

ДОДАТОК А

Перелік джерел посилання за науковими напрямками керівника та науковців
кафедри програмної інженерії

19. Sharonova, N., Kyrychenko, I., Gruzdo, I., Tereshchenko, G. Generalized Semantic Analysis Algorithm of Natural Language Texts for Various Functional Style Types, in CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3171, pp. 16-26.

23. Smelyakov K., Hurova Y., Osiievskyi S. Analysis of the Effectiveness of Using Machine Learning Algorithms to Make Hiring Decisions, 7th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS-2023), April 20–21, 2023. – CEUR-WS, 2023, ISSN 1613-0073. – Volume 3387, PP. 77-92.

40. Nazarenko D., Afanasieva I., Golian N., Golian V. Investigation of the deep learning approaches to classify emotions in texts CEUR Workshop Proceedings, 2021, 2870, стр. 206–224.

41. Smelyakov K., Chupryna A., Bohomolov O., Hunko N. The Neural Network Models Effectiveness for Face Detection and Face Recognition, 2021 IEEE Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream), 2021, pp. 1-7, doi: 10.1109/eStream53087.2021.9431476.

52. Panchenko D., Maksymenko D., Turuta O., Yerokhin A., Daniil Y., Turuta O. Evaluation and Analysis of the NLP Model Zoo for Ukrainian Text Classification // Communications in Computer and Information Science. 2022. P. 109–123.

ДОДАТОК Б

Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ



Ім'я користувача:
Кардаш Євген Вікторович каф.ПІ

ID перевірки:
1016345824

Дата перевірки:
11.06.2024 07:43:11 EEST

Тип перевірки:
Doc vs Internet + Library

Дата звіту:
11.06.2024 07:44:36 EEST

ID користувача:
100013622

Назва документа: 2024_М_ПІ_ІПЗздм-22-1_Таран_А_О_скорочений

Кількість сторінок: 55 Кількість слів: 7709 Кількість символів: 56348 Розмір файлу: 6.49 MB ID файлу: 1016147582

Виявлено модифікації тексту (можуть впливати на відсоток схожості)

3.29%

Схожість

Найбільша схожість: 0.87% з Інтернет-джерелом (<http://digeco.nuos.edu.ua/wp-content/uploads/2021/10/DATA-ENTREP...>)

2.85% Джерела з Інтернету

102

Сторінка 57

0.92% Джерела з Бібліотеки

22

Сторінка 57

0% Цитат

Вилучення цитат вимкнене

Вилучення списку бібліографічних посилань вимкнене

0%

Вилучень

Немає вилучених джерел

Модифікації

Виявлено модифікації тексту. Детальна інформація доступна в онлайн-звіті.

Замінені символи

9

Підозріле форматування

20
сторінок

ДОДАТОК В

Апробація роботи

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

МАТЕРІАЛИ XXVIII МІЖНАРОДНОГО МОЛОДІЖНОГО
ФОРУМУ

**«РАДІОЕЛЕКТРОНІКА ТА МОЛОДЬ
У XXI СТОЛІТТІ»**

16 – 18 квітня 2024 р.

Том 6

**КОНФЕРЕНЦІЯ
«ІНФОРМАЦІЙНІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ»
INFORMATION INTELLIGENT SYSTEMS**

Харків 2024

Рисунок В.1 - 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь XXI столітті», Зб. матеріалів форуму – Харків, ХНУРЕ, 2024 (титульна сторінка)

УДК 004.8:[331.108.2:005.95] DOI: <https://doi.org/10.30837/IYF.IIS.2024.846>

ЗАСТОСУВАННЯ АІ В РЕКРУТИНГОВИХ СИСТЕМАХ

Таран А. О.

Науковий керівник – к.т.н, доц. Груздо І. В.

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

e-mail: anastasiia.taran.cpe@nure.ua

These theses present the results of an analytical review of the current state of the IT market in Ukraine. Statistics and the ratio of vacancies and candidates in the labor market are considered.

Based on the results of this analysis, as well as the average cost of hiring for the company, it is suggested to consider the option of automating the recruiting process by using artificial intelligence during the processing of candidate applications and resume selection.

Вступ. Оптимізація рекрутингових процесів є важливою складовою для ІТ бізнесів, оскільки дозволяє більш раціонально та доцільно розподіляти час та навантаження рекрутерів, а також удосконалює процес найму в компанію. Автоматизація процесу відбору резюме на етапі відгуку дозволяє рекрутеру сфокусуватися на подальших етапах відбору та виборі найкращого кандидата. За час повномасштабного вторгнення це стало більш актуально, адже значно зріс рівень безробіття та стрімко збільшилася кількість відгуків. В підтвердження цьому свідчать статистичні дані, що пропонує популярний український ресурс для пошуку роботи – Djinni [1].

У 2023-му на Djinni повідомили про найм майже 11 тисяч разів. Перші 7 місяців найми тримались приблизно на рівні останніх двох років. Але у в серпні знизилась, 800 повідомлень про найм у листопаді 2023 – це антирекорд з березня 2022 – на 30% менше, ніж у листопаді 2022 і майже на 50% менше, ніж у 2021-му [1].

Зміст дослідження. Проблема рекрутингу, набору персоналу, управління персоналом, кадрової політики присвячено багато робіт зарубіжних та вітчизняних вчених авторів. Всіма ними відзначається необхідність оптимізації первинного відбору резюме та наголошується, що найважливіший етап перед всіма іншими – це саме процес відбору резюме на етапі відгуку. Саме на цьому етапі рекрутерам зустрічається найбільше нерелевантних кандидатів з сумнівними резюме, а ручна обробка усіх надісланих заявок може займати декілька днів або навіть тижнів.

Оскільки в останні роки відбувається стрімкий розвиток штучного інтелекту, зараз існує відносно великий вибір методів, за допомогою яких можна працювати з текстом (в т.ч. з резюме) та можна виконати якісну обробку усіх надісланих заявок. Методи Artificial intelligence (AI) допомагають шукати відповідності, витягувати з тексту анотації,

Рисунок В.2 – Перша сторінка тез доповіді на 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті»

ранжувати дані в залежності від їхньої відповідності вказаним вимогам, тощо. Серед усіх існуючих варіантів AI необхідно обрати той, який буде найкраще справлятися з поставленою задачею та дозволить максимально реалізувати поставлену мету.

Для дослідження було обрано декілька найбільш використовуваних методів AI, які спрямовані вирішити поставлені задачі дослідження. А саме: наївний байєв класифікатор (Naive Bayes), дерево рішень (Decision Tree), метод опорних векторів (Support Vector Machines – SVM), випадковий ліс (Random Forest) та KNN (K-Nearest Neighbors).

Для дослідження було обрано наступні критерії для порівняння:

- точність: вказує на те, як вірно модель класифікує дані;
- швидкість: важлива для того, щоб прискорити процес розробки та експериментування з різними алгоритмами та параметрами;
- стійкість до перенавчання: важлива, щоб уникнути ситуацій, коли модель "запам'ятовує" тренувальні дані;
- гнучкість та універсальність: дозволяють методу успішно застосовуватися до різноманітних видів завдань та даних;
- стійкість до шуму: оскільки помилки введення даних або неправильне форматування можуть виникнути під час збору даних.

Для того, щоб визначити, який саме з перерахованих методів є більш оптимальним за вибраними критеріями для порівняння, було обрано лінійну згортку з ваговими коефіцієнтами. Це, а також результати експериментів, проведених на реальному датасеті, дозволяють визначити найбільш ефективні методи для автоматизованого аналізу та відбору резюме, які допомагають зменшити помилки першого та другого роду при первинному відборі резюме.

Наукова новизна полягає в розвитку рекрутингових систем для IT бізнесів, пришвидшенні відбору кандидатів на вакансію та зменшенні впливу людського фактору при обробці резюме.

Висновки. Оскільки пошук та найм нових працівників є не тільки часозатратним, але й потребує залучення чималих коштів, запропоновані рекомендації можуть бути використані для покращення вже існуючих систем відстежування кандидатів або створення нових систем чи бібліотек. Використання цих методів також опосередковано впливатиме і на розподілення та доцільне використання фінансових ресурсів компаній.

Список використаних джерел:

1. Аналітика Djinni. URL: <https://blog.djinni.co/post/2023-report>
2. Kirill Smelyakov, Yuliia Hurova, Serhii Osiievskiyi. "Analysis of the Effectiveness of Using Machine Learning Algorithms to Make Hiring Decisions", 7th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS-2023), April 20–21, 2023. – CEUR-WS, 2023, ISSN 1613-0073. – Volume 3387, PP. 77-92.

Рисунок В.3 – Друга сторінка тез доповіді на 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіoeлектроніка та молодь у XXI столітті»

ДОДАТОК Г

Слайди презентації

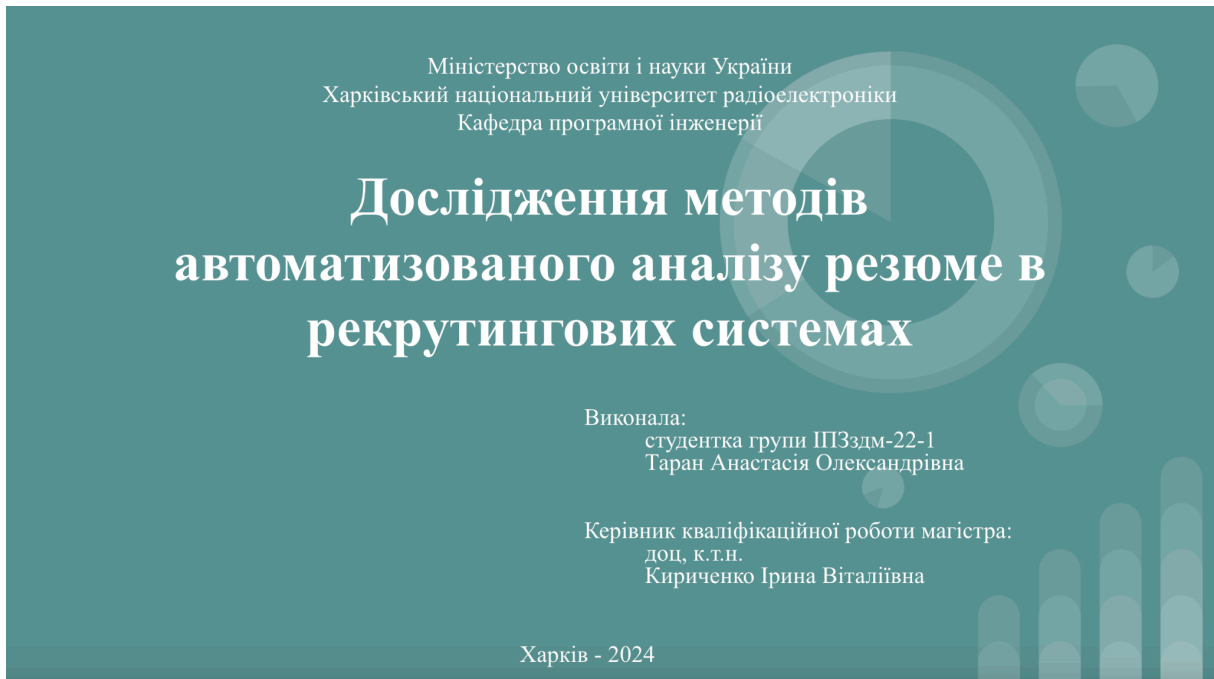


Рисунок Г.1 - Слайд 1

Предмет дослідження - аналіз методів машинного навчання для вирішення задач пов'язаних з автоматизацією аналізу резюме в рекрутингових системах

Мета дослідження - оптимізація роботи спеціалістів з найму шляхом автоматизації фільтрації резюме.

Методами розробки та проектування є аналіз проблемної області дослідження, вибір методу автоматизованого аналізу резюме шляхом вирішення задачі багатокритеріального вибору та проведення експерименту.

Рисунок Г.2 - Слайд 2

Проблематика:

- попит на вакансії перевищує пропозицію,
- на вакансії відгукується багато нерелевантних кандидатів,
- відбір резюме є дуже часозатратним процесом.

Тема дослідження методів оптимізації рекрутингових процесів є *актуальною*, для ІТ бізнесів, адже це дозволить більш раціонально та доцільно розподіляти час та навантаження рекрутерів, а також сприятиме удосконаленню процесу найму в компанію.

3

Рисунок Г.3 - Слайд 3

Постановка задачі

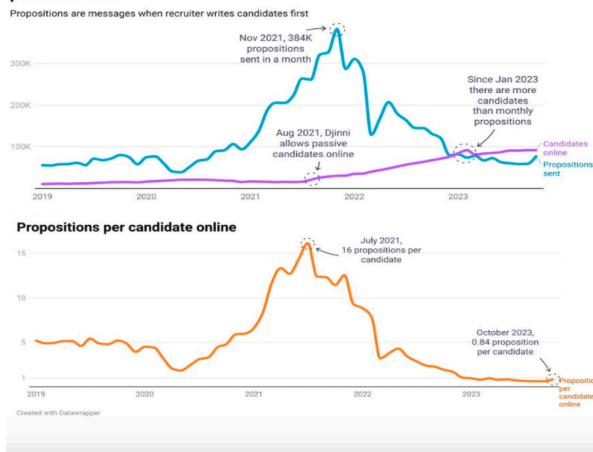
- провести огляд та аналіз літературних джерел та існуючих систем відстеження кандидатів;
- дослідити цінність використання штучного інтелекту у рекрутингових системах;
- визначити та порівняти найпопулярніші методи, які можуть використовуватися для автоматизованого аналізу резюме;
- визначити метрики, що будуть використані для оцінки ефективності застосування обраних методів;
- вибрати оптимальний метод для автоматизованого аналізу резюме за допомогою вирішення задачі багатокритеріального вибору та експериментального дослідження.

4

Рисунок Г.4 - Слайд 4

Статистичні дані за предметом дослідження (дані Djinni)

Candidates online grow x9 since 2019, recruiters' propositions fall to 2019 levels post-2021 rise



Competition increases from 8 to 13 in 2023

Candidates' growth slows down, Jobs online decreased by 2K in Q3 2023

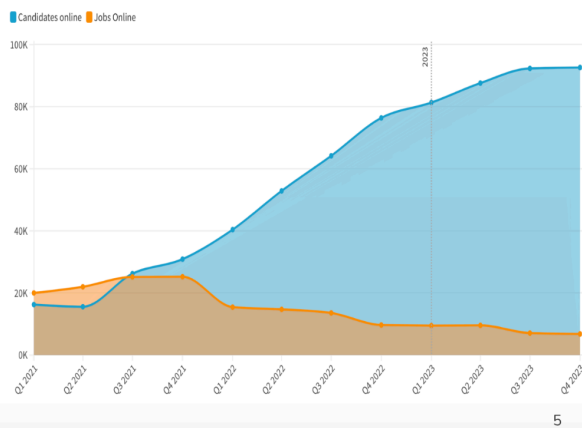


Рисунок Г.5 - Слайд 5

Існуючі рішення (ATS)

Учасники опитування Harry Monday у своїй роботі найчастіше використовують такі системи управління кандидатами:

- CleverStaff — 19%
- Excel — 14,6%
- ATS власного виробництва — 12,7%
- Breezy — 6,1%
- Hurma — 6,1%
- Greenhouse — 5,4%
- Zoho — 5,4%

Рисунок Г.6 - Слайд 6

The image shows a recruitment dashboard with a sidebar on the left and a main content area on the right.

Відгуки (4)

- master**: 3% (3 дні)
- координатор, coordinator**: 2% (9 днів)
- Product Manager** (BB): 46% (9 днів)
- Fundraiser / BDM** (AA): 0% (9 днів)

Вид зайнятості: повна зайнятість

Кількість позицій: (не вказано)

Сфера діяльності: (не вказано)

Створена: 22 Травня Таран А.

Локація: Україна, Київ

Кінцевий термін: (не вказано)

Оціночна картка: Картка за замовчуванням

Бюджет: (не вказано)

Зарплата: (не вказано)

Шаблон відгука: Шаблон за замовчуванням

Оплата: (не вказано)

Вимоги до кандидата

- Обов'язкові навички: (не вказано)
- Буде плюсом: (не вказано)
- Мови: (не вказано)
- Досвід роботи: 3 роки

7

Рисунок Г.7 - Слайд 7

Методи машинного навчання

- наївний басів класифікатор (Naive Bayes);
- дерево рішень (Decision Tree);
- метод опорних векторів (Support Vector Machines - SVM);
- випадковий ліс (Random Forest);
- KNN (K-Nearest Neighbors).

Рисунок Г.8 - Слайд 8

Вибір показників для порівняння

- точність (Accuracy):** є фундаментальним показником ефективності класифікаційних моделей. Вона вказує на те, як вірно модель класифікує дані;
- швидкість:** важлива для того, щоб прискорити процес розробки та експериментування з різними алгоритмами та параметрами;
- стійкість до перенавчання:** важлива, щоб уникнути ситуацій, коли модель "запам'ятовує" тренувальні дані та не може адекватно узагальнити до нових;
- гнучкість та універсальність:** дозволяють методу успішно застосовуватися до різноманітних видів завдань та даних, забезпечуючи більший спектр застосувань;
- стійкість до шуму:** здатність працювати ефективно в умовах наявності шуму в даних. Наприклад, помилки введення даних або неправильне форматування, яке може виникнути під час збору даних.

9

Рисунок Г.9 - Слайд 9

Naive Bayes

$$P(A | B) = P(B | A)P(A)P(B),$$

де A і B є подіями,

P(A) є апіорною ймовірністю гіпотези A,

P(B) є повною вірогідністю настання події B,

P(A | B) є ймовірністю гіпотези A за умови настання події B,

P(B | A) є ймовірністю настання події B за умови істинності гіпотези A.

Спрощене рівняння класифікації даних має вигляд :

$$P(\text{Class A} | \text{Feature 1, Feature 2}) = P(\text{Feature 1} | \text{Class A}) * P(\text{Feature 2} | \text{Class A}) * P(\text{Class A})P(\text{Feature 1}) * P(\text{Feature 2})$$

Рівняння визначає ймовірність належності до Class A на основі параметрів Feature 1 та Feature 2 за допомогою дробу, де:

-чисельник складається з добутку ймовірності того, що Feature 1 належить до Class A, ймовірності того, що Feature 2 належить до Class A, та ймовірності Class A;

-знаменник складається з добутку ймовірностей Ознаки 1 та Ознаки 2.



Рисунок - Блок-схема алгоритму найного класифікатора Байєса [Петрина, В. В., Дорошенко А. В., Сидоренко, Р. В., & Теслюк, В. М. (2023). Модель та засоби збирання та оброблення даних з використанням машинного навчання. *Науковий вісник НЛТУ України*, 33(3), 102-109. <https://doi.org/10.36930/40330315>]

Рисунок Г.10 - Слайд 10

10

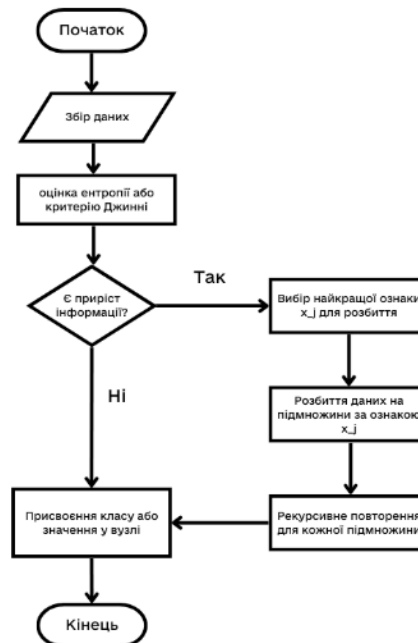
Дерева рішень

$$\text{gini}(T) = 1 - \sum_{j=1}^n p_j^2,$$

де T – поточний вузол,

p_j – імовірність класу j у вузлі T ,

n – кількість класів.



11

Рисунок Г.11 - Слайд 11

SVM

$$f(x) = \text{sign}(wTx+b),$$

де $f(x)$ визначає, до якого класу належить вектор ознак,

w - ваги, які модель вивчає під час тренування,

x - вектор ознак вхідних даних,

b - зсув (bias).

Значення -1 позначає один клас, а $+1$ — іншої.



12

Рисунок Г.12 - Слайд 12

Випадковий ліс

Метод бегінга (bagging, або bootstrap aggregating):

з навчальної вибірки X методом бутстрапа генеруються M вибірок X₁, ..., X_M. На кожній вибірці навчається власний класифікатор a_i(X). Підсумковий класифікатор формується як "середня" відповідь усіх класифікаторів (наприклад, шляхом голосування):

$$a(X) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M a_i(X),$$

Вибірка X розміром l×D (де l - кількість об'єктів, а D - кількість ознак):

- вибираємо кількість дерев у лісі: N;
- кожне з N дерев будується на вибірці X_n (n = 1, N), отриманій методом бутстрапа. При цьому дерево будується не на всьому ознаковому просторі, а лише з використанням d<D ознак, вибраних випадковим чином. Експериментальним шляхом отримані наступні рекомендації: у задачах класифікації вибирати d=D, у задачах регресії d=D/3;
- підсумковий класифікатор формується шляхом агрегування відповідей N дерев (для класифікації - вибір мажоритарного класу, для регресії - медіана або середнє значення).



Рисунок - Блок-схема класифікатора випадкового лісу [Петрина, В. В., Дорошенко А. В., Сидоренко, Р. В., & Теслюк, В. М. (2023). Модель та засоби збирання та оброблення даних з використанням машинного навчання. Науковий вісник НЛТУ України, 33(3), 102-109. <https://doi.org/10.36930/403303151>]

Рисунок Г.13 - Слайд 13

KNN (K-Nearest Neighbors)

$$X_0 \in S_l : X_q \in S_l, \quad d(X_0, X_q) = \min d(X_0, X_l),$$

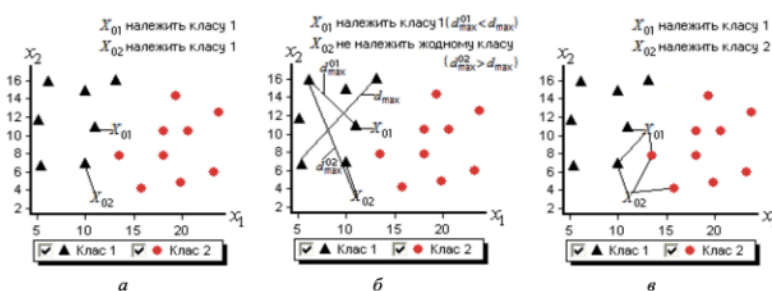


Рисунок 2.1 - Робота методів: а - ближнього сусіда; б - модифікації ближнього сусіда; в - k ближніх сусідів (k=3) [49, с.8].



Рисунок Г.14 - Слайд 14

	Точність	Швидкість навчання	Швидкість прогнозування	Стійкість до перенавчання	Гнучкість та універсальність	Стійкість до шуму
Naive Bayes	4	5	5	5	3	5
Дерево рішень	3	5	5	4	4	4
SVM	4	3	3	5	5	5
Випадковий ліс	5	4	4	4	5	5
KNN	4	3	3	3	3	2
Вагові коеф	(5)	(2)	(2)	(5)	(4)	(4)

15

Рисунок Г.15 - Слайд 15



Нормалізація критеріїв

$$Z = \max \sum_{j=1}^n \alpha_j \beta_j$$

де Z - узагальнений показник (результат згортки),

α_j - значення i -ої складової,

β_j - ваговий коефіцієнт i -ої складової,

n - кількість складових.

16

Рисунок Г.16 - Слайд 16

	Точність	Швидкість навчання	Швидкість прогнозування	Стійкість до перенавчання	Гнучкість та універсальність	Стійкість до шуму
Naive Bayes	0.8	1	1	1	0.6	1
SVM	0.8	0.6	0.6	1	1	1
Випадковий ліс	1	0.8	0.8	0.8	1	1
Вагові коеф	0.23	0.09	0.09	0.23	0.18	0.18

$$f = \frac{f_{\text{вим}}}{f_{\text{ет}}},$$

де $f_{\text{вим}}$ - показник критерію,

$f_{\text{ет}}$ - еталонне значення.

17

Рисунок Г.17 - Слайд 17



Для експерименту було застосовано

- англomовний датасет що містить дані про 70+ тисяч кандидатів
- Python, Pandas, [Jupyter Notebook](#)



18

Рисунок Г.18 - Слайд 18

Експеримент: отримані показники точності Naive Bayes

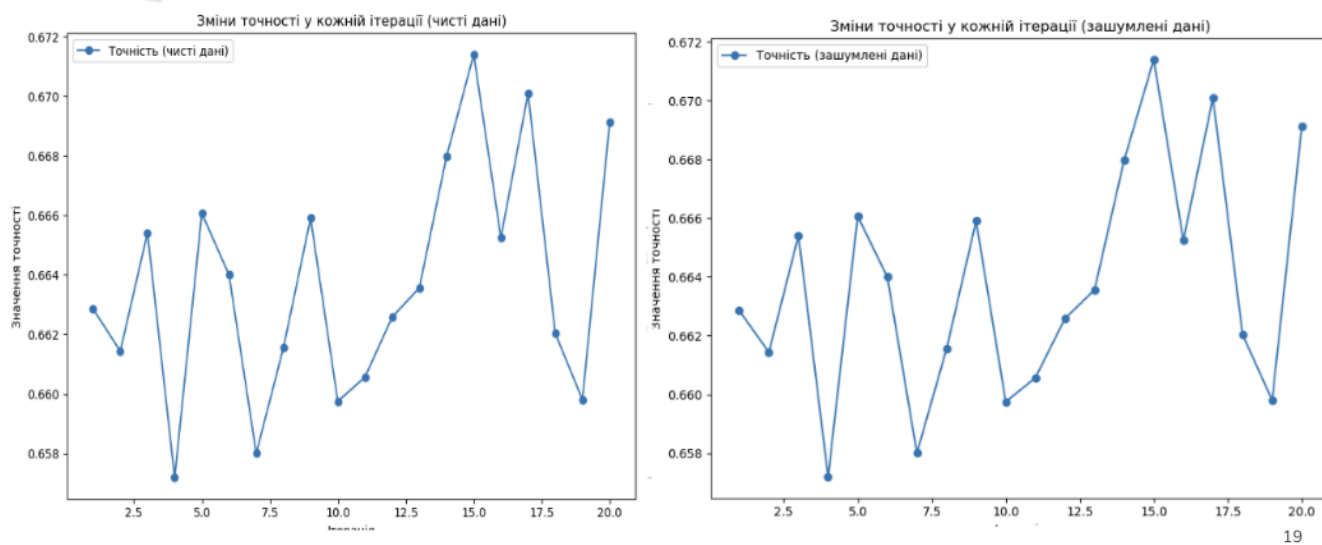


Рисунок Г.19 - Слайд 19

Експеримент: отримані показники швидкості Naive Bayes

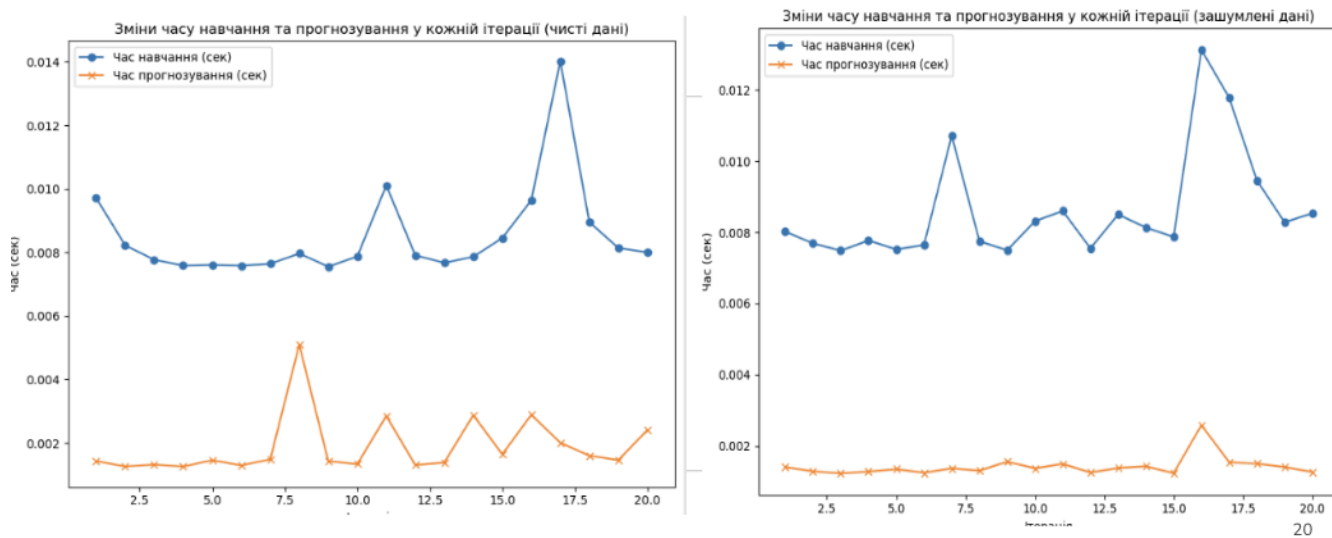


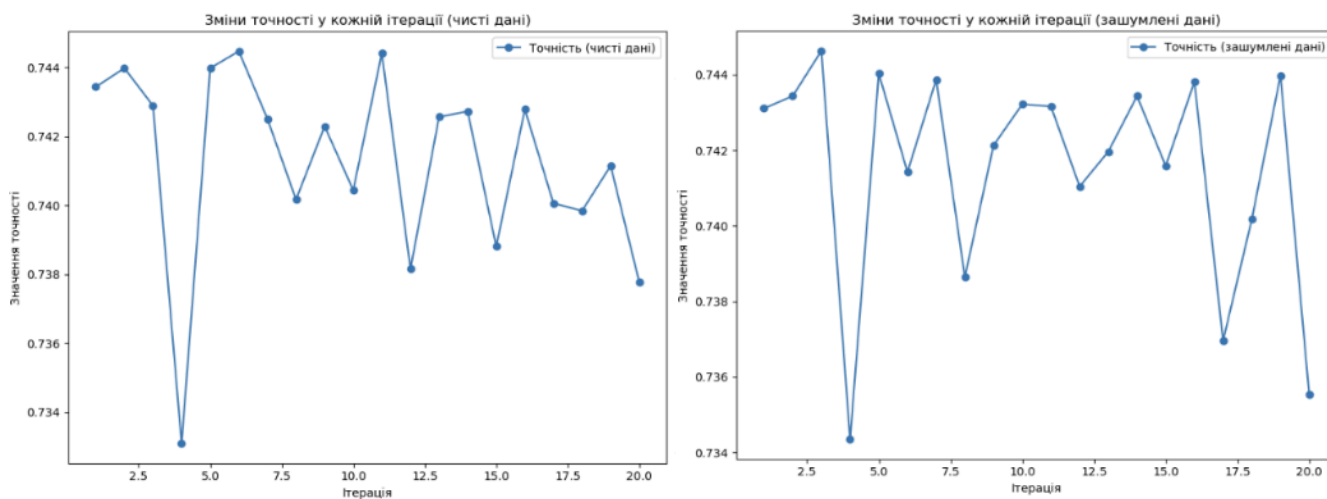
Рисунок Г.20 - Слайд 20



21

Рисунок Г.21 - Слайд 21

Експеримент: отримані показники точності Випадковий ліс



22

Рисунок Г.22 - Слайд 22

Експеримент: отримані показники швидкості Випадковий ліс

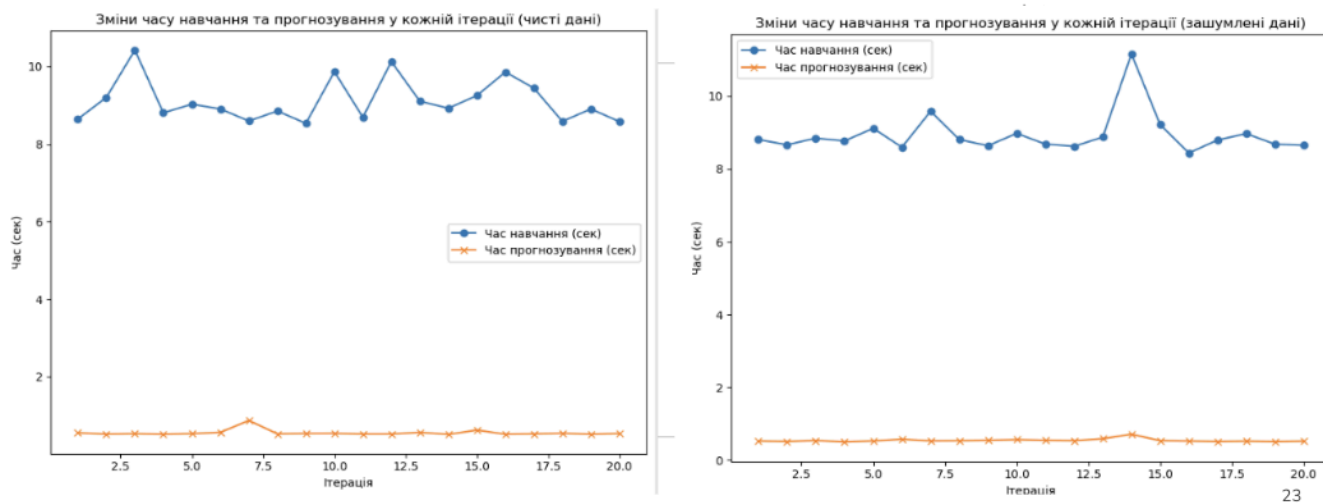


Рисунок Г.23 - Слайд 23

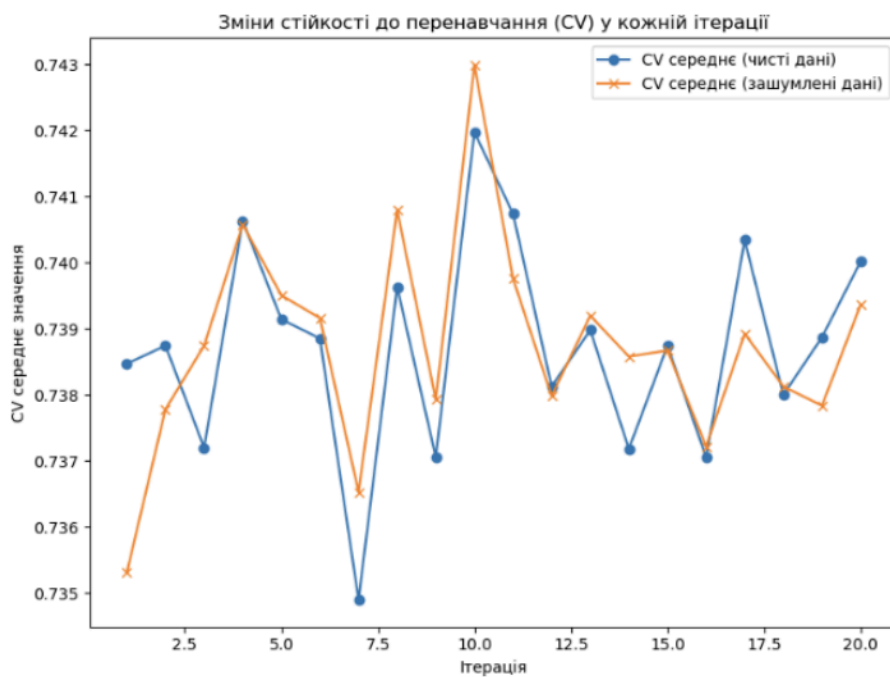
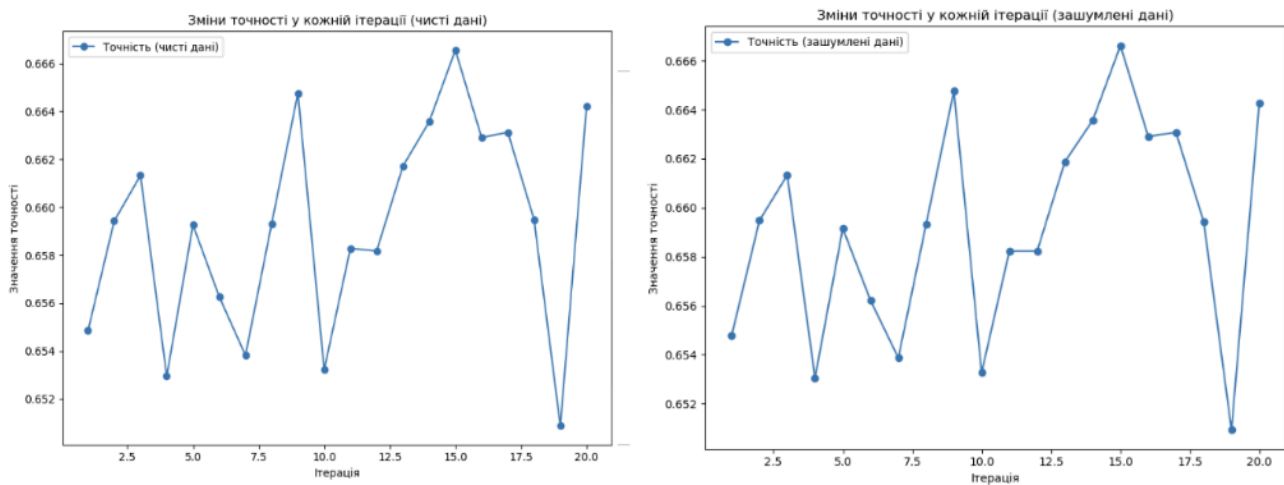


Рисунок Г.24 - Слайд 24

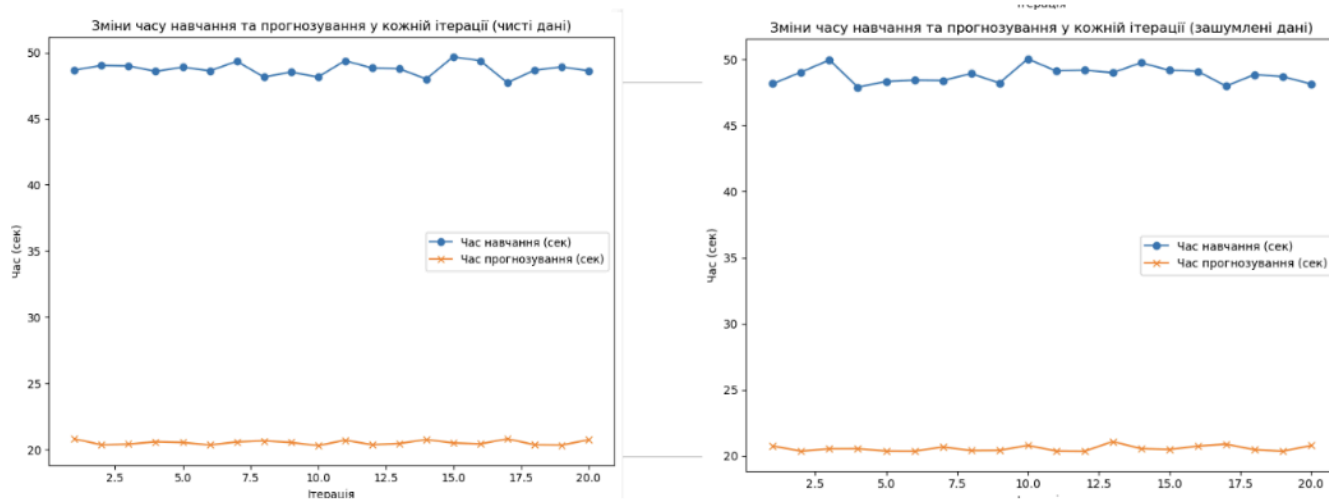
Експеримент: отримані показники точності SVM



25

Рисунок Г.25 - Слайд 25

Експеримент: отримані показники швидкості SVM



26

Рисунок Г.26 - Слайд 26

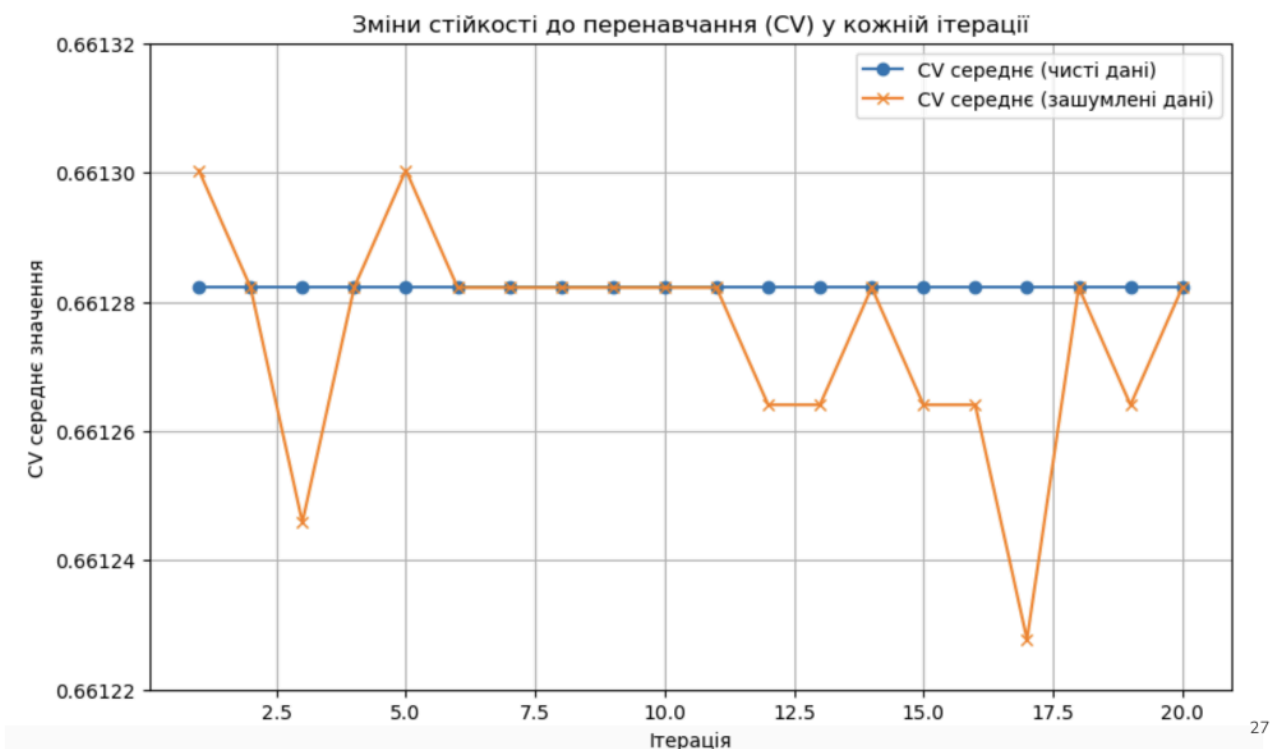


Рисунок Г.27 - Слайд 27

Обробка та аналіз отриманих результатів

	Точність	Швидкість навчання	Швидкість прогнозування	Стійкість до перенавчання	Гнучкість та універсальність	Стійкість до шуму
Naive Bayes	0.6598	3	3	0.6633	2	3
SVM	0.6548	1	1	0.6613	2	3
Випадковий ліс	0.7412	2	2	0.7384	3	3
Вагові коеф	0.23	0.09	0.09	0.23	0.18	0.18

Naive Bayes: $0.6598 \cdot 0.23 + 3 \cdot 0.09 + 3 \cdot 0.09 + 0.6633 \cdot 0.23 + 2 \cdot 0.18 + 3 \cdot 0.18 = 1.744$

SVM = $0.6548 \cdot 0.23 + 1 \cdot 0.09 + 1 \cdot 0.09 + 0.6613 \cdot 0.23 + 2 \cdot 0.18 + 3 \cdot 0.18 = 1.383$

Випадковий ліс = $0.7412 \cdot 0.23 + 2 \cdot 0.09 + 2 \cdot 0.09 + 0.7384 \cdot 0.23 + 3 \cdot 0.18 + 3 \cdot 0.18 = 1.78$

Рисунок Г.28 - Слайд 28

Висновки

- було розглянуто сучасний стан ІТ ринку в Україні, а також наукові публікації та системи відстеження кандидатів, популярні в країні та світі;
- за допомогою статистичних даних, було досліджено цінність використання штучного інтелекту у рекрутингових системах;
- було визначено популярні методи, які можуть використовуватися для автоматизованого аналізу резюме, а також проведено їхнє порівняння;
- визначено та використано метрики для оцінки ефективності застосування обраних методів;
- обрано оптимальний метод для автоматизованого аналізу резюме за допомогою вирішення задачі багатокритеріального вибору.

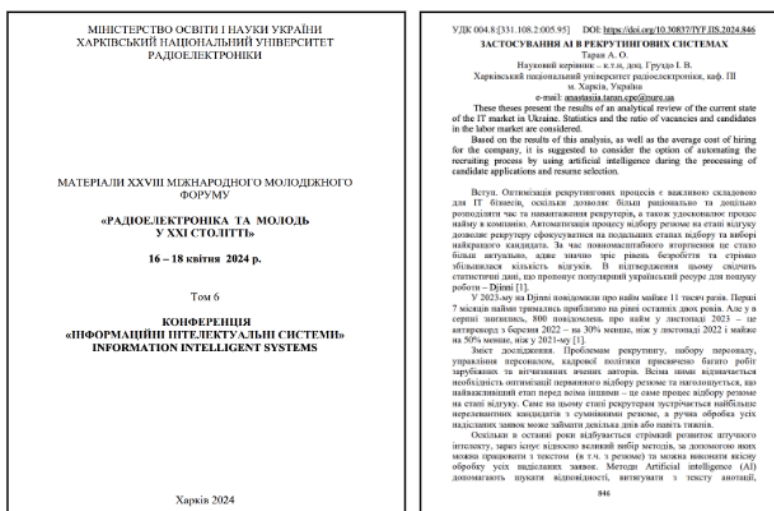
29

Рисунок Г.29 - Слайд 29

Апробація

- 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь XXI століття»

1. Таран А. О. ЗАСТОСУВАННЯ AI В РЕКРУТИНГОВИХ СИСТЕМАХ 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті». Зб. матеріалів форуму. Т. 6., – Харків: ХНУРЕ. 2024. – 846-847.



30

Рисунок Г.30 - Слайд 30



Дякую за увагу!

Рисунок Г.31 - Слайд 31

ДОДАТОК Д

Лістинг коду

Код проєкту знаходиться на гіт репозиторій за наступним посиланням:
<https://github.com/JstStacy/Automation-of-recruiting-processes>

ДОДАТОК Е

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

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент
(посада)програмної інженерії
(кафедра)ПЗЗдм-22-1
(група)

Таран А. О.

(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

Пункт ДСТУ 3008-2015	Зміст пункту	Сторінка кваліфікаційної роботи
1	2	3
	7.6 Таблиці	
7.6.9	Якщо рядки або колонки таблиці виходять за межі формату сторінки, таблицю поділяють на частини, розміщуючи одну частину під іншою або поруч, чи переносять частину таблиці на наступну сторінку. У кожній частині таблиці повторюють її головку та боковик. У разі поділу таблиці на частини дозволено її головку чи боковик замінити відповідно номерами колонок або рядків, нумеруючи їх арабськими цифрами в першій частині таблиці. Слово «Таблиця» подають лише один раз над першою частиною таблиці. Над іншими частинами таблиці з абзацного відступу друкують «Продовження таблиці» або «Кінець таблиці ____» без повторення її назви.	17, далі за текстом.
	7.10 Формули та рівняння	
7.10.6	Пояснення познач, які входять до формули чи рівняння, треба подавати безпосередньо під формулою або рівнянням у тій послідовності, у якій їх наведено у формулі або рівнянні. Пояснення познач треба подавати без абзацного відступу з нового рядка, починаючи зі слова «де» без двокрапки. Позначки, яким встановлюють визначення чи пояснення, рекомендовано ви-рівнювати у вертикальному напрямку.	42
Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра... ЗАТВЕРДЖЕНО кафедрою ІІІ протокол № 5 від 13.11.2023р. 3.2 Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015 Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення. Шаблон затверджений засіданням кафедри №3 від 16.10.2023.	Увага! встановлені фіксовані береги: лівий – 25 мм., правий – 10 мм, верхній і нижній – 20 мм.	за текстом

<p>Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи магістра...</p> <p>ЗАТВЕРДЖЕНО</p> <p>кафедрою ПІ протокол № 5 від 13.11.2023р. 3.2</p> <p>Оформлення пояснювальної записки згідно з ДСТУ 3008:2015</p> <p>Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання.</p> <p>Шаблон затверджений засіданням кафедри №3 від 16.10.2023.</p>	<p>Назву таблиці друкують з великої літери і розміщують над таблицею з абзацного відступу та <u>в круглих дужках вказується джерело з якого взята ця таблиця, або то, що вона виконана самостійно. ПРИКЛАД: шаблон, стор.15</u></p>	<p>16, далі за текстом.</p>
---	--	-----------------------------

Експерт

(підпис)

Вадим НЕЧВОЛОД

(прізвище, ініціали)

16.06.2024