

ДОДАТОК А

Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ



Дата звіту 6/10/2025
Дата редагування ---



Звіт не був оцінений

Звіт подібності

метадані

Назва організації
Kharkiv National University of Radio Electronics
Заголовок
2025_M_ПІ_ІПЗ-23-2_Ромашов_В_В_скорочений
Автор
Науковий керівник / Експерт
Ромашов Володимир Вадимович Олена Олійник
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.



25

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2

7076

Кількість слів

55569

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		4
Інтервали		0
Мікропробіли		0
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		15

Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Копір 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.

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	Копір тексту
		КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	https://www.yourtodo.ru/posts/regulyarizatsiya-i-normalizatsiya-vliyanie-na-obuchenie-modelej/	27 0.38 %
2	https://machinelearningmodels.org/is-machine-learning-necessary-before-deep-learning/	19 0.27 %
3	https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/47541/1/Bachelor_Thesis_SBM-61_Bonukh_Oleh_2024.pdf	19 0.27 %
4	https://www.yourtodo.ru/posts/regulyarizatsiya-i-normalizatsiya-vliyanie-na-obuchenie-modelej/	18 0.25 %
5	https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/47541/1/Bachelor_Thesis_SBM-61_Bonukh_Oleh_2024.pdf	16 0.23 %

6	https://peardh.com/uk/blogs/programming-insights/10-fun-and-engaging-machine-learning-projects-to-boost-your-coding-skills-while-solving-real-world-problems	16 0.23 %
7	https://victorzhou.com/blog/keras-cnn-tutorial/	12 0.17 %
8	Ковальова_H_A,_магістерське_дослідження.pdf 12/3/2023 Kryvyi Rih State Pedagogical University (Kryvyi Rih State Pedagogical University)	12 0.17 %
9	https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/47541/1/Bachelor_Thesis_SBm-61_Bonukh_Oleh_2024.pdf	12 0.17 %
10	https://stackoverflow.com/questions/63165841/the-evaluation-model-of-the-performance-doesnt-work	11 0.16 %
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 (0.17 %)		
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	Ковальова_H_A,_магістерське_дослідження.pdf 12/3/2023 Kryvyi Rih State Pedagogical University (Kryvyi Rih State Pedagogical University)	12 (1) 0.17 %
з Інтернету (4.20 %)		
ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	https://elartu.tntu.edu.ua/bitstream/lib/47541/1/Bachelor_Thesis_SBm-61_Bonukh_Oleh_2024.pdf	86 (7) 1.22 %
2	https://machinelearningmodels.org/is-machine-learning-necessary-before-deep-learning/	57 (6) 0.81 %
3	https://www.yourtodo.ru/posts/regulyarizatsiya-i-normalizatsiya-vliyanie-na-obuchenie-modelej/	50 (3) 0.71 %
4	https://peardh.com/uk/blogs/programming-insights/10-fun-and-engaging-machine-learning-projects-to-boost-your-coding-skills-while-solving-real-world-problems	27 (2) 0.38 %
5	https://studyx.ai/questions/4lse42x/bidirectional-gru-for-3-class-classification-with-frequency-offset-model-simulation-setup	23 (3) 0.33 %
6	https://victorzhou.com/blog/keras-cnn-tutorial/	12 (1) 0.17 %
7	https://offers.jp/media/programming/a_3767	11 (1) 0.16 %
8	https://stackoverflow.com/questions/63165841/the-evaluation-model-of-the-performance-doesnt-work	11 (1) 0.16 %
9	https://towardsdatascience.com/a-guide-to-an-efficient-way-to-build-neural-network-architectures-part-ii-hyper-parameter-42efca01e5d7	8 (1) 0.11 %
10	https://ir.dpu.edu.ua/bitstreams/bfd1520a-1b0c-4c15-9ac5-770bea99382b/download	7 (1) 0.10 %
11	https://www.ela.kpi.ua/bitstreams/0c516301-60ba-4e17-b3b1-d0087db9de21/download	5 (1) 0.07 %

Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)

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

ДОДАТОК Б

Слайди презентації



Дослідження алгоритмів розпізнавання рухів для мобільних застосунків, призначених для відстеження фізичної активності користувачів.

Ромашов Володимир Вадимович
ІПЗм-23-2
доц. Русакова Наталія Євгенівна
20 червня 2025



Актуальність та стан розвитку галузі

- Фізична активність – важлива складова здорового способу життя. Мобільні застосунки стали популярним інструментом її моніторингу.
- Актуальність дослідження обумовлена потребою в точному та енергоефективному розпізнаванні рухів користувача з використанням мобільних сенсорів.



Огляд літератури (аналогів)

- Розглянуто сучасні підходи: CNN, HMM, Random Forest, що застосовуються у класифікації рухів.
- Виявлено, що комбіновані моделі забезпечують кращу точність, але мають високі вимоги до ресурсів.
- Існує потреба в пошуку балансу між точністю, енергоефективністю та адаптивністю.

Постановка задачі

- Задача: визначити найефективніший алгоритм для мобільного застосунку для моніторингу фізичної активності.
- Очікуваний результат: вибір алгоритму, який забезпечує оптимальне поєднання точності, швидкодії та низького енергоспоживання.

Методологія

- Методи: метод аналізу ієрархій, згорткова модель, багатокритеріальна оцінка.
- Критерії оцінки: точність, швидкість, енергоспоживання, адаптивність, масштабованість.

Методологія: Нормалізація

- Мета: привести всі критерії до одного принципу оптимальності (максимізація).
- Формула:
$$X_{norm} = \frac{X_{max-t}}{X_{max-min}}$$
- Векторний опис перетворення критеріїв до принципу оптимальності «за max»

Алгоритм	Точність	Швидкість	Енергоспоживання	Адаптивність	Масштабованість
Decision Trees	0	1	0	0	1
Random Forest	0.5	0.67	1	0.3	1
CNN	1	0	1	1	0.5
HMM	0	0.3	0	0.3	0
SVM	0.5	0.3	0.5	0.3	1

Методологія: Парето альтернатив

- Принцип: альтернативи, які не можна покращити за одним критерієм без погіршення іншого — Парето-оптимальні.
- Мета: відкинути явно неефективні варіанти.
- Результат: зменшення кількості альтернатив для подальшого аналізу.

Алгоритм	Точність	Швидкість	Енергоспоживання	Адаптивність	Масштабованість
Decision Trees	0	1	0	0	1
Random Forest	0.5	0.67	1	0.3	1
CNN	1	0	1	1	0.5
SVM	0.5	0.3	0.5	0.3	1

Методологія: Згорткова модель

- Мета: об'єднати всі критерії в одну інтегральну оцінку.
- Формула: $Z^* = \sum_{j=1}^n a_j \cdot a_{ij}$
- Дозволяє порівняти всі альтернативи за одним числовим показником.

Алгоритм	Точність	Швидкість	Енергоспоживання	Адаптивність	Масштабованість	Z*
Decision Trees	0	1	0	0	1	0.35
Random Forest	0.5	0.67	1	0.3	1	0.695
CNN	1	0	1	1	0.5	0.725
SVM	0.5	0.3	0.5	0.3	1	0.53
Вагових коефіцієнт	0.3	0.25	0.2	0.15	0.1	

Методологія: Розрахунок корисності

- Мета: обчислити загальну корисність альтернатив.
- Формула: $U_i = \sum_{j=1}^n w_j x_{ij}$
- Результат: визначення найкращого варіанту за всіма критеріями.

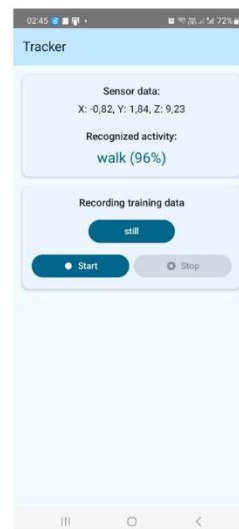
Алгоритми	Корисність
Decision Trees	0.35
Random Forest	0.6625
Convolutional Neural Networks (CNN)	0.7
Support Vector Machines (SVM)	0.47

Архітектура системи

- Розроблено Android-застосунок для збору та аналізу сенсорних даних з акселерометра.
- Система складається з модулів збору даних, обробки та класифікації активності користувача в режимі реального часу.

Програмне забезпечення

- Застосунок реалізований на Kotlin з використанням TensorFlow Lite для інтеграції моделей машинного навчання.
- Модулі для кожного алгоритму створено як окремі компоненти, що дозволяє легко порівнювати їх продуктивність.



Експеримент

- Експеримент проводився з використанням даних від 5 добровольців. Було зібрано понад 1000 зразків типових рухів (ходьба, стрибки, стояння).
- У фінальному аналізі порівнювались два алгоритми: Random Forest і CNN.
- Критерії оцінки: точність, швидкість роботи, придатність для мобільного середовища

Результати експерименту

- Random Forest забезпечив найкращий баланс між точністю, швидкістю та енергоефективністю, показавши найвищу інтегральну оцінку.
- CNN, хоча і точніший, виявився менш придатним для мобільного середовища через вищі вимоги до обчислювальних ресурсів.

Алгоритм	Точність	Швидкість	Придатність для мобільного середовища	Z
Random Forest	0.88	1	1	0.957
CNN	0.94	0.87	0.87	0.883



13

Аналіз результатів

- Проведено багатокритеріальну оцінку 5 алгоритмів (DT, RF, CNN, HMM, SVM) із використанням згорткової моделі

Алгоритм	Точність	Швидкість	Енергоспоживання	Адаптивність	Масштабованість	Z*
Decision Trees	0	1	0	0	1	0.35
Random Forest	0.5	0.67	1	0.3	1	0.695
CNN	1	0	1	1	0.5	0.725
SVM	0.5	0.3	0.5	0.3	1	0.53
Вагових коефіцієнт	0.3	0.25	0.2	0.15	0.1	

- Найвища корисність — CNN (0.7) завдяки точності та адаптивності
- Random Forest (0.6625) — друге місце, баланс ефективності та стабільності
- Random Forest продемонстрував найкращі результати для мобільного середовища
- CNN забезпечив вищу точність (0.94), але поступився в швидкодії та ресурсоємності



14

Публікація результатів

- Матеріали дослідження були опубліковані у збірнику VIII Всеукраїнської студентської наукової конференції «Експериментальні та теоретичні дослідження в контексті сучасної науки»



15

Підсумки

- Дослідження довело ефективність CNN як високоточного алгоритму розпізнавання фізичної активності, а також практичну придатність Random Forest для використання в мобільних застосунках завдяки його швидкодії та енергоефективності.
- Результати мають практичне значення та можуть бути інтегровані у майбутні рішення для фітнес-трекінгу й систем моніторингу активності.
- Подальші дослідження: розширення dataset, врахування індивідуальних особливостей користувача.



16

ДОДАТОК В

Апробація результатів роботи

МАТЕРІАЛИ

VIII ВСЕУКРАЇНСЬКОЇ СТУДЕНТСЬКОЇ НАУКОВОЇ

КОНФЕРЕНЦІЇ

18 КВІТНЯ 2025 РІК • М. ЛЬВІВ, УКРАЇНА

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ТА
ТЕОРЕТИЧНІ ДОСЛІДЖЕННЯ В
КОНТЕКСТІ СУЧАСНОЇ НАУКИ

ISBN 978-617-8440-70-1

DOI 10.62732/liga-ukr-18.04.2025



СЕКЦІЯ 15.**КОМП'ЮТЕРНА ТА ПРОГРАМНА ІНЖЕНЕРІЯ**

Ромашов Володимир Вадимович, здобувач вищої освіти
факультету комп'ютерних наук

«Харківський національний університет радіоелектроніки», Україна

Науковий керівник: Русакова Наталія Євгенівна, доцент кафедри
Програмної інженерії

«Харківський національний університет радіоелектроніки», Україна

ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМІВ РОЗПІЗНАВАННЯ РУХІВ ДЛЯ МОБІЛЬНИХ ЗАСТОСУНКІВ, ПРИЗНАЧЕНИХ ДЛЯ ВІДСТЕЖЕННЯ ФІЗИЧНОЇ АКТИВНОСТІ КОРИСТУВАЧІВ

У контексті зростання інтересу до здорового способу життя та активного використання мобільних технологій, застосунки для відстеження фізичної активності стають дедалі популярнішими. Вони допомагають користувачам контролювати рівень активності, аналізувати прогрес і отримувати персоналізовані рекомендації. Однак точне розпізнавання рухів, енергоефективність, швидкість обробки даних, адаптивність до індивідуальних особливостей користувачів і масштабованість алгоритмів залишаються ключовими викликами. Дослідження алгоритмів, таких як Decision Trees, Random Forest, Convolutional Neural Networks (CNN), Hidden Markov Models (HMM) та Support Vector Machines (SVM), за критеріями точності, швидкості, енергоспоживання, адаптивності та масштабованості є актуальним для розробки ефективних, енергоощадних і персоналізованих рішень, що відповідають сучасним вимогам мобільних технологій і потребам користувачів [1].

Таблиця 1 надає порівняльний аналіз п'яти алгоритмів, які використовуються для розпізнавання рухів у мобільних застосунках. Вона висвітлює їхні сильні сторони (наприклад, простота для Decision Trees, висока точність для CNN) та недоліки (наприклад, висока обчислювальна складність для Random Forest, погана масштабованість для SVM), що допомагає оцінити їхню придатність для задач відстеження фізичної активності.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз алгоритмів

Алгоритм	Принцип роботи	Переваги	Недоліки
Decision Trees	Розбиття даних за критеріями ентропії або індексу Джині	Простота, швидкість	Перенавчання, чутливість до змін
Random Forest	Ансамбль дерев, голосування	Висока точність, стійкість до шуму	Висока обчислювальна складність