

## ДОДАТОК А

## Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ

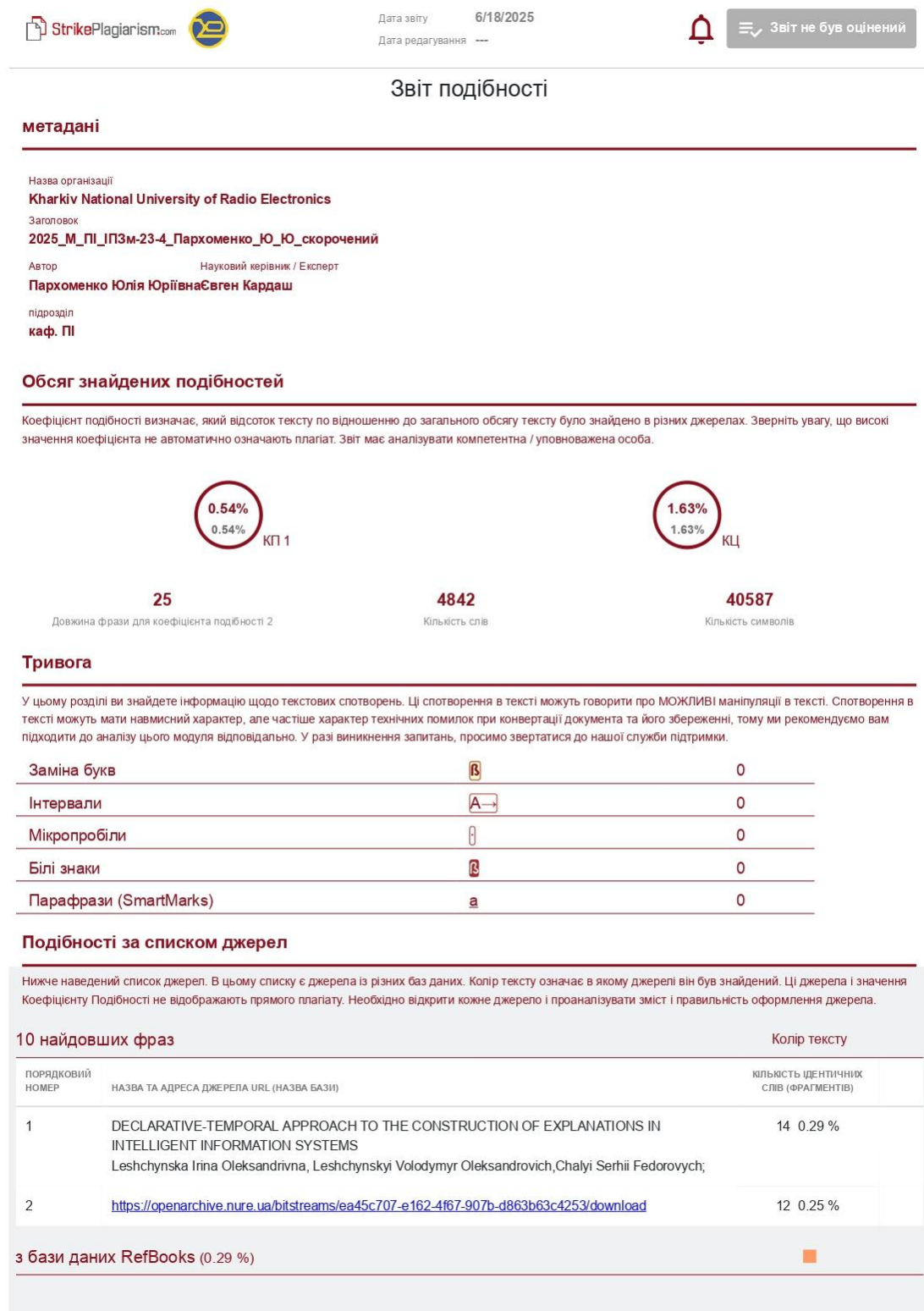


Рисунок А.1 – Звіт з результатами перевірки роботи на академічну доброчесність, частина 1

| ПОРЯДКОВИЙ<br>НОМЕР                            | ЗАГОЛОВОК   | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ<br>СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
|--|---|---|
| <b>джерело: Paperity</b>                       |   |   |
| 1  | DECLARATIVE-TEMPORAL APPROACH TO THE CONSTRUCTION OF EXPLANATIONS IN INTELLIGENT INFORMATION SYSTEMS<br>Leshchynska Irina Oleksandrivna, Leshchynskyi Volodymyr Oleksandrovich, Chalyi Serhii Fedorovych; | 14 (1) 0.29 %                             |
| <b>з домашньої бази даних (0.00 %)</b>         |   |   |
| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР                               | ЗАГОЛОВОК   | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)    |
| <b>з програми обміну базами даних (0.00 %)</b> |   |   |
| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР                               | ЗАГОЛОВОК   | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)    |
| <b>з Інтернету (0.25 %)</b>                    |   |   |
| ПОРЯДКОВИЙ<br>НОМЕР                            | ДЖЕРЕЛО URL   | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ<br>СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
| 1  | <a href="https://openarchive.nure.ua/bitstreams/ea45c707-e162-4f67-907b-d863b63c4253/download">https://openarchive.nure.ua/bitstreams/ea45c707-e162-4f67-907b-d863b63c4253/download</a>                   | 12 (1) 0.25 %                             |

#### Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)

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

1

#### ВСТУП

Сучасний ринок праці стрімко змінюється під впливом цифрової трансформації, глобалізації та поширення гнучких форм зайнятості. Одним із найпомітніших трендів останніх років є широкое впровадження дистанційної роботи, що набуло особливої актуальності у зв'язку з пандемією COVID-19. Ця трансформація створила нові виклики для роботодавців у питаннях оцінки ефективності праці, підтримки мотивації та зниження плинності кадрів. Водночас, сучасні інформаційні технології відкривають нові можливості для збору, аналізу та інтерпретації даних про працівників. HR-аналітика, як напрям, що базується на системному використанні даних для прийняття управлінських рішень, дає змогу побудувати об'єктивну оцінку ефективності персоналу та передбачити потенційні ризики звільнення. Особливої значущості набуває застосування методів машинного навчання та кластерного аналізу, які дозволяють виявляти приховані закономірності у поведінці працівників.

Актуальність теми обумовлена необхідністю розробки інструментів, які допоможуть компаніям адаптуватися до нових умов роботи, приймати обґрунтовані рішення щодо управління персоналом і підтримувати високий рівень продуктивності. Науковий інтерес полягає у дослідженні можливостей інтелектуального аналізу HR-даних для виявлення залежностей між добробутом працівника, його робочим навантаженням та ефективністю.

Об'єктом дослідження є процеси прийняття управлінських рішень на основі HR-аналітики в умовах дистанційної зайнятості.

Предметом дослідження виступають методи обробки та аналізу даних про працівників для оцінки продуктивності та прогнозування ризику звільнення. Метою роботи є проведення дослідження трудової ефективності працівників за умов дистанційної роботи та розробка аналітичної системи підтримки прийняття рішень на основі HR-даних.

Для досягнення поставленої мети в роботі було вирішено такі завдання:

– здійснити аналіз сучасного стану досліджень у сфері HR-аналітики та прогнозування ефективності працівників;

2

– підготувати й попередньо обробити дані про дистанційних працівників;  
– сформулювати набір ознак для оцінювання добробуту, задоволеності та

Рисунок А.2 – Звіт з результатами перевірки роботи на академічну доброчесність, частина 2

## ДОДАТОК Б

### СЛАЙДИ ПРЕЗЕНТАЦІЇ



#### Кваліфікаційна робота магістра

Дослідження методів аналізу  
дистанційної роботи працівників.  
Рекомендації для підвищення  
ефективності

Пархоменко Юлія Юріївна, ІПЗм-23-4  
Науковий керівник: доц. каф. ПІ  
Лещинський Володимир Олександрович



2025

Рисунок Б.1 – Слайд 1

## Дослідження

**Актуальність теми:** Широке впровадження дистанційної роботи створює нові виклики для оцінки ефективності працівників та ухвалення HR-рішень.

**Стан розвитку галузі:** HR-аналітика активно інтегрує методи машинного навчання для прогнозування продуктивності та плинності кадрів.

**Об'єкт дослідження:** Процеси оцінки ефективності працівників у дистанційному форматі з використанням методів аналізу даних.

**Мета роботи:** Дослідити підходи до прогнозування продуктивності працівників і розробити рекомендації для HR на основі аналітичних моделей.



2

Рисунок Б.2 – Слайд 2

## Постановка задачі

### Необхідно вирішити наступні завдання:

- проаналізувати сучасні підходи до оцінки продуктивності працівників у дистанційному форматі;
- дослідити фактори, що впливають на ризик звільнення та ефективність працівника;
- відібрати та порівняти методи машинного навчання для прогнозування зазначених показників;
- сформулювати критерії порівняння якості моделей;
- реалізувати аналітичну систему для обробки даних та формування рекомендацій;
- провести серію експериментів та оцінити точність моделей;
- інтерпретувати результати та сформулювати рекомендації для HR-фахівців.



3

---

Рисунок Б.3 – Слайд 3

## Методологія

### Опис використаних методів дослідження:

- Регресійне моделювання (Random Forest Regressor)
- Класифікація (Random Forest Classifier)
- Кластеризація (KMeans)
- Масштабування та кодування ознак
- Перехресна валідація та підбір гіперпараметрів (GridSearchCV)



4

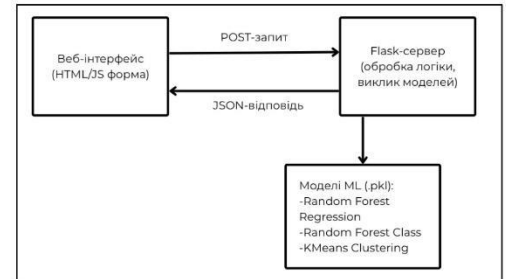
---

Рисунок Б.4 – Слайд 4

# Архітектура система для проведення експериментального дослідження

## Ключові компоненти системи:

- Frontend: HTML, CSS, JavaScript – форма введення параметрів, виведення результатів.
- Backend: Flask (Python) – логіка обробки, запуск моделей, формування відповіді.
- ML-моделі: RandomForest (regression/classification), KMeans – завантажені з .pkl-файлів.
- API: Ендпоінт /analyze – приймає запит, повертає прогноз, ризик і рекомендації.



Загальна архітектура програмної системи

Рисунок Б.5 – Слайд 5

# Опис програмного забезпечення, що було використано у дослідженні

## Опис процесу розробки:

- Побудовано API-сервер для обробки запитів до ML-моделей
- Створено адаптивний веб-інтерфейс для введення параметрів і перегляду результатів
- Використано попередньо навчені моделі, збережені у форматі .pkl

## Мови та технології:

- **Python 3.11** — логіка обробки, машинне навчання
- **Flask** — мікрофреймворк для серверної частини
- **HTML / CSS / JavaScript** — реалізація веб-інтерфейсу
- **Scikit-learn, Pandas, NumPy** — аналіз та обробка даних

Рисунок Б.6 – Слайд 6

## Зміст проведеного експерименту

**Методи:**

- Регресія, класифікація, кластеризація (Random Forest, KMeans)

**Вхідні дані:**

- Набори remote-work-productivity.csv і IBM HR Analytics

**Критерії:**

- Для класифікації: Accuracy, F1-score
- Для регресії: MSE, R<sup>2</sup>
- Для кластеризації: Силуетний коефіцієнт



7

Рисунок Б.7 – Слайд 7

## Зміст проведеного експерименту (продовження)

**Послідовність:**

1. Передобробка та масштабування даних
2. Побудова моделей
3. Завантаження моделей у Flask
4. Формування прогнозу на основі введених параметрів

**Вимірювання:**

- Точність моделей на тестових прикладах
- Аналіз змістовності кластерів і рекомендацій



8

Рисунок Б.8 – Слайд 8

## Результати експерименту

### Якісні результати:

- Моделі демонструють стабільну роботу на нових прикладах
- Згенеровані рекомендації є логічними й адаптивними до вхідних даних
- Кластери дозволяють розрізняти типи працівників: стабільний, перевантажений, уразливий

### Кількісні результати:

| Модель                 | Метрика         | Значення |
|------------------------|-----------------|----------|
| RandomForestRegressor  | R <sup>2</sup>  | 0.76     |
|                        | MSE             | 34.82    |
| RandomForestClassifier | F1-score        | 0.85     |
|                        | Accuracy        | 0.89     |
| KMeans                 | Силуетний коеф. | 0.53     |

Оцінка якості моделей

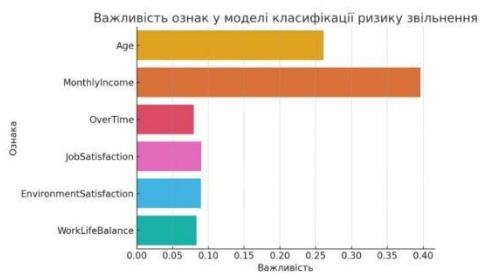


9

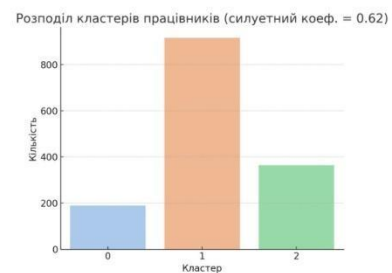
Рисунок Б.9 – Слайд 9

## Результати експерименту (продовження)

### Візуалізації:



Графік важливості ознак у класифікації ризику звільнення (feature importance)



Діаграма розподілу кластерів



10

Рисунок Б.10 – Слайд 10

## Аналіз отриманих результатів

### Співставлення з цілями дослідження:

- Досягнуто основної мети – розроблено систему для аналізу продуктивності та ризику звільнення
- Досліджено вплив добробуту та інших факторів на продуктивність

### Висновки з отриманих даних:

- OverTime — ключовий чинник ризику звільнення
- WellBeingScore тісно корелює з ProductivityScore
- Кластери працівників дозволяють прогнозувати рівень стабільності

### Інтерпретація результатів:

- Моделі ефективно розрізняють типи працівників
- Згенеровані рекомендації мають практичну цінність для HR-фахівців

### Вплив на практику:

- Можливість впровадження в HR-аналітику для моніторингу дистанційної роботи
- Підтвердження теорій про зв'язок добробуту й ефективності



11

Рисунок Б.11 – Слайд 11

## Публікація результатів

УДК 684.012.331.318  
АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ДИСТАНЦІЙНОЇ РОБОТИ ПРАЦІВНИКІВ І  
ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ  
ТА ПОВСЬОБОВОЇ АНАЛІТИКИ

Лещинський Володимир Олександрович,  
к.т.н. доцент кафедри програмної інженерії  
Пархоменко Юлія Юрївна  
бакалавр  
Харківський національний університет радіоелектроніки  
м. Харків, Україна

**Анотація:** У статті представлено результати дослідження ефективності дистанційної роботи на основі реальних опитувальних даних. Основна увага приділяється виявленню закономірностей у рівнях продуктивності та добробуту працівників, які працюють у віддаленому форматі. Для цього застосовано методи кластерного аналізу, лінійної регресії та принципів повсюбової штучного інтелекту (XAI). Отримані результати дозволяють надати практичні рекомендації для оптимізації умов дистанційної роботи та підвищення ефективності праці. У статті також обговорено можливість створення програмного модуля для підтримки прийняття управлінських рішень у сфері HR-аналітики.

**Ключові слова:** дистанційна робота, продуктивність, добробут, кластерний аналіз, повсюбовий штучний інтелект, регресія, HR-аналітика.

Пандемія COVID-19 спричинила стрімке зростання популярності дистанційної роботи. Багато компаній були змушені змінити підходи до контролю продуктивності та організації робочих процесів. Водночас зростає потреба в нових інструментах оцінки ефективності працівників, які працюють поза межами офісу.

Наші дослідження підтверджують, що успішне впровадження

385

Опублікована стаття



Сертифікат про участь у конференції

12

Рисунок Б.12 – Слайд 12

## Підсумки

### Реалістичність та корисність результатів:

- Моделі побудовані на реальних даних HR-аналітики (IBM, Kaggle)
- Система працює у веб-середовищі, має практичну цінність
- Рекомендації відповідають реальним HR-сценаріям

### Можливості подальшого розвитку:

- Розширення моделей – додавання показників емоційного стану, соціальної взаємодії
- Побудова динамічного прогнозування з урахуванням історії змін працівника
- Інтеграція в корпоративні CRM або HRM-системи

13

Рисунок Б.13 – Слайд 13

Дякую за увагу!

14

Рисунок Б.14 – Слайд 14

## ДОДАТОК В

### АПРОБАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ РОБОТИ (СТАТТЯ)

УДК 004.413:331.108

#### АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ДИСТАНЦІЙНОЇ РОБОТИ ПРАЦІВНИКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ТА ПОЯСНЮВАНОЇ АНАЛІТИКИ

**Лещинський Володимир Олександрович,**

к.т.н, доцент кафедри програмної інженерії

**Пархоменко Юлія Юрївна**

бакалавр

Харківський національний університет радіоелектроніки

м. Харків, Україна

**Анотація:** У статті представлено результати дослідження ефективності дистанційної роботи на основі реальних опитувальних даних. Основна увага приділяється виявленню закономірностей у рівнях продуктивності та добробуту працівників, які працюють у віддаленому форматі. Для цього застосовано методи кластерного аналізу, лінійної регресії та принципи пояснюваного штучного інтелекту (ХАІ). Отримані результати дозволяють надати практичні рекомендації для оптимізації умов дистанційної роботи та підвищення ефективності праці. У статті також обговорено можливість створення програмного модуля для підтримки прийняття управлінських рішень у сфері HR-аналітики.

**Ключові слова:** дистанційна робота, продуктивність, добробут, кластерний аналіз, пояснюваний штучний інтелект, регресія, HR-аналітика.

Пандемія COVID-19 спричинила стрімке зростання популярності дистанційної роботи. Багато компаній були змушені змінити підходи до контролю продуктивності та організації робочих процесів. Водночас зросла потреба в нових інструментах оцінки ефективності працівників, які працюють поза межами офісу.

Наукові дослідження підтверджують, що успішне впровадження

дистанційної роботи може покращити продуктивність, проте вимагає врахування нових факторів – гнучкість, підтримка добробуту, баланс навантаження. За умови вдумливої реалізації та підтримки відповідною політикою й практиками, гнучкий графік роботи може стати потужним інструментом для підвищення залученості працівників, продуктивності та балансу між роботою і особистим життям у дистанційному форматі роботи [1].

Однак ефективне управління у віддаленому форматі потребує прозорості у прийнятті рішень, що вимагає застосування пояснюваних моделей та аналітичних підходів. Менеджери потребують не лише загальних метрик, але й інструментів, що надають зрозумілі пояснення для ухвалення обґрунтованих HR-рішень на основі даних, а не інтуїції.

Для дослідження використано два відкриті набори даних:

– Remote Work Productivity Dataset [2], який містить 1000 записів. У наборі представлено респондентів, які працюють повністю або частково дистанційно. Кожен запис включає числові показники продуктивності, рівня добробуту, навантаження (в годинах на тиждень), а також категоріальну змінну, що вказує тип зайнятості (віддалена чи гібридна форма);

– IBM HR Analytics Dataset [3] складається з 1470 записів і містить структуровану інформацію про працівників компанії, включаючи їхній вік, досвід, рівень задоволеності, плинність кадрів (Attrition) та інші HR-показники.

Етапи дослідження:

1. Первинна обробка – видалення пропущених або аномальних значень, нормалізація шкал для коректної подальшої кластеризації.

2. Візуалізація – аналіз часток віддалених/гібридних працівників, графічне представлення розподілу за продуктивністю та іншими показниками (рис. 1).

3. Кластеризація – застосовано алгоритм K-Means із попередньо визначеним числом кластерів  $k=3$ . Кластери було інтерпретовано на основі середніх значень основних змінних (табл. 1, рис. 2).

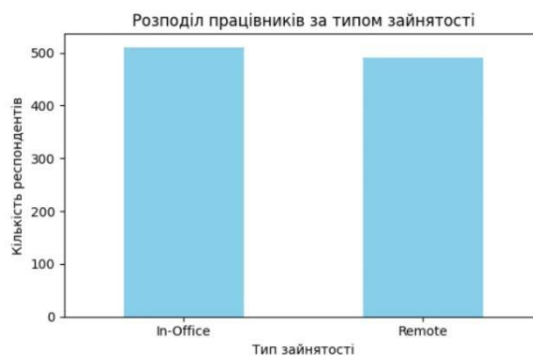
4. Регресійне моделювання – побудовано модель лінійної регресії, яка

дозволяє визначити вплив кожної з ознак (добробут, навантаження, тип зайнятості) на змінну ціль – продуктивність.

5. Розширення дослідження на основі IBM HR Analytics – було сформовано змінну «WellBeingLevel» шляхом об'єднання показників задоволеності роботою, робочим середовищем та балансу робота-життя. Проведено аналіз залежностей між показником плинності кадрів (Attrition) та цим новим індикатором. Окрім того, досліджено розподіл Attrition у вибірках з різним рівнем добробуту, побудовано графік залежності та зроблено порівняльний аналіз.

6. Формування рекомендацій – на основі результатів обох підходів складено список рекомендацій для оптимізації віддаленого робочого середовища та підтримки ментального здоров'я персоналу. Порівняння результатів із двох різних джерел даних дозволяє сформулювати узагальнені висновки щодо гнучких моделей організації праці.

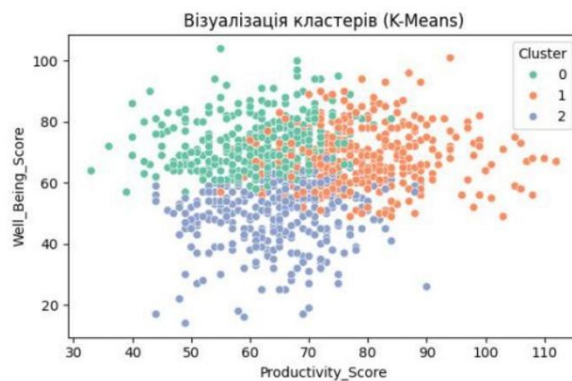
На рис. 1 показано розподіл працівників за типом зайнятості: видно, що 490 осіб працюють повністю віддалено, а решта – у змішаному (гібридному) форматі.



**Рис. 1. Розподіл за типом зайнятості**

Діаграма на рис. 2 демонструє результат кластеризації – три окремі групи із різними рівнями продуктивності та добробуту. Кластер 1 об'єднує працівників із найвищою продуктивністю, помірним добробутом і найменшим навантаженням, що свідчить про ефективну організацію роботи та, ймовірно,

кращий тайм-менеджмент. Кластер 0 характеризується вищим добробутом, але середнім рівнем продуктивності, що може вказувати на комфортні умови без перевантаження, проте й без максимального результату. Кластер 2 має найнижчий рівень добробуту та найбільше навантаження при середній продуктивності – це потенційно вразлива група, яка може страждати від емоційного вигорання або недостатньої підтримки в умовах дистанційної роботи.



**Рис. 2. Візуалізація кластерів (K-Means)**

**Таблиця 1**

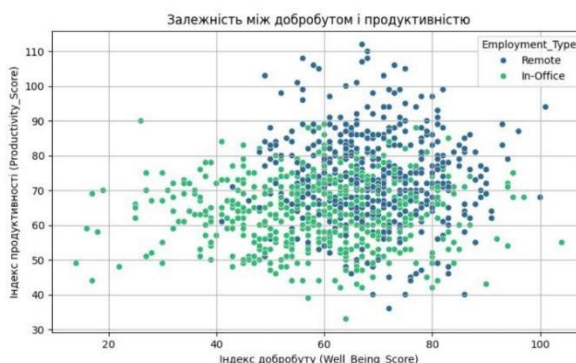
**Середні значення показників для кожного кластера**

| Кластер | Продуктивність | Добробут | Працюють<br>годин/тиждень | Характеристика   |
|---------|----------------|----------|---------------------------|--|
| 0       | 61.07          | 72.91    | 41.62                     | Добре<br>почуваються, але<br>середньо<br>продуктивні                             |
| 1       | 78.89          | 68.61    | 33.12                     | Найпродуктивніші,<br>з хорошим<br>самопочуттям і<br>мінімальним<br>навантаженням |
| 2       | 64.69          | 48.93    | 45.39                     | Перевантажені та<br>зниженим<br>добробутом                                       |

З метою глибшого розуміння впливу окремих факторів на продуктивність

працівників у дистанційному форматі, було побудовано модель лінійної регресії. Цільова змінна – Productivity\_Score. Незалежними змінними виступали Well\_Being\_Score, Hours\_Worked\_Per\_Week та Employment\_Type (категоріальна ознака Remote/Hybrid, закодована у числовому форматі).

Перед побудовою моделі було перевірено кореляції між змінними, щоб виявити потенційні мультиколінеарності. Далі було розділено вибірку на навчальну та тестову (у співвідношенні 80/20), що дозволило обчислити  $R^2$  та оцінити якість моделі. На рис. 3 зображено розсіяння між добробутом і продуктивністю. Видно слабо позитивну кореляцію – з підвищенням добробуту у більшості випадків також зростає і продуктивність.



**Рис. 3. Залежність між добробутом і продуктивністю**

Згідно з результатами регресійної моделі:

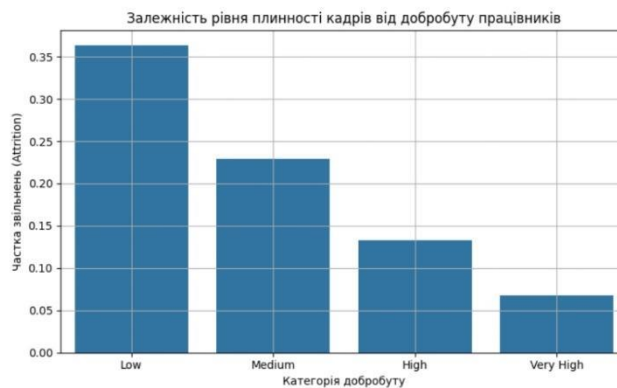
- Well\_Being\_Score має найбільший позитивний вплив на продуктивність;
- Hours\_Worked\_Per\_Week має слабкий негативний вплив, що свідчить про зниження ефективності при перевантаженні;
- Employment\_Type (віддалений або гібридний формат) мав незначний ефект, однак у поєднанні з добробутом дав цікаві комбінації.

Загальне значення  $R^2 = 0.41$  – це вказує на середній рівень пояснювальної здатності моделі, однак достатній для формування базових висновків.

Продемонстровано, що психоемоційний стан працівника (Well-Being) є більш значущим предиктором продуктивності, ніж суто часові навантаження.

Отже, підтримка добробуту має стати одним із пріоритетів у стратегічному HR-менеджменті.

Розширення дослідження з використанням IBM HR Analytics дозволило зосередитися на проблемі плинності кадрів. Було побудовано індекс WellBeingLevel шляхом об'єднання оцінок задоволеності роботою, балансом між особистим життям і роботою, а також рівнем задоволеності умовами праці. Подальший кластерний аналіз виявив, що серед працівників із високим рівнем добробуту частка звільнень значно нижча (рис. 4). Це свідчить про те, що інвестиції в психологічний комфорт і емоційне благополуччя персоналу є ефективним інструментом для зниження плинності кадрів, що підтверджує результати попереднього аналізу взаємозв'язку добробуту та продуктивності.



**Рис. 4. Залежність рівня плинності кадрів (Attrition) від рівня добробуту (WellBeingLevel)**

Отже, проведене дослідження дозволило зробити висновок про існування чіткої залежності між рівнем добробуту працівника та його продуктивністю у віддаленому форматі роботи. Кластерний аналіз продемонстрував наявність окремих груп працівників із різним балансом добробуту та навантаження. Модель регресії підтвердила, що показники благополуччя мають статистично значущий вплив на продуктивність.

Використання другого набору даних дозволило перевірити отримані гіпотези та забезпечити додатковий кут зору на питання управління персоналом. Результати можуть бути використані для розробки програмного

інструменту підтримки прийняття рішень на базі ХАІ.

#### **СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ**

1. Balinda Jendyose (2024). Managing Productivity in Remote Work: Measurement, Approaches, and Obstacles. Research invention journal of current research in humanities and social sciences 3(1):63-70.

2. Remote Work Productivity Dataset 1 [Електронний ресурс] – URL: <https://www.kaggle.com/code/alaabdelstar/remote-work-productivity> (дата звернення: 20.05.2025).

3. IBM HR Analytics Dataset [Електронний ресурс] – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/pavansubhasht/ibm-hr-analytics-attrition-dataset> (дата звернення: 21.05.2025).

## ДОДАТОК Г

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

1

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент програмної інженерії ППЗм-23-4  
(посада) (кафедра) (група)

Пархоменко Юлія Юріївна  
(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

| Пункт ДСТУ 3008-2015 | Зміст пункту  | Сторінка кваліфікаційної роботи |
|----------------------|---|---------------------------------|
| 1                    | 2   | 3                               |
|                      | <b>7.1 Загальні положення</b>                                   |                                 |
|                      | <b>7.3 Нумерація сторінок звіту</b>                             |                                 |
|                      | <b>7.4 Нумерація розділів, підрозділів, пунктів, підпунктів</b> |                                 |
|                      | <b>7.5 Рисунки</b>  |                                 |
|                      | <b>7.6 Таблиці</b>  |                                 |
|                      | <b>7.7 Переліки</b>   |                                 |
|                      | <b>7.8 Примітки</b>   |                                 |
|                      | <b>7.9 Виноски</b>  |                                 |
|                      | <b>7.10 Формули та рівняння</b>                                 |                                 |
|                      | <b>7.11 Посилання</b>   |                                 |
|                      | <b>7.13 Список авторів</b>                                      |                                 |
|                      | <b>7.14 Скорочення та умовні позначки</b>                       |                                 |
|                      | <b>7.15 Додатки</b>   |                                 |

зауважень немає

Експерт Олена ОЛІЙНИК  
(підпис) (прізвище, ініціал)

18.06.2025

Рисунок Г.1 – Експертний висновок нормоконтролю пояснювальної записки