

ДОДАТОК А

Звіт з результатами перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ



Дата звіту 5/31/2025
Дата редагування ---



Звіт не був оцінений

Звіт подібності

метадані

Назва організації
Kharkiv National University of Radio Electronics
Заголовок
2025_М_ПІ_ІПЗм-23-1_Купцов_А_Д_скорочений
Автор
Науковий керівник / Експерт
Купцов Артем Дмитрович/Валенда Н.А./Нечволод В.Ю.
підрозділ
каф. ПІ

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.



КП 1



КЦ

25

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2

11180

Кількість слів

86870

Кількість символів

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		14
Інтервали		0
Мікропробіли		0
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		18

Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз		Колір тексту
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	52 0.47 %
2	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	45 0.40 %
3	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	41 0.37 %
4	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	31 0.28 %
5	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	26 0.23 %

6	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	26 0.23 %
7	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	20 0.18 %
8	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	18 0.16 %
9	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	15 0.13 %
10	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	15 0.13 %

з бази даних RefBooks (0.00 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-----------	----------------------------------------

з домашньої бази даних (0.00 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-----------	----------------------------------------

з програми обміну базами даних (0.28 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	bitstream_439140f9-f8c5-4c2a-8751-1bff68e181fe 12/7/2024 National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute" students papers (National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute" students papers)	19 (3) 0.17 %
2	ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ЗАМОВЛЕННЯ ХЛІББУЛОЧНИХ ВИРОБІВ 2/26/2025 Lesya Ukrainka Volyn National University (Кафедра комп'ютерних наук та кібербезпеки)	12 (1) 0.11 %

з Інтернету (4.53 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	https://cloud.tencent.com/developer/article/2438378	455 (27) 4.07 %
2	https://shallbd.com/uk/rozuminnia-avtoregresivnoyi-integrovanoyi-kovznoyi-serednoyi-vse-shcho-vam-potribno-znati/	21 (2) 0.19 %
3	https://mediacom.com.ua/zastosuvannya-mashinogo-navchannya-dlya-viyavleniya-zagroza-v-fajrvolax-perevagi-i-mozhlivosti/	13 (2) 0.12 %
4	https://www.lvduvs.edu.ua/documents_pdf/nauka/dorobok_zdobuvachiv/tishin_6.pdf	13 (1) 0.12 %
5	https://cintelligence.co.jp/diverse-decision-tree-uses-fast-economical-optimal-surrogate/	5 (1) 0.04 %

Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗМІСТ	КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-------	---------------------------------------

ДОДАТОК Б

Слайди презентації



Дослідження методів штучного інтелекту
для автоматизації бізнес-процесів

Купцов Артем Дмитрович, ПЗм-23-1
Науковий керівник: доц. Валенда Наталя Анатоліївна

9 червня 2025



Дослідження

Зростання складності бізнес-процесів і конкуренція на глобальному ринку змушують компанії впроваджувати технологічні інновації для підвищення продуктивності. Штучний інтелект стає важливим інструментом для бізнесу, що прагне підвищити свою конкурентоспроможність, оптимізувати витрати та забезпечити гнучкість операцій.

Напрямок дослідження: Дослідження методів штучного інтелекту для автоматизації бізнес-процесів на прикладі прогнозування попиту

Об'єктом дослідження є автоматизація бізнес-процесів за допомогою штучного інтелекту та машинного навчання.



Огляд літератури (аналогів)

- [Artificial Intelligence: Foundations of Computational Agents](#)» Рассела та Норвіга (Russell & Norvig, 2020)
- Звіт McKinsey & Company «The State of AI in 2023»
- «Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies» Ніка Бострома (Bostrom, 2016)

Прогалини у наявних дослідженнях:

- Бракування узгоджених підходів до інтеграції штучного інтелекту
- Обмежено вивчені довгострокові наслідки впровадження штучного інтелекту

Постановка задачі

Метою роботи є розробка та апробація моделей машинного навчання для прогнозування попиту в магазині роздрібною торгівлі для оптимізації витрат, підвищення точності планування й ефективного управління ресурсами.

Результатом виконання завдання буде обрана найточніша математична модель машинного навчання для прогнозування попиту в магазині роздрібною торгівлі. Точність вимірюється за декількома критеріями оцінки моделей машинного навчання.

Методологія

У ході роботи були використані такі моделі машинного навчання, як:

- Множинна лінійна регресія
- Модель хребтової регресії
- Регресійна модель ласо
- Еластична мережева регресія
- Моделі поліноміальної регресії

Етапи експериментального дослідження



Опис програмного забезпечення, що було використано у дослідженні

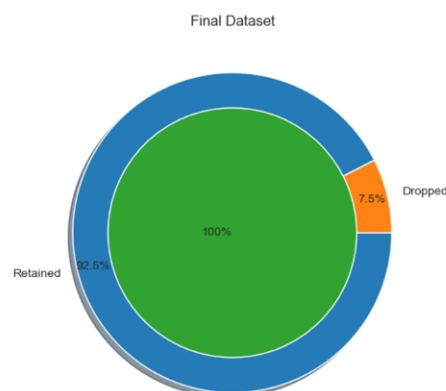
Основною мовою програмування було обрано Python через його гнучкість, широку підтримку в сфері Data Science та наявність численних бібліотек. У процесі розробки були використані наступні інструменти:

- pandas – для обробки табличних даних
- numpy – для математичних операцій
- scikit-learn – для побудови моделей машинного навчання (лінійна регресія, Ridge, Lasso, ElasticNet, поліноміальна регресія)
- matplotlib, seaborn – для візуалізації результатів
- Jupyter Notebook – як середовище для інтерактивної розробки та тестування моделей

Обробка даних

У ході обробки даних було зроблено:

- Видалення пустих значень
- Видалення екстремальних викидів
- Перетворено категоріальні стовпці у числові



Результуючі данні після обробки

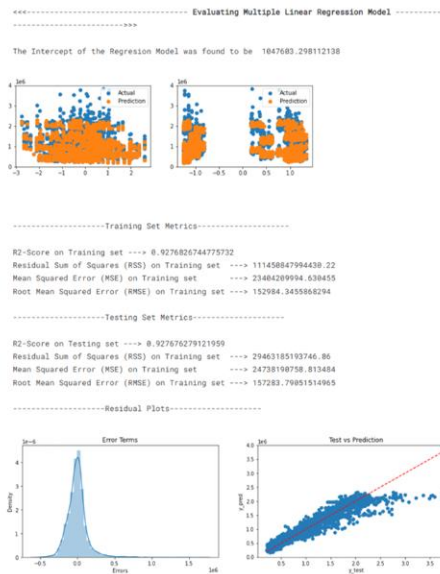
Зміст проведеного експерименту

У рамках експерименту було проведено прогнозування попиту на товари в магазині роздрібної торгівлі з використанням кількох регресійних моделей машинного навчання. Мета — визначити модель, яка забезпечить найточніший прогноз на основі історичних даних.

Використано методи машинного навчання: множинна лінійна регресія, Ridge, Lasso, ElasticNet та поліноміальна регресія. Для вибору найкращої моделі застосовувалась перехресна валідація. Оцінка точності моделей проводилась за допомогою таких метрик:

- MAE — середня абсолютна похибка
- RMSE — корінь середньоквадратичної помилки
- R^2 — коефіцієнт детермінації

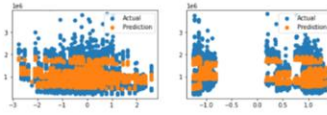
Використання множинної лінійної регресії



Використання еластичної мережевої регресії

----- Evaluating Elastic-Net Regression Model -----

The Intercept of the Regression Model was found to be 1047683.288112138



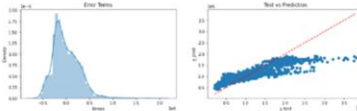
----- Training Set Metrics -----

R2-Score on Training set ----> 0.7477826893125253
Residual Sum of Squares (RSS) on Training set ----> 388791226876489.8
Mean Squared Error (MSE) on Training set ----> 81625625131.56686
Root Mean Squared Error (RMSE) on Training set ----> 285791.9865726524

----- Testing Set Metrics -----

R2-Score on Testing set ----> 0.7599512663987991
Residual Sum of Squares (RSS) on Training set ----> 97796879783118.83
Mean Squared Error (MSE) on Training set ----> 82188211484.88184
Root Mean Squared Error (RMSE) on Training set ----> 286545.3842797963

----- Residual Plots -----

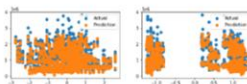


Використання поліноміальної регресії

----- Evaluating Polynomial Regression Model -----

The Coefficient of the Regression Model was found to be [382416.7276797 -87769.88976447 -3.26612181162 -7668.6396712

23571.88288837 44272.5278888 67885.38758384 -171738.97447116
184118.23687339 -182942.82865485 -95248.47038719 -118787.172299947
-154237.87323253 209572.28144453 -37882.82338983 26857.28839269
382336.29897844 137868.5727378 -126652.1756391 29879.45548371
73864.89339192 179328.98196792 186277.22387435 -148821.57236794
54883.5387188 80645.8683736 718781.9381445 -118711.6863244
52174.88837425 189276.2287422 47225.87883416 -144844.63889199
-45218.48229234 78388.2717848 42369.78843942 -163871.15661923
-142486.62645216 182131.6227278 -57233.8888718 -89965.82153882]
The Intercept of the Regression Model was found to be 1047683.298712138



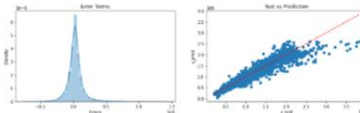
----- Training Set Metrics -----

R2-Score on Training set ----> 0.94876891273814
Residual Sum of Squares (RSS) on Training set ----> 9779323612284.82
Mean Squared Error (MSE) on Training set ----> 19263825192.477526
Root Mean Squared Error (RMSE) on Training set ----> 138793.87811575684

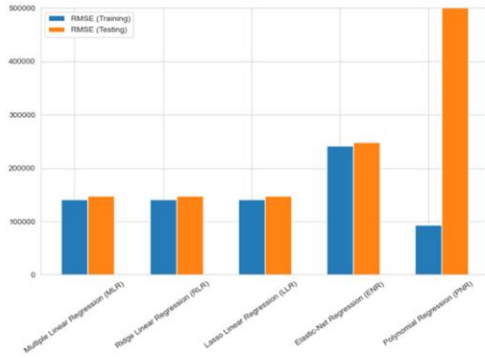
----- Testing Set Metrics -----

R2-Score on Testing set ----> 0.8982628992445e+09
Residual Sum of Squares (RSS) on Training set ----> 1.8887888172383151e+18
Mean Squared Error (MSE) on Training set ----> 1.227271886676282e+02
Root Mean Squared Error (RMSE) on Training set ----> 1.528728842888878e+18

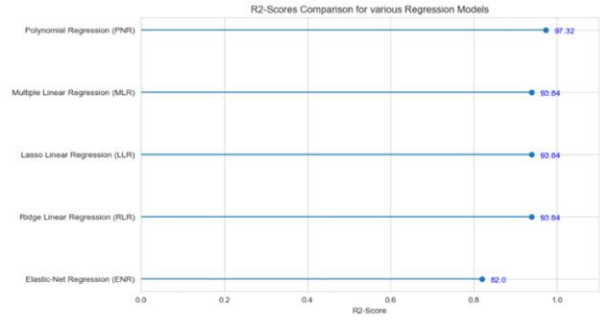
----- Residual Plots -----



Результати експерименту



Графік середньоквадратичної помилки



Графік порівняння помилки R2



Публікація результатів

УДК 004.85

РОЛЬ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ПРОГРАМНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ У РОЗВИТКУ AI-АВТОМАТИЗАЦІЇ БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ

Курцов А.Д., Базотца Н.А.

e-mail: artem.kurtsov@nure.ua, natalia.valenda@nure.ua

Харківської національної університету радіоелектроніки, каф. III м. Харків, Україна

This work explores how modern software engineering practices drive AI-powered business process automation. It examines methodologies like DevOps, MLOps, and Low-Code/No-Code, along with architectural approaches such as microservices, serverless computing, and cloud-native development. The role of AI-assisted tools (e.g., GitHub Copilot, ChatGPT) in optimizing development is also analyzed. By highlighting key trends, challenges, and future directions, this study provides insights into how software engineering innovations enhance AI-driven automation in business environments.

Сучасні підходи програмної інженерії відіграють ключову роль у розвитку штучного інтелекту та автоматизації бізнес-процесів. Використання методологій DevOps та MLOps значно прискорює інтеграцію AI-рішень у компанії. DevOps забезпечує безперервну інтеграцію та розгортання програмного забезпечення, а MLOps адаптує ці принципи до машинного навчання, що дозволяє швидко тренувати, тестувати та впроваджувати моделі штучного інтелекту. Завдяки цьому бізнес може оперативно реагувати на зміни та ефективно використовувати AI у своїх процесах.

Ще одним важливим фактором у розвитку автоматизації є Low-Code/No-Code платформи, які дозволяють створювати AI-рішення без глибоких знань програмування. Це дає можливість бізнес-користувачам самостійно автоматизувати певні процеси та адаптувати системи до своїх потреб без залучення великих команд розробників. Такі платформи, як Microsoft Power Automate чи Google AutoML, значно скорочують час та ресурси, необхідні для впровадження AI-рішень.

Сучасні архітектурні підходи, зокрема мікросервіси, серверлес-обчислення та cloud-native моделі, також сприяють ефективній реалізації AI-автоматизації. Мікросервісна архітектура дозволяє розгортати AI-моделі як окремі сервіси, що покращує їхню гнучкість і керуваність. Серверлес-обчислення, наприклад AWS Lambda, допомагають економити ресурси, запускаючи AI-функції лише за потреби, що робить використання інфраструктури більш ефективним.

Крім того, AI-асистоване програмування стає все більш поширеним серед розробників. Інструменти, такі як GitHub Copilot та ChatGPT, допомагають писати код, аналізувати помилки та оптимізувати процес розробки. Це особливо важливо для складних AI-рішень, оскільки



Підсумки

Поставлені цілі — підвищення точності прогнозування попиту та оптимізація витрат — були досягнуті. Побудовані моделі дозволили отримати достовірні прогнози, що можуть бути використані для ефективнішого управління запасами.

Отримані результати свідчать про здатність моделей машинного навчання точно прогнозувати попит у роздрібній торгівлі. Інтерпретація коефіцієнтів моделей також допомогла зрозуміти важливість окремих ознак у впливі на попит.

Робота підтверджує ефективність використання регресійних підходів у задачах бізнес-аналітики. Результати можуть бути впроваджені на практиці для автоматизації рішень у сфері управління запасами, маркетингу та логістики.

ДОДАТОК В

Апробація результатів роботи

УДК 004.85

РОЛЬ СУЧАСНИХ ПІДХОДІВ ПРОГРАМНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ У РОЗВИТКУ AI-AВТОМАТИЗАЦІЇ БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ

Купцов А.Д., Валенда Н.А.

e-mail: artem.kuptsov@nure.ua, natalia.valenda@nure.ua

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ПІ
м. Харків, Україна

This work explores how modern software engineering practices drive AI-powered business process automation. It examines methodologies like DevOps, MLOps, and Low-Code/No-Code, along with architectural approaches such as microservices, serverless computing, and cloud-native development. The role of AI-assisted tools (e.g., GitHub Copilot, ChatGPT) in optimizing development is also analyzed. By highlighting key trends, challenges, and future directions, this study provides insights into how software engineering innovations enhance AI-driven automation in business environments.

Сучасні підходи програмної інженерії відіграють ключову роль у розвитку штучного інтелекту та автоматизації бізнес-процесів. Використання методологій DevOps та MLOps значно прискорює інтеграцію AI-рішень у компаніях. DevOps забезпечує безперервну інтеграцію та розгортання програмного забезпечення, а MLOps адаптує ці принципи до машинного навчання, що дозволяє швидко тренувати, тестувати та впроваджувати моделі штучного інтелекту. Завдяки цьому бізнес може оперативнo реагувати на зміни та ефективно використовувати AI у своїх процесах.

Ще одним важливим фактором у розвитку автоматизації є Low-Code/No-Code платформи, які дозволяють створювати AI-рішення без глибоких знань програмування. Це дає можливість бізнес-користувачам самостійно автоматизувати певні процеси та адаптувати системи до своїх потреб без залучення великих команд розробників. Такі платформи, як Microsoft Power Automate чи Google AutoML, значно скорочують час та ресурси, необхідні для впровадження AI-рішень.

Сучасні архітектурні підходи, зокрема мікросервіси, серверлес-обчислення та cloud-native моделі, також сприяють ефективній реалізації AI-автоматизації. Мікросервісна архітектура дозволяє розгортати AI-моделі як окремі сервіси, що покращує їхню гнучкість і керованість. Серверлес-обчислення, наприклад AWS Lambda, допомагають економити ресурси, запускаючи AI-функції лише за потреби, що робить використання інфраструктури більш ефективним.

Крім того, AI-асистоване програмування стає все більш поширеним серед розробників. Інструменти, такі як GitHub Copilot та ChatGPT, допомагають писати код, аналізувати помилки та оптимізувати процес розробки. Це особливо важливо для складних AI-рішень, оскільки

дозволяє значно зменшити час на створення програмного забезпечення та мінімізувати помилки.

Штучний інтелект кардинально змінює підходи до управління бізнес-процесами, роблячи їх більш ефективними, гнучкими та автоматизованими. Завдяки можливостям AI компанії можуть аналізувати великі обсяги даних у реальному часі, прогнозувати ринкові тренди та приймати більш обґрунтовані рішення. Наприклад, у фінансовому секторі алгоритми машинного навчання використовуються для оцінки кредитоспроможності клієнтів, виявлення шахрайських транзакцій і персоналізації фінансових послуг. Це дозволяє не лише знизити ризики, але й підвищити якість обслуговування клієнтів.

Один із ключових напрямків впливу штучного інтелекту – автоматизація рутинних операцій, що значно знижує витрати компаній. Багато підприємств використовують AI-чат-боти для обробки запитів клієнтів, автоматизовані системи для управління запасами або AI-асистентів для підтримки внутрішніх процесів. Це дозволяє зменшити потребу в ручній роботі, звільняючи співробітників для виконання більш стратегічних завдань. У сфері логістики AI допомагає прогнозувати попит, оптимізувати маршрути доставки та знижувати витрати на транспортування.

Ще одним важливим аспектом є використання штучного інтелекту для персоналізації продуктів і послуг. Завдяки аналізу поведінки користувачів, AI-системи можуть пропонувати індивідуальні рекомендації, що підвищує рівень залученості клієнтів і збільшує продажі.

Таким чином, сучасні підходи програмної інженерії сприяють ефективному впровадженню та масштабуванню AI-автоматизації в бізнесі. Поєднання DevOps, MLOps, Low-Code/No-Code платформ, новітніх архітектурних моделей та AI-асистованої розробки дає змогу компаніям оптимізувати процеси, знижувати витрати та підвищувати свою конкурентоспроможність. Завдяки цим технологіям штучний інтелект стає доступнішим і ефективнішим у бізнес-середовищі.

Список використаних джерел:

1. Курпа Н. В., Мельник О. С. Штучний інтелект: сучасні тенденції розвитку та застосування. – Київ: Наукова думка, 2020. – 256 с.
2. McKinsey Global Institute. Artificial Intelligence in Business: A Deep Dive into Impact and Potential // McKinsey & Company. – 2022. – 72 с.
3. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 4th ed. – Hoboken, NJ: Pearson, 2020.
4. Мазурова О. А. Method of Making Decision Purpose Decomposition Supporting Based on Classification Model // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2012. – № 3 (4(57)). – С. 60–63. URL: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2012.4018>.

ДОДАТОК Г

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008: 2015

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент
(посада)

програмної інженерії
(кафедра)

ІПЗМ-23-1
(група)

Артем КУПЦОВ

(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

Пункт ДСТУ 3008-2015	Зміст пункту	Сторінка кваліфікаційної роботи
1	2	3
	7.1 Загальні положення	
	7.3 Нумерація сторінок звіту	
	7.5 Рисунки	
	7.6 Таблиці	
	7.7 Переліки	
	7.8 Примітки	
	7.9 Виноски	
	7.10 Формули та рівняння	
	7.11 Посилання	
	7.13 Список авторів	
	7.14 Скорочення та умовні позначки	
	7.15 Додатки	

Експерт

(підпис)

Вадим НЕЧВОЛОД

(прізвище, ініціали)

05.06.2025