

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-61-25>

УДК 004.89

П'ятикоп Олена Євгенівна, к.т.н., доцент,

<https://orcid.org/0000-0002-7731-3051>

Проніна Ольга Ігорівна, к.т.н., доцент,

<https://orcid.org/0000-0001-7085-8027>

Мороз Максим Сергійович, магістр

<https://orcid.org/0009-0008-7432-5584>

Державний вищий навчальний заклад «Приазовський державний технічний університет»,
м. Дніпро, Україна

ІНТЕГРАЦІЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ У ВЕБПЛАТФОРМИ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОГНОЗНИХ РОЗРАХУНКІВ

П'ятикоп О. Є., Проніна О. І., Мороз М. С. Інтеграція машинного навчання у вебплатформи для автоматизації прогностичних розрахунків. В умовах цифровізації економіки та активного впровадження інтелектуальних технологій у різні сфери бізнесу виникає потреба у створенні гнучких інструментів, здатних ефективно аналізувати дані та надавати точні прогнози. На сьогодні інтеграція машинного навчання у веб-середовище відкриває нові можливості для підвищення продуктивності та автоматизації. Стаття присвячена дослідженню поєднання сучасних методів машинного навчання та вебтехнологій для автоматизації процесів прогностичних розрахунків на прикладі визначення вартості діамантів. У статті наведено аналіз публікацій щодо внеску машинного навчання в різні сфери діяльності. Авторами також вивчено досвід використання машинного навчання для оцінки цін коштовностей, який показав доцільність обраної задачі. У роботі запропоновано математичну модель на основі методів регресії, яка враховує ключові параметри для визначення вартості діамантів. Запропонована математична модель була реалізована у вебзастосунку, реалізація якого була виконана із застосуванням сучасних технологій, зокрема Node.js, що дозволяє забезпечити масштабованість, доступність та зручність у використанні. У статті наведені загальна та детальна схеми розробленого вебзастосунку для визначення вартості діаманту. Авторами було проведено дослідження, результати якого підтвердили відповідність роботи вебдодатку теоретичним розрахункам, що проводились у Anaconda. Порівняння отриманих результатів показало незначні коливання у вартості діамантів, що пояснюється ступенем точності навчання та деякими аномаліями даних. Тому у подальшому планується інтеграція й порівняння різних моделей машинного навчання задля підвищення точності та розширення функціональних можливостей платформи. В цілому отриманий результат підтвердив, що впровадження моделей машинного навчання до вебплатформ дозволить отримати ефективний, зручний та доступний інструмент та сприятиме підвищенню рівня автоматизації бізнес-процесів.

Ключові слова: машинне навчання, лінійна регресія, вебплатформа, прогнозування

Piatyko O., Pronina O., Moroz M. Integration of machine learning into web platforms for automating forecasting calculations. In the context of digitalization of the economy and active implementation of intelligent technologies in various business areas, there is a need to create flexible tools that can effectively analyze data and provide accurate forecasts. Today, the integration of machine learning into the web environment opens up new opportunities for increasing productivity and automation. The article is devoted to the study of the combination of modern machine learning methods and web technologies for automating forecasting processes using the example of determining the cost of diamonds. The article provides an analysis of publications on the contribution of machine learning to various areas of activity. The authors also studied the experience of using machine learning to estimate the prices of jewelry, which showed the feasibility of the selected task. The paper proposes a mathematical model based on regression methods that takes into account key parameters for determining the cost of diamonds. The proposed mathematical model was implemented in a web application, the implementation of which was carried out using modern technologies, in particular Node.js, which allows for scalability, accessibility, and ease of use. The article presents a general and detailed scheme of the developed web application for determining the cost of a diamond. The authors conducted a study, the results of which confirmed the compliance of the web application with the theoretical calculations carried out in Anaconda. A comparison of the obtained results showed minor fluctuations in the cost of diamonds, which is explained by the degree of accuracy of training and some data anomalies. Therefore, in the future, it is planned to integrate and compare different machine learning models to increase accuracy and expand the functionality of the platform. In general, the obtained result confirmed that the implementation of machine learning models to web platforms will allow to obtain an effective, convenient and affordable tool and will contribute to increasing the level of automation of business processes.

Keywords: machine learning, linear regression, web platforms, forecasting

Постановка наукової проблеми. На сьогоднішній день машинне навчання (ML) стало надзвичайно популярним завдяки поєднанню технологічних проривів і зростаючого попиту на інтелектуальні рішення. Це пов'язано з розвитком хмарних технологій, таких як AWS, Azure, Google Cloud, а також з поширенням потужних GPU/TPU. Окрім цього великий внесок у використання машинного навчання принесло здешевлення зберігання даних, оскільки за рахунок цього стало можливим тренування складних моделей навіть для середніх компаній. Паралельно з покращенням моделей та технологій роботи з даними збільшилась сама кількість даних. Данні стали добуватися з різних джерел, таких як соціальні мережі, IoT-пристрої, журнали подій, сенсори та датчики. Це

все дало ML-моделям величезні масиви для навчання. Саме кількість даних та потужні пристрої та технології дали розвиток для збільшення різноманіття моделей, алгоритмів та їх покращення. Це в свою чергу привело до попиту на впровадження моделей машинного навчання у програмні продукти різного призначення. Бізнес швидко побачив вигоду свою вигоду у використанні моделей машинного навчання – автоматизація, персоналізація, виявлення шахрайства, оптимізація ланцюгів постачання, кібербезпека, HR-процеси, тощо. Так за даними Demandsage [1] майже 50 % малих і великих підприємств у всьому світі впровадили машинне навчання, 78 % компаній у світі вже застосовують штучний інтелект хоча б в одній бізнес-функції, причому близько 57 % використовують його для покращення користувацького досвіду, а понад 50 % – для аналізу споживацької поведінки. Усе це робить машинне навчання ключовим інструментом сучасного бізнесу та основою розвитку програмних продуктів. На даний час поширеним є використання вебзастосунків та збереження даних у хмарі, тому актуальним є завдання інтеграції машинного навчання у вебплатформи. Для прикладу розглядається задача аналізу коштовностей та прогнозування їх вартості. Оскільки коштовності відіграють важливу роль в економіці. Видобуток коштовних та напівкоштовних каменів в Україні має давні історичні традиції і продовжує розвиватися як напрямок гірничо-видобувної промисловості [2].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. На сьогоднішній день існує багато робіт присвячених використанню машинного навчання при побудові систем підтримки прийняття рішень.

В роботі [3] розглядається високий потенціал використання машинного навчання у виробничій промисловості. Дослідження ґрунтується на висновках, що ефективність прогнозування та оцінки якості може бути значно покращена за допомогою машинного навчання, що може створити значні конкурентні переваги. Було проведено якісне емпіричне дослідження за участю 60 компаній з різних секторів промисловості, щоб визначити, коли малі та середні підприємства частіше використовують ML. В роботі показано, що готовність інвестувати в додатки є суттєвою для впровадження ML. Також наявність достатньої кількості якісних даних у межах MSP є обов'язковою для застосування ML. Крім того, розроблено рекомендації щодо дій для MSP, щоб подолати розрив у впровадженні технологій на MSP та використати переваги ML.

Автори в своїй роботі [4] звертають увагу на проблему визначення оптимального рівня співпраці людини та ШІ в процесах прийняття рішень. Однак, сучасні систематичні підходи часто не мають структурованого підходу до визначення рівня співпраці людини та ШІ у варіантах використання в управлінні виробництвом. Це призводить до невідповідних застосувань та неоптимальних результатів. Це дослідження представляє систематичний підхід до систематичної оцінки, розробки та впровадження ШІ в управлінні виробництвом, а також впроваджує структуровану структуру, яку можна використовувати для оцінки та визначення оптимального рівня співпраці людини та ШІ для різних варіантів використання у виробництві.

В роботі [5] розглядається роль машинного навчання (ML), що стало ключовим рушієм інновацій у промисловому виробництві, покращуючи контроль якості, прогнозне обслуговування та оптимізацію процесів. Виробники можуть досягти підвищення ефективності, зниження витрат та підвищення експлуатаційної надійності, використовуючи передові алгоритми ML, такі як глибоке навчання та традиційні моделі. Однак, залишаються проблеми у масштабному впровадженні ML, включаючи проблеми з конфіденційністю даних, сумісністю застарілих систем та потребою у високоякісних наборах даних. У цій статті досліджуються три основні дослідницькі питання: вдосконалення виробничих процесів за допомогою алгоритмів ML, технічні перешкоди для впровадження ML та вирішення цих проблем за допомогою нових технологій, таких як цифрові двійники та Інтернет речей.

В реаліях сучасного ринку процес оцінки вартості коштовностей є дуже важливим. В свою чергу визначення вартості дорогоцінного каменю – складний процес, який враховує безліч факторів. Серед найважливіших з них – колір дорогоцінного каменю, прозорість, ограновування та вага в каратах. Крім того, такі фактори, як рідкість дорогоцінного каменю, походження та історичне значення, також можуть відігравати значну роль у визначенні його вартості. Враховуючи ці фактори, для колекціонерів та інвесторів важливо мати повне розуміння різноманітних атрибутів, які впливають на цінність дорогоцінного каменю [6].

Алмаз є однією з найміцніших і найцінніших речовин, які виробляються природним шляхом у вигляді вуглецю. Однак, на відміну від золота та срібла, визначення ціни діаманта дуже складне, оскільки для визначення його ціни необхідно враховувати багато особливостей. Метою статті [7] є

розробка найефективнішого алгоритму для визначення ціни алмазів. Такі алгоритми, як лінійна регресія, опорна векторна регресія, дерева рішень, регресія випадкового лісу, регресія K-Neighbors, регресія CatBoost, регресія Хубера, регресія додаткового дерева, пасивна агресивна регресія, регресія Байєса та регресія XGBoost використовуються для навчання конкретного машинного навчання.

Дорогоцінні камені, такі як діаманти, завжди користуються високим попитом завдяки своїй грошовій винагороді. Ціна таких каменів варіюється в залежності від їх особливостей. З огляду на це, автори в роботі [8] провели порівняльний аналіз і застосували різні контрольовані моделі для визначення ціни алмазу. У роботі вони оцінили вісім різних керованих моделей, як-от лінійна регресія, регресія ласо, регресія хребта, дерево рішень, випадковий ліс, ElasticNet, регресор AdaBoost і регресор із посиленням градієнта, і продемонстрували найкращу модель із більш точним результатом. Ця стаття спрямована на попередню обробку даних, пошук кореляції між атрибутами набору даних, навчання наведених вище моделей, перевірку їх точності, аналіз їхніх результатів і, у свою чергу, пошук найкращої з них – це модель регресії випадкового лісу.

Попри значний економічний і культурний інтерес до діамантів, рівень обізнаності споживачів щодо принципів його оцінювання залишається недостатнім. Унаслідок цього покупці здебільшого орієнтуються на інформацію, надану продавцями або ювелірними компаніями, що ускладнює об'єктивне порівняння вартості аналогічних зразків. Щоб вирішити цю проблему, у цьому дослідженні [9] використовується модель множинної лінійної регресії, модель дерева рішень і регресійна модель випадкового лісу для прогнозування цін на алмази на основі різних показників оцінки діамантів у наборі даних, щоб споживачі могли інтуїтивно дізнатися про нормальну ціну показників оцінки. обраних діамантів. Завдяки цьому документу було виявлено, що модель регресії випадкового лісу має найкраще підібрану та прогнозу здатність у задачі прогнозування діамантів, яка також є найбільш рекомендованою моделлю.

У роботі [10] було проведено комплексний аналіз кількох контрольованих моделей машинного навчання, регресорів і класифікаторів, щоб точно передбачити ціни на діаманти. Ціна діаманта є складним завданням через нелінійний зв'язок між ключовими характеристиками, такими як карат, огранка, прозорість, маса та глибина. Аналіз був спрямований на розробку точної прогностичної моделі з використанням регресійного та класифікаційного підходів. Для попередньої обробки даних у дослідженні використовувалися різні методи. У роботі було розглянуто викиди, стандартизовано предиктори, виконано медіанну імпутацію відсутніх значень і вирішено проблеми мультиколінеарності.

Аналіз літератури з проблеми прийняття рішень, відбору та впорядкування об'єктів, ознаками яких є різноманітні параметри, показав, що найбільш перспективний підхід полягає у використанні машинного навчання. Для обраних параметрів було вирішено використовувати лінійну регресію.

Мета дослідження. Дослідити можливості застосування алгоритмів машинного навчання у вебзастосунках на прикладі задачі прогнозування вартості діамантів з використанням моделі лінійної регресії.

Виклад основного матеріалу й обґрунтування отриманих результатів дослідження. Одним із методів вирішення поставленої мети було використати модель лінійної регресії для оцінки вартості діамантів. Оскільки лінійна регресія є ефективним методом для оцінки ціни на діаманти з кількох причин:

1) простота моделі – лінійна регресія є відносно простою у розумінні та інтерпретації. Вона дозволяє легко встановити зв'язок між залежною змінною (ціна діаманта) та однією або кількома незалежними змінними (характеристиками діаманта, такими як вага, колір, чистота, огранка тощо).

2) відповідні змінні – ціна діамантів залежить від ряду факторів, які можна кількісно оцінити. Наприклад, вага в каратах, категорії кольору, рівня чистоти та якості огранки. Лінійна регресія дозволяє врахувати ці фактори у формулі, що полегшує визначення впливу кожного з них на ціну.

3) аналіз впливу – завдяки коефіцієнтам, отриманим у моделі, лінійна регресія дозволяє визначити, наскільки значущими є різні характеристики діаманта для його ціни. Це може допомогти покупцям і продавцям зрозуміти, які фактори найбільше впливають на вартість.

4) можливість прогнозування – після створення моделі лінійної регресії її можна використовувати для визначення цін на нові діаманти, базуючись на їх характеристиках. Це робить модель корисним інструментом для трейдерів та покупців.

5) гнучкість – лінійна регресія є простою моделлю, але її можна розширити, включивши взаємодії між змінними або використовуючи поліноміальні члени для моделювання нелінійних зв'язків, якщо це необхідно.

Дані про характеристики діамантів і їх ціни доступні та документуються, що полегшує побудову моделі і надає необхідні підстави для аналізу. Для поставленої задачі було взято вибірку даних [11] яка містить інформацію про 50 000 діамантів, включаючи їх вагу в каратах, огранку, колір, чистоту, а також ціну, за якою вони були продані.

Основні показники:

- C – вартість діаманта (в доларах або іншій валюті);
- w – вага діаманта в каратах;
- c – коефіцієнт кольору (в текстовому форматі, в подальшому переведений в числовий в межах від 0 до 6);
- t – коефіцієнт чистоти (в текстовому форматі, в подальшому переведений в числовий в межах від 0 до 7);
- g – коефіцієнт огранки (в текстовому форматі, в подальшому переведений в числовий в межах від 0 до 4).

Також важливим є розміри діаманту, оскільки у виробках це є ключовим показником, але для моделі враховується вага як показник розміру, а форма діаманта не враховується.

Модель розрахунку вартості коштовностей, а саме діаманту представлена у загальному вигляді:

$$C = k \cdot w \cdot f(c) \cdot g(t) \cdot h(g) \quad (1)$$

де k – базова ціна за карат;

$f(c)$ – функція, що представляє вплив кольору на ціну (має вигляд лінійної функції, яка зменшує ціну з пониженням кольору),

$g(t)$ – функція, що відображає як чистота впливає на ціну (також має лінійну залежність),

$h(g)$ – функція, що відображає вплив огранки на ціну.

Для фінальної формули розрахунку вартості необхідно представити кожний коефіцієнт впливу у вигляді окремої формули. В свою чергу коефіцієнт кольору розраховується по наступній формулі:

$$f(c) = 1 + k_c \cdot (6 - c) \quad (2)$$

де k_c – коефіцієнт впливу кольору.

Коефіцієнт чистоти має наступний вигляд:

$$g(t) = 1 + k_t \cdot (7 - t) \quad (3)$$

де k_t – коефіцієнт впливу чистоти.

Коефіцієнт огранки має наступний вигляд:

$$h(g) = 1 + k_g \cdot (4 - g) \quad (4)$$

де k_g – коефіцієнт впливу огранки.

Фінальна математична модель розрахунку вартості за допомогою лінійної регресії має вигляд:

$$C = k \cdot w \cdot (1 + k_c \cdot (6 - c)) \cdot (1 + k_t \cdot (7 - t)) \cdot (1 + k_g \cdot (4 - g)) \quad (5)$$

Ця математична модель є спрощенням, оскільки вартість діамантів може також залежати від ринкових умов, попиту та пропозиції, тому додавання цих факторів в майбутньому може поліпшити

точність моделі. Дослідження моделі було проведено в середовищі Anaconda та інтегровано у вебзастосунок.

Загальна структурна схема складових вебплатформи наведена на рисунку 1. Загальна структура показує основні компоненти були використані при збірці проєкта. Реалізація вебчастин була виконана в Node.js. Більш детальна схема наведено на рисунку 2.

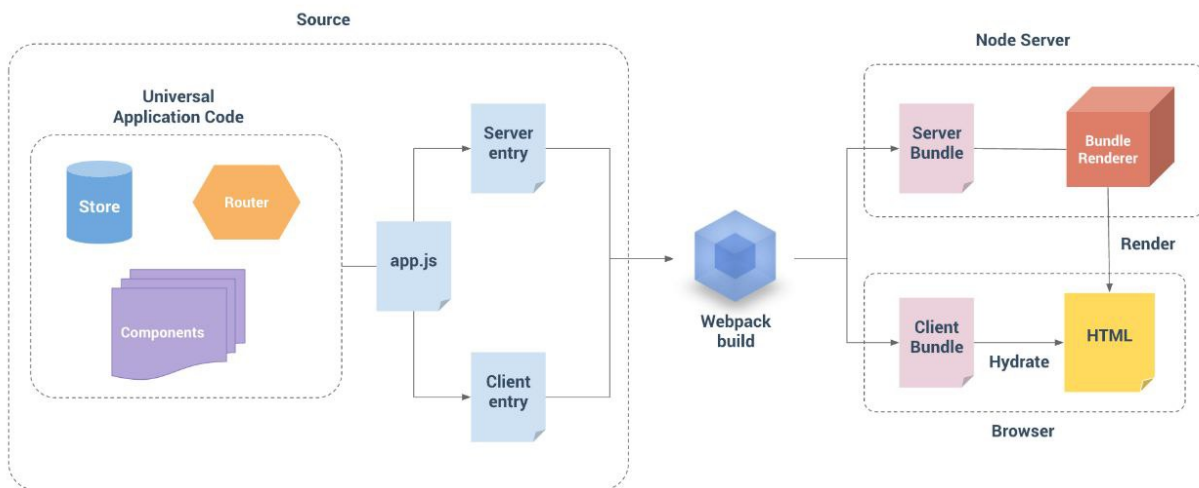


Рис. 1 Загальна структурна схема складових розробленої вебсистеми для визначення вартості діаманту

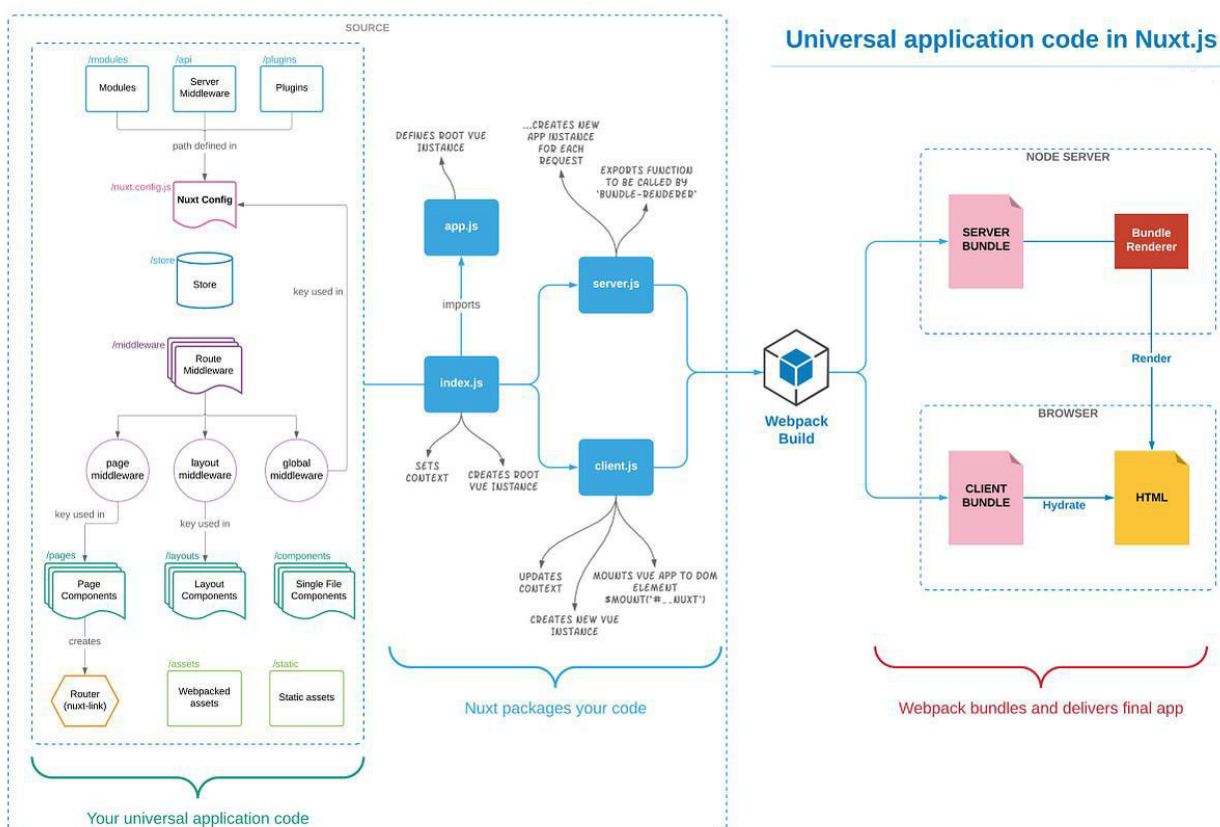


Рис. 2 Детальна структурна схема складових розробленої вебсистеми для визначення вартості діаманту

Загальний вигляд інтерфейсу отриманого вебдодатку представлений на рисунку 3. Інтерфейс вебзастосунка надає можливість вибору різних параметрів, що впливають на вартість діамантів.

Прогнозування ціни на алмаз

Оберіть вагу (карати)

0.10 0.15 0.20 0.25 0.40 0.50 0.75 1.00 1.25 1.5 2.00

2.50 3.00 4.00 5.00

Оберіть ясність

IF SI2 SI1 VS2 VS1 VVS2 VVS1 IF

Оберіть колір

J I H G F E D

X Y Z

- 0 + - 0 + - 0 +

Оберіть якість обробки

Задовільна Добре Дуже добре Преміум Ідеальна

Глибина Таблиця

- 44 + - 43 +

[Зробити розрахунок](#)

Рис. 3 Інтерфейс вебзастосунку визначення вартості діамантів

Результати отримані у вебзастосунку порівнювались з результатами, що раніше були отримані при моделюванні моделі в середовищі Anaconda. Ці порівняння відображено на графіку рисунку 3.

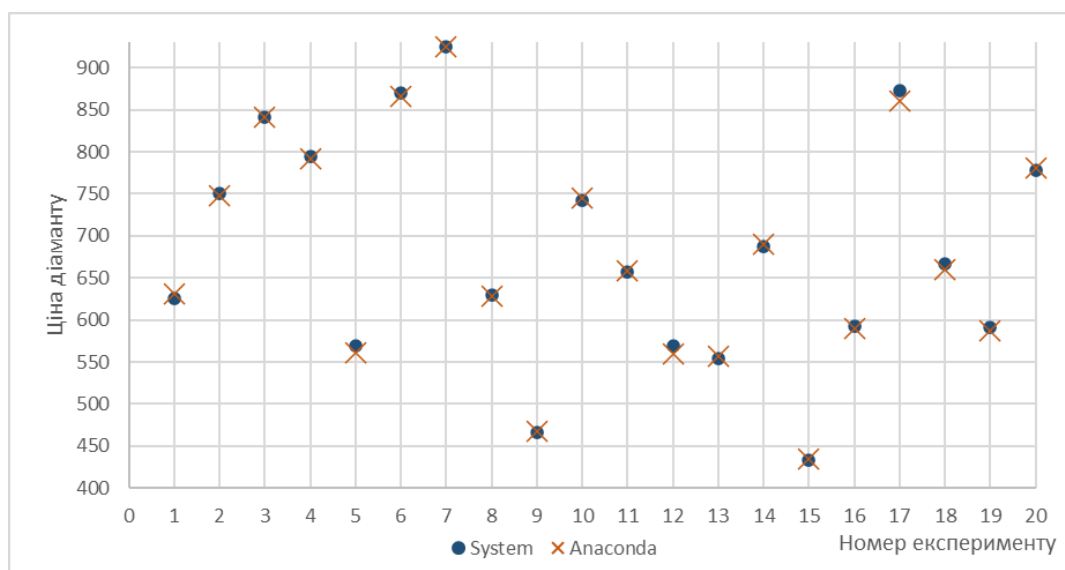


Рис. 4 Порівняння результатів розробленої системи та даних з моделювання в середовищі Anaconda

Аналізуючи результати, що наведено на рисунку 4 можна зробити висновок, що розроблений вебзастосунок визначення вартості коштовностей, а саме визначення ціни на діаманти працює так же як модель, що була реалізована у середовищі Anaconda. Незначним винятком є дані, що при детальному аналізі виступають, як аномалії. При цьому загальні значення кожної вихідної змінної у кожному з експериментів знаходяться в одних діапазонах по показникам якості діамантів.

Також вебзастосунок тестувався на вибірці з реальними цінами на діаманти. Результати експерименту показали, що розроблена система визначення вартості діамантів адекватно розраховує ціну з урахуванням всіх вхідних параметрів діамантів.

Висновки та перспективи подальшого дослідження. Використання моделей машинного навчання стали все більш популярними в різних сферах життя сучасного суспільства. Тому інтеграція моделей машинного навчання в різні програмні систем та додатки є актуальним завданням. У цьому дослідженні було розглянуто концепцію та практичну реалізацію вебплатформи, що інтегрує методи машинного навчання на прикладі визначення вартості діамантів.

Отриманий результат підтвердив, що використання регресійних моделей у поєднанні з вебтехнологіями дозволяє отримати ефективний, зручний та доступний інструмент для процесів

прогнозування. Розроблена система продемонструвала адекватність результатів порівняно з моделями, протестованими у середовищі Anaconda, що свідчить про її практичну цінність. Порівняння отриманих результатів показує не значні коливання у вартості діамантів, що пояснюється ступенем точності навчання та деякими аномаліями даних.

Поширення подібних рішень щодо інтеграції машинного навчання у вебплатформи сприятиме підвищенню рівня автоматизації бізнес-процесів та розширить їх коло застосування у різних сферах.

Перспективи подальших досліджень полягають у порівнянні точності різних алгоритмів машинного навчання. Це дозволить підвищити точність прогнозів і створити більш гнучкі вебплатформи для розв'язання прикладних задач.

Список бібліографічного опису

1. 70+ Machine Learning Statistics 2025: Industry Market Size. Режим доступу: https://www.demandsage.com/machine-learning-statistics/?utm_source=chatgpt.com
2. Коштовне каміння України. – Режим доступу: <https://neiau.com.ua/koshtovne-kaminnya-ukra%D1%97ni/>
3. Müller D., Braun J., Zipper H. Machine learning implementation in small and medium-sized enterprises: insights and recommendations from a quantitative study // *Production Engineering*. – 2024. – Vol. 18, № 3. – P. 255–268. – DOI: 10.1007/s11740-024-01274-2
4. Schmidt R., Hoffmann L. Bridging human expertise and machine learning in production management: a case study on ML-based decision support system // *Production Engineering*. – 2024. – Vol. 18, № 4. – P. 375–388. – DOI: 10.1007/s11740-024-01326-7
5. Zhao Y., Wang L., Chen F. Applications of Machine Learning in Industrial Manufacturing // *Advances in Science and Technology Research Journal*. – 2025. – Vol. 16, № 1. – P. 144–158. – DOI: 10.54254/2755-2721/2025.AST24673
6. What are the most valuable gemstones in the world? – Режим доступу: <https://gem.agency/what-are-the-most-valuable-gemstones-in-the-world/>
7. H. Mihir, M. I. Patel, S. Jani and R. Gajjar, "Diamond Price Prediction using Machine Learning," 2021 2nd International Conference on Communication, Computing and Industry 4.0 (C2I4), Bangalore, India, 2021, pp. 1-5, doi: 10.1109/C2I454156.2021.9689412.
8. G. Sharma, V. Tripathi, M. Mahajan and A. Kumar Srivastava, "Comparative Analysis of Supervised Models for Diamond Price Prediction," 2021 11th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence), Noida, India, 2021, pp. 1019-1022, doi: 10.1109/Confluence51648.2021.9377183.
9. Zhe OuYang, Research on the Diamond Price Prediction based on Linear Regression, Decision Tree and Random Forest, vol. 24 (2024): 2nd international conference on economics, mathematical finance and risk management (emfrm 2023), pp. 248 – 257, DOI: <https://doi.org/10.54097/13ccwv59>.
10. Kigo, S.N., Omondi, E.O. & Omolo, B.O. Assessing predictive performance of supervised machine learning algorithms for a diamond pricing model. *Sci Rep* 13, 17315 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44326-w>.
11. Вибірка «Діаманти». – Режим доступу: <https://www.kaggle.com/shivam2503/diamonds>

References

1. 70+ Machine Learning Statistics 2025: Industry Market Size. Access mode: https://www.demandsage.com/machine-learning-statistics/?utm_source=chatgpt.com
2. Precious stones of Ukraine. – Access mode: <https://neiau.com.ua/koshtovne-kaminnya-ukra%D1%97ni/>
3. Müller D., Braun J., Zipper H. Machine learning implementation in small and medium-sized enterprises: insights and recommendations from a quantitative study // *Production Engineering*. – 2024. – Vol. 18, № 3. – P. 255–268. – DOI: 10.1007/s11740-024-01274-2
4. Schmidt R., Hoffmann L. Bridging human expertise and machine learning in production management: a case study on ML-based decision support system // *Production Engineering*. – 2024. – Vol. 18, № 4. – P. 375–388. – DOI: 10.1007/s11740-024-01326-7
5. Zhao Y., Wang L., Chen F. Applications of Machine Learning in Industrial Manufacturing // *Advances in Science and Technology Research Journal*. – 2025. – Vol. 16, № 1. – P. 144–158. – DOI: 10.54254/2755-2721/2025.AST24673
6. What are the most valuable gemstones in the world? – Режим доступу: <https://gem.agency/what-are-the-most-valuable-gemstones-in-the-world/>
7. H. Mihir, M. I. Patel, S. Jani and R. Gajjar, "Diamond Price Prediction using Machine Learning," 2021 2nd International Conference on Communication, Computing and Industry 4.0 (C2I4), Bangalore, India, 2021, pp. 1-5, doi: 10.1109/C2I454156.2021.9689412.
8. G. Sharma, V. Tripathi, M. Mahajan and A. Kumar Srivastava, "Comparative Analysis of Supervised Models for Diamond Price Prediction," 2021 11th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence), Noida, India, 2021, pp. 1019-1022, doi: 10.1109/Confluence51648.2021.9377183.
9. Zhe OuYang, Research on the Diamond Price Prediction based on Linear Regression, Decision Tree and Random Forest, vol. 24 (2024): 2nd international conference on economics, mathematical finance and risk management (emfrm 2023), pp. 248 – 257, DOI: <https://doi.org/10.54097/13ccwv59>.
10. Kigo, S.N., Omondi, E.O. & Omolo, B.O. Assessing predictive performance of supervised machine learning algorithms for a diamond pricing model. *Sci Rep* 13, 17315 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44326-w>.
11. Selection of "Diamonds". – Access Mode: <https://www.kaggle.com/shivam2503/diamonds>