеності та змінних правил гри.



Рис. 1. Узагальнений алгоритм застосування машинного навчання

Джерело: систематизовано та узагальнено за даними [4].

Таким чином, навчання з підкріпленням представляє собою гнучкий та ефективний інструмент для розв'язання різноманітних задач, що вимагають адаптації до змінюваних умов і взаємодії з середовищем.

Різні типи машинного навчання пропонують різні підходи до розв'язання бізнес-завдань. Проте, найбільш поширеними в бізнесі є алгоритми навчання з учителем і навчання без учителя. Хоча навчання з підкріпленням теж дає результати, його складно використовувати в бізнесі через потребу в детальному описі сценаріїв (Рис. 1).

Для машинного навчання потрібні три речі:

1. Дані. Так, саме дані є визначальним компонентом, що впливає на ефективність та точність моделей машинного навчання. Різноманітність застосувань даних у цій сфері обумовлює їх критичну важливість. Наприклад, для виявлення спаму необхідно мати велику кількість прикладів спам-листів; для передбачення курсів акцій — історію цін; для аналізу інтересів користувачів — дані про їхні лайки та пости [6].

Обсяг зібраних даних безпосередньо впливає на якість моделей машинного навчання. Так, навіть десятки тисяч прикладів можуть вважатися мінімально необхідним обсягом для початку роботи. Важливим є не лише кількість, але й якість даних, що безпосередньо впливає на результати моделювання.

Методи збору даних варіюються від ручного збору до автоматизованих систем. Ручний збір характеризується меншим обсягом, але вищою точністю даних. Автоматизований збір дозволяє зібрати значно більші обсяги даних, але іноді може включати помилки або нерелевантні дані. Підхід, який використовується компаніями типу Google, полягає у використанні своїх користувачів для безкоштовної розмітки даних.

За якісними наборами даних (Dataset) ведеться значне полювання у наукових та комерційних цілях. Багато великих компаній іноді відкривають свої алго-

ритми, проте "дасети" зазвичай залишаються конфіденційними через їхню високу цінність та потенційні проблеми з приватністю та безпекою даних.

2. Ознаки. В області машинного навчання, фундаментальним аспектом є ідентифікація та вибір ознак, відомих як особливості (Features). "Фічі" представляють собою ключові атрибути або характеристики, які алгоритми використовують для аналізу та вивчення даних. Прикладами таких ознак можуть бути пробіг автомобіля, стать користувача, ціна акцій, або частота появи певного слова в тексті [6].

Визначення відповідних ознак є критично важливим для ефективності машинного навчання. Моделі повинні отримувати чітке розуміння того, на які аспекти даних їм необхідно зосередитися. В ідеальному випадку, коли дані представлені у вигляді таблиць, назви стовпців цих таблиць безпосередньо визначають

необхідні "фічі". Проте, ситуація (ускладняється), коли дані мають неструктурований формат, наприклад, у випадку з великим обсягом зображень.

Один із значних викликів у виборі "фічів" полягає в тому, що велика кількість ознак може призвести до зниження швидкості та ефективності моделі. Часто процес відбору правильних "фічів" забирає більше часу, ніж саме навчання моделі. Оптимізація вибору ознак, таким чином, стає ключовим елементом в процесі підготовки даних.

Існує також ризик внесення суб'єктивності в модель через вибір "фічів". Це відбувається тоді, коли аналітик або розробник вирішує відібрати ознаки виходячи зі свого власного бачення, не базуючись на об'єктивному аналізі. Такий підхід може призвести до введення упередженості в модель та зниження її загальної точності.

3. Алгоритм. У сфері машинного навчання вибір алгоритму для вирішення конкретної задачі є ключовим етапом, що впливає на результативність моделі. Існує безліч методів та підходів для розв'язання однієї й тієї ж задачі, кожен з яких має свої унікальні характеристики. Від вибору методу безпосередньо залежить точність, швидкість обробки даних та розмір готової моделі [6].

Однак, існує важливий аспект, який необхідно враховувати при проектуванні машинного навчання — якість вхідних даних. Цей показник має першорядне значення, адже навіть застосування найбільш передових алгоритмів не зможе компенсувати недоліки "поганих" або нерелевантних даних. Таким чином, використання некоректних або недостатніх даних може привести до невірних висновків незалежно від ефективності обраного алгоритму.

Життєвий цикл моделі ML можна розділити на кілька ключових етапів:

1. Побудова (Build):

— Збір та обробка даних: На цьому етапі відбувається збір необхідних даних, які потім очищаються та об-

робляються для подальшого використання.

— Інженерія ознак (Feature Engineering): Процес включає в себе створення та вибір ознак, які будуть використані для тренування моделі.

— Побудова моделі (Model Build): Розробка моделі машинного навчання з використанням підібраних ознак та алгоритмів.

— Перевірка та тестування моделі (Model Validation and Testing): Оцінка моделі за допомогою різних методів перевірки та тестування для забезпечення її точності та надійності.

2. Контроль (Control):

— Мобільність версій: Забезпечення можливості версій моделі для повернення до попередніх станів.

— Аудит, баланс та контроль: Перевірка моделі на відповідність вимогам та забезпечення її балансу та контролю.

— Шаблони та повторно використовувані компоненти: Використання стандартних компонентів для спрощення та стандартизації процесу розробки.

3. Інтеграція та розгортання (Integrate and Deploy):

— Тестування прийняття користувачем (User Acceptance Test and Preproduction): Оцінка того, наскільки добре модель сприймається кінцевими користувачами.

— Автоматизоване розгортання (Automated Deployment): Автоматизація процесу виведення моделі в роботу.

— Інтеграція з нижніми потоковими додатками (Integration with Downstream Applications): Забезпечення сумісності моделі з іншими системами та додатками.

— Адаптація користувачів та вплив на бізнес (Adoption of End Users and Business Impact): Впровадження моделі в реальні бізнес-процеси та оцінка її впливу на бізнес.

4. Моніторинг моделі (Model Monitoring):

— Забезпечення безперервної роботи та доступності (Ensure Continuous Operation and Availability): Моніторинг стану моделі для забезпечення її постійної роботи.

— Замкнуті цикли зворотного зв'язку та постійне перенавчання моделі (Feedback Loops and Continuous Model Retraining): Використання зворотного зв'язку для постійного оновлення моделі.

— Капіталізація, реплікація та прискорення (Capitalization, Replication, and Acceleration): Покращення процесів для збільшення ефективності та швидкості.

— Метрики та ROI (Metrics and ROI): Вимірювання ефективності моделі та її впливу на дохідність інвестицій.

Цей життєвий цикл відображає інтегрований та ітеративний підхід до розробки та використання моделей машинного навчання, дозволяючи ефективно масштабувати та підтримувати машинне навчання в продуктивних середовищах (Рис. 2).

Далі розглянемо практичне застосування моделей машинного навчання у прийнятті управлінських рішень. Для спрощення нашого завдання використаємо тип ML навчання без учителя (Unsupervised Learning).

- Збір та обробка даних
- Визначення ознак
- Побудова моделі
- Тестування моделі
- Безперервна робота
- Безперервне навчання
- Удосконалення
- Метрики



- Мобільність версій
- Аудит, баланс, контроль
- Шаблони
- Контрольний тест
- Автоматизоване розгортання
- Інтеграція до існуючої системи
- Користувачі

Рис. 2. Життєвий цикл моделі машинного навчання

Джерело: систематизовано та узагальнено за даними [5].

Прогнозування — це передбачення майбутніх подій на основі минулих даних і є центральним для прийняття рішень у багатьох областях. Наприклад, прогнозування продажів продуктів у торгівлі, прогнозування попиту на енергію чи прогнозування відтоку клієнтів — усе це має величезну цінність у різних галузях. Прогнозна аналітика допомагає підприємствам встановлювати реалістичні цілі, використовувати ефективно наявні ресурси, розвивати стратегію продаж та закупівлі відповідно до ринкового попиту [2, 3]. На сьогоднішній день існують автоматизовані інструменти ML для вирішення таких практичних завдань.

Одним з таких інструментів є Simple ML for Sheets. Це додаток для Google Sheets™, який допомагає зробити машинне навчання доступним для всіх. Від прогнозування відсутніх значень до ручного навчання моделей, оцінки, інтерпретації та експорту моделей. Simple ML for Sheets використовує та спрощує можливості машинного навчання для створення прогнозів, прогнозування майбутніх значень, виявлення аномалій, пошуку закономірностей та багато іншого в будь-якому наборі даних в Google Sheets™. Для прогнозування майбутніх даних цей додаток використовує історичні дані шляхом пошуку закономірностей у таких даних протягом певного часу. Прогнозувати майбутні значення можливо лише у тому випадку, якщо кожен приклад у наборі даних містить час або дату зібраних даних [7]. Для функції прогнозування даних додаток використовує комбінацію двох математичних моделей ARIMA та ETS. Це математичні моделі, які пояснюють поведінку часового ряду, виходячи з його значень в попередні моменти часу, а також добре описують як стаціонарні так і нестаціонарні часові ряди. Практичне застосування математичних методів та моделей для прогнозування динаміки економічних процесів вивчається авторами Козаком Ю. Г. та Мацкулом В. М. [1, с. 85].

Розглянемо такий умовний приклад: маємо історичні дані про обсяги продаж товарів (A, B, C, D, E) з помісячною деталізацією за 2023 рік. На основі отриманої інформації потрібно зробити прогноз обсягів продажів на 2024 рік також з помісячною деталізацією. Розглянемо два сценарії:

Сценарій 1. Історичні дані за 2023 рік мають коливання протягом року та тенденцію до зростання.

Таблиця 1. Прогноз продажів із тенденцією до зростання (Сценарій 1)

R49 ▾ *fx*

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Date	A	B	C	D	E	Pred:A	Pred:B	Pred:C	Pred:D	Pred:E
2	01.01.2023	10	12	11	13	15					
3	01.02.2023	8	7	6	8	10					
4	01.03.2023	12	14	15	14	15					
5	01.04.2023	12	13	14	12	11					
6	01.05.2023	15	19	18	16	18					
7	01.06.2023	12	16	13	15	19					
8	01.07.2023	13	15	15	15	21					
9	01.08.2023	12	14	17	16	19					
10	01.09.2023	15	17	18	16	18					
11	01.10.2023	18	16	17	17	17					
12	01.11.2023	19	15	16	18	19					
13	01.12.2023	20	18	18	19	22					
14	01.01.2024						19,26	17,66	19,80	18,67	21,31
15	01.02.2024						20,44	18,85	19,98	19,03	22,70
16	01.03.2024						21,07	19,15	20,96	19,46	23,26
17	01.04.2024						22,11	19,85	21,50	19,93	24,05
18	01.05.2024						22,79	20,38	22,34	20,39	24,78
19	01.06.2024						23,83	20,93	22,95	20,86	25,52
20	01.07.2024						24,48	21,47	23,75	21,32	26,26
21	01.08.2024						25,48	22,01	24,38	21,79	27,00
22	01.09.2024						26,16	22,56	25,16	22,25	27,75
23	01.10.2024						27,11	23,10	25,81	22,72	28,49
24	01.11.2024						27,83	23,65	26,58	23,19	29,23
25	01.12.2024						28,74	24,19	27,24	23,65	29,97

Джерело: власні дослідження.

Сценарій 2. Історичні дані за 2023 рік мають коливання протягом року, проте без чіткої тенденції до зростання. Використовуючи додаток Simple ML for Sheets, отримали результати за першим сценарієм (Табл. 1). Прогнозні дані продажу товарів на 2024 рік розміщені в

колонках: Pred:A, Pred:B, Pred:C, Pred:D, Pred:E. Аналізуючи прогнозні дані, можна також побачити тенденцію до зростання обсягів продажу. В таблиці 2 представлені прогнозні дані за другим сценарієм. Аналізуючи прогнозні дані можна помітити

Таблиця 2. Прогноз продажів без тенденції до зростання (Сценарій 2)

L33 ▾ *fx*

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Date	A	B	C	D	E	Pred:A	Pred:B	Pred:C	Pred:D	Pred:E
2	01.01.2023	10	12	11	13	15					
3	01.02.2023	8	7	6	8	10					
4	01.03.2023	11	9	11	12	15					
5	01.04.2023	12	8	12	12	13					
6	01.05.2023	10	10	13	12	13					
7	01.06.2023	9	10	11	13	14					
8	01.07.2023	10	11	11	12	12					
9	01.08.2023	12	13	10	14	13					
10	01.09.2023	12	12	10	11	14					
11	01.10.2023	10	12	11	12	15					
12	01.11.2023	11	11	12	11	14					
13	01.12.2023	10	12	11	13	15					
14	01.01.2024						11,00	12,65	11,68	12,10	14,01
15	01.02.2024						11,01	12,83	11,53	12,78	14,83
16	01.03.2024						11,04	13,18	11,82	12,61	14,66
17	01.04.2024						11,13	13,47	11,84	12,89	15,02
18	01.05.2024						11,20	13,78	12,05	12,90	15,07
19	01.06.2024						11,28	14,08	12,11	13,08	15,30
20	01.07.2024						11,35	14,39	12,29	13,14	15,41
21	01.08.2024						11,43	14,69	12,37	13,27	15,59
22	01.09.2024						11,50	14,99	12,54	13,36	15,73
23	01.10.2024						11,58	15,30	12,63	13,48	15,90
24	01.11.2024						11,65	15,60	12,79	13,57	16,04
25	01.12.2024						11,72	15,91	12,89	13,68	16,20

Джерело: власні дослідження.

незначну тенденцію до зростання у 2024 році. Також функціонал даного додатку дає можливість автоматично побудувати діаграму на основі як історичних так і прогнозних показників.

Звичайно для отримання більш якісних прогнозних даних, відповідно потрібні також й більш деталізовані історичні дані. Для нашого прикладу це можуть бути: день тижня і час покупки, середній вік, стать, соціальний статус, освіта покупця, середній чек покупки та інше.

ВИСНОВКИ

Машинне навчання та штучний інтелект трансформують сферу бізнес-управління, пропонуючи низку тенденцій та можливостей для підприємств. Використання машинного навчання в бізнесі дозволяє компаніям ефективно обробляти великі обсяги даних, виявляти приховані закономірності та робити точні прогнози. Це сприяє швидкому прийняттю управлінських рішень, оптимізації розподілу ресурсів і підвищенню операційної ефективності. Крім того, моделі на основі штучного інтелекту допомагають компаніям розуміти поведінку клієнтів, персоналізувати досвід і створювати цільові маркетингові кампанії, що призводить до підвищення рівня залученості, лояльності та зростання доходів. Однак підприємствам важливо враховувати етичні міркування та забезпечувати прозорість у процесах прийняття рішень щодо AI. Усунення упереджень, захист приватності та підтримка людського контролю мають вирішальне значення для побудови довіри та забезпечення справедливого і відповідального використання AI.

Література:

1. Козак Ю. Г., Мацкул В. М. Математичні методи та моделі для магістрів з економіки. Практичні застосування [текст] : навч. посіб. К. : Центр учбової літератури, 2017. 254 с.

2. Sestino A., De Mauro A. Leveraging Artificial Intelligence in Business: Implications, Applications and Methods. Technology Analysis & Strategic Management. 2021. Vol. 34(2) URL: <https://www.researchgate.net/publication/349110234> (дата звернення: 25.01.2024).

3. Bharadiya J. Machine Learning and AI in Business Intelligence: Trends and Opportunities. International Journal of Computer (IJC). 2023. Vol. 48 (1). URL: <https://www.researchgate.net/publication/371902170> (дата звернення: 29.01.2024).

4. Brown S. Machine learning, explained. Massachusetts Institute of Technology, Management Sloan School. 2021. URL: <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/machine-learning-explained> (дата звернення: 05.02.2024).

5. Машинне навчання для бізнесу, Аналітичний огляд від компанії Deloitte. URL: <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/consulting/articles/machine-learning-operations-for-business.html> (дата звернення: 31.01.2024).

6. Онлайн-курс "Основи AI" від Google. URL: <https://google-ads.brandlive.com/AI-basics-by-Google/uk/home> (дата звернення: 02.02.2024).

7. Simple ML for Sheets, додаток до Google Sheets™. URL: https://workspace.google.com/marketplace/app/simple_ml_for_sheets/685936641092 (дата звернення: 06.02.2024).

References:

1. Kozak, Y.G. and Matskul, V.M. (2017), *Matematychni metody ta modeli dlia mahistriv z ekonomiky. Praktychni zastosuvannia* [Mathematical Methods and Models for Masters in Economics: Practical Applications], Center for Educational Literature, Kyiv, Ukraine.

2. Sestino, A. and De Mauro, A. (2021), "Leveraging Artificial Intelligence in Business: Implications, Applications and Methods", *Technology Analysis & Strategic Management*, [Online], vol. 34 (2), available at: <https://www.researchgate.net/publication/349110234> (Accessed 25 January 2024).

3. Bharadiya, J. (2023), "Machine Learning and AI in Business Intelligence: Trends and Opportunities", *International Journal of Computer (IJC)*, [Online], vol. 48 (1), available at: <https://www.researchgate.net/publication/371902170> (Accessed 29 January 2024).

4. Brown, S. (2021), "Machine Learning, Explained", Massachusetts Institute of Technology, Management Sloan School, available at: <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/machine-learning-explained> (Accessed 5 February 2024).

5. The official site of Deloitte (2024), "ML Ops for business", available at: <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/consulting/articles/machine-learning-operations-for-business.html> (Accessed 31 January 2024).

6. The official site of Google (2024), "AI Basics. Online Course by Google", available at: <https://google-ads.brandlive.com/AI-basics-by-Google/uk/home> (Accessed 2 February 2024).

7. The official site of Google (2024), "Simple ML for Sheets," available at: https://workspace.google.com/marketplace/app/simple_ml_for_sheets/685936641092 (Accessed 6 February 2024).

Стаття надійшла до редакції 26.02.2024 р.

<https://nayka.com.ua>

Електронне фахове видання

Ефективна
ЕКОНОМІКА

Виходить 12 разів на рік

**Журнал включено до переліку наукових фахових видань України з ЕКОНОМІЧНИХ НАУК (Категорія «Б»)
Спеціальності – 051, 071, 072, 073, 075, 076, 292**

e-mail: economy_2008@ukr.net

viber: +38 050 3820663