

ДОДАТОК А

Слайди презентації

Дослідження методів машинного навчання для прогнозування серцевого нападу

Сандін О. А., ІПЗм-233
Науковий керівник: проф. Галуза О. А.



23 червня 2025

Дослідження

Серцево-судинні захворювання залишаються основною причиною смертності у світі. Сучасні технології машинного навчання дозволяють підвищити ефективність раннього виявлення ризику серцевого нападу на основі аналізу медичних даних. Станом на 2025 рік активно досліджуються моделі класифікації на основі логістичної регресії, ансамблевих методів і нейронних мереж.

Напрямок: розробка, навчання та порівняння моделей машинного навчання з метою підвищення точності прогнозування серцевого нападу на основі клінічних параметрів пацієнта.

Об'єкт дослідження: методи машинного навчання для прогнозування серцевого нападу



Огляд літератури (аналогів)

- Heart Attack Prediction Using Machine Learning Techniques: A Review (2021)
- Development of Heart Attack Prediction Model Based on Machine Learning (2023)
- Explainable Ensemble Learning Models for Early Detection of Heart Disease (2024)
- ECG Based Early Heart Attack Prediction Using Neural Networks (2022)
- Обмежена інтерпретованість складних моделей;
- Недостатня персоналізація моделей до демографічних та регіональних особливостей пацієнтів;
- Складність адаптації моделей до реального клінічного середовища з обмеженими даними;
- Обмежена увага до об'єднання структурованих (медичні дані) і неструктурованих (ECG, текст історії хвороби) джерел.



Постановка задачі

Формулювання проблеми:

- Високий рівень смертності від серцево-судинних захворювань потребує своєчасної діагностики.
- Існуючі моделі часто не забезпечують достатньої точності або страждають від перенавчання.
- Обмежена кількість якісних даних та проблема дисбалансу класів.
- Відсутність єдиної системи для оцінки, порівняння та впровадження моделей у клінічну практику.

Опис очікуваних результатів

- Побудова та навчання моделей машинного навчання
- Проведення порівняльного аналізу алгоритмів
- Розробка програмного інструменту з можливістю передбачення ризику серцевого нападу.
- Підвищення точності діагностики за допомогою підбору гіперпараметрів і балансування даних.
- Візуалізація результатів прогнозу для подальшої інтеграції в медичні інформаційні системи.



Методологія

Використані методи дослідження

- Аналіз наукових джерел і сучасних підходів у галузі медичної аналітики
- Проектування архітектури ПЗ для класифікації ризику серцевого нападу
- Попередня обробка медичних даних (очищення, нормалізація, кодування ознак)
- Навчання моделей машинного навчання
- Гіперпараметрична оптимізація
- Порівняльний аналіз моделей за різними метриками

Мова програмування:

- **Python**



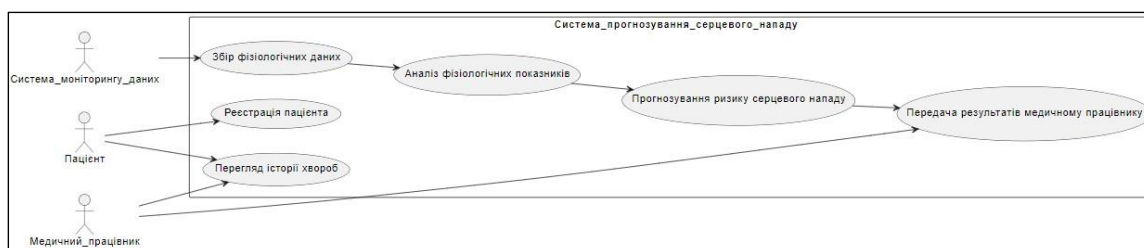
Основні бібліотеки: Plotly, Altair, Streamlit, Scikit-learn



Середовище розробки: IntelliJ IDEA

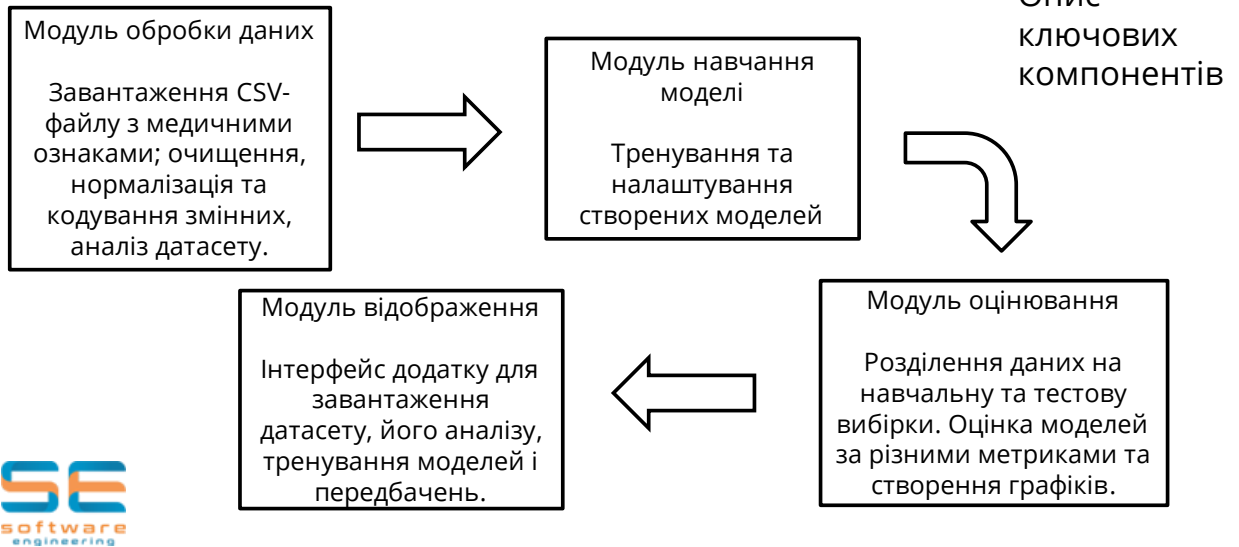


Архітектура система для проведення експериментального дослідження



Use-case діаграма

Архітектура система для проведення експериментального дослідження



7

Опис програмного забезпечення, що було використано у дослідженні

Опис процесу розробки

Етап 1. Підготовка даних: завантаження та обробка датасету, а також його очищення, масштабування та аналіз.



Етап 2. Навчання моделей: реалізація, навчання та налаштування моделей (KNN, Logistic Regression, Random Forest).



Етап 3. Оцінка моделей: оцінка точності моделей, їх порівняння, створення звітів та графіків.



Етап 4. Інтеграція та створення прототипу: об'єднання всіх компонентів у єдиний додаток з графічним інтерфейсом для тренування моделей, їх оцінки та передбачення серцевих нападів.

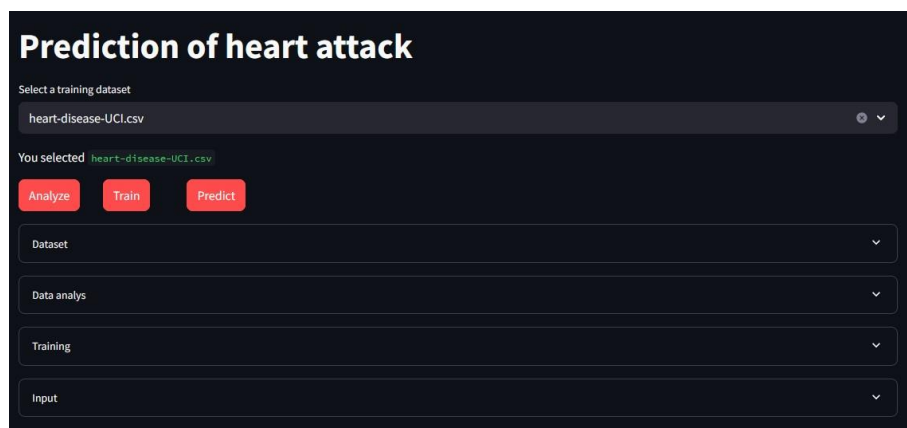


Обрані мови програмування та фреймворки

- Мова програмування: Python
- Машинне навчання : Scikit-learn
- Аналіз даних: NumPy, Plotly, Altair
- Графічний інтерфейс: Streamlit

8

Програмна реалізація



Веб-інтерфейс програмної реалізації



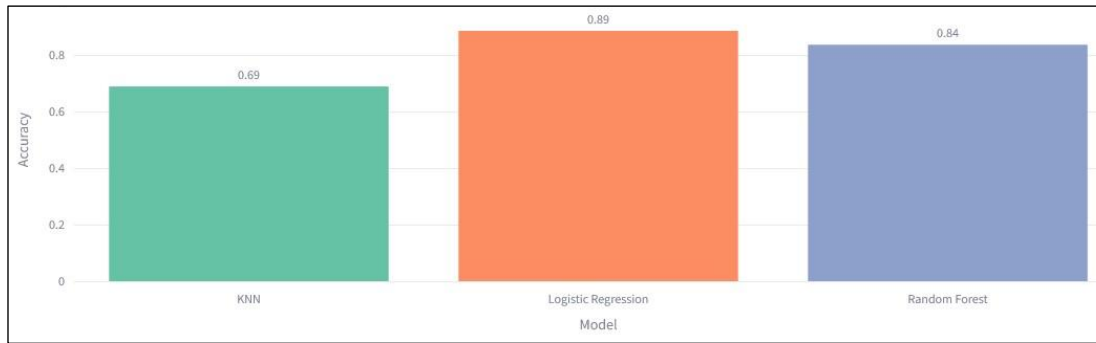
Зміст проведеного експерименту

<u>Методи</u>	<u>Вхідні дані</u>	<u>Послідовність</u>
<ul style="list-style-type: none"> • Побудова трьох моделей: Logistic Regression, K-Nearest Neighbors (KNN), Random Forest • Пошук гіперпараметрів за допомогою GridSearchCV та RandomizedSearchCV • Крос-валідація (5-fold) для перевірки стабільності моделей • Метод <code>classification_report()</code> для оцінки моделей 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Датасет: Heart Disease Classification Dataset ▪ Кількість записів: ~1000 прикладів ▪ Характеристики: вік, стать, тиск, холестерин, ЕКГ, серцебиття, біль у грудях тощо ▪ Попередня обробка: видалення пропусків, масштабування, розділення на train/test 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Попередня обробка даних. ▪ Побудова моделей. ▪ Пошук оптимальних параметрів. ▪ Тестування на відкладеній вибірці. ▪ Збір результатів та формування звітів.



<u>Критерії</u>
Precision Recall F1-score Accuracy

Результати експерименту



Порівняння моделей

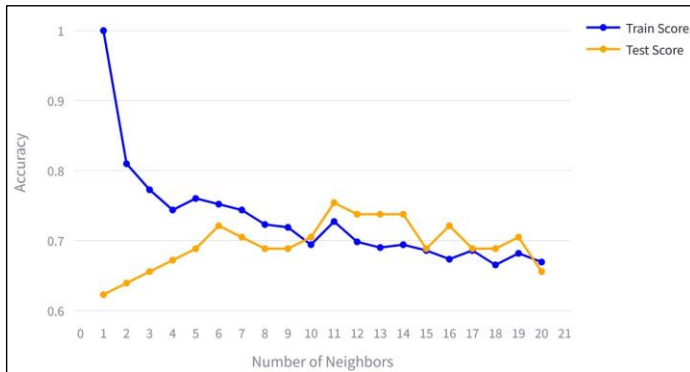
	precision	recall	f1-score	support
0		0.6923	0.6207	29
1		0.6857	0.75	32
accuracy		0.6885	0.6885	0.6885
macro avg		0.689	0.6853	0.6855
weighted avg		0.6888	0.6885	0.687



Класифікаційний звіт

11

Результати експерименту



Точність моделі KNN від кількості сусідів

True Label	Predicted Label	
	No Disease	Disease
Disease	3	29
No Disease	25	4

Матриця плутанини

	precision	recall	f1-score	support
0		0.7692	0.6897	29
1		0.7429	0.8125	32
accuracy		0.7541	0.7541	0.7541
macro avg		0.756	0.7511	0.7517
weighted avg		0.7554	0.7541	0.7529



Класифікаційний звіт

12

Аналіз отриманих результатів

Співставлення з цілями дослідження

- Досягнуто основної мети – розроблено систему прогнозування серцевого нападу на основі ML
- Проведено порівняльний аналіз моделей (Logistic Regression, KNN, Random Forest)
- Визначено оптимальні параметри для кожного алгоритму
- Створено веб-інтерфейс для прогнозування серцевого нападу

Висновки з отриманих даних

- Вдалося значно підвищити точність моделей в результаті налаштування
- KNN і Random Forest виявилися більш чутливими до вибору гіперпараметрів ніж Logistic Regression
- Logistic Regression показала найвищу точність (≈ 88%) та найкращий баланс між recall і precision
- Logistic Regression стабільний, але поступається в складніших патернах
- Техніки попередньої обробки (масштабування, балансування) суттєво вплинули на якість моделей



Публікація результатів



Дослідження **Методів** **Машинного** **Навчання** **для**
Прогнозування Серцевого Нападу

Олексій Сандін* та Олександр Гагарін*

** Державний Національний Університет Рівненщини, 14, просп. Перемоги, Рівне, 67106, Україна*

Анотація
У роботі проведено аналіз сучасних методів машинного навчання (ML), що застосовуються для прогнозування серцевого нападу (забівоту коронарних артерій). Розглянуто можливість використання алгоритмів, таких як логістична регресія, адаптивний метод опорних векторів, методів машинного навчання, для ефективного виявлення захворювань серцевої системи на основі медичних даних. Оцінено використання ML-моделей у медичній діагностиці, а також вплив різних параметрів моделі на точність прогнозування. Дослідження показують потенціал інтеграції інтелектуальних систем машинного навчання в медичну практику для покращення якості медичної допомоги.

Ключові слова
машинне навчання, прогнозування, серцевий напад, медичні дані, метрики.

1. Вступ
Серцево-судинні захворювання є однією з головних причин смертності у світі [1], зокрема в Україні. Складною задачею є виявлення ризику серцевого нападу, яке вимагає комплексного підходу до моніторингу показників здоров'я та швидкого реагування [2]. Традиційні методи виявлення ризику базуються на статистичній аналізі, таких як Framingham Heart Study, однак ці методи мають обмежену точність та не враховують складні взаємозв'язки між різними факторами ризику [3].
З розвитком інформаційних технологій та накопиченням великих масивів медичних даних виникла потреба у використанні методів машинного навчання для покращення точності прогнозування [4]. Алгоритми ML дозволяють аналізувати багатовимірні дані, виявляти складні залежності, які неможливо відслідкувати традиційними статистичними методами [5].
Використання адаптивних систем для аналізу медичних даних є важливою складовою персоналізованого медичного прогнозування, що враховує індивідуальні особливості пацієнта. Це, в свою чергу, дозволяє знизити ризик захворювань та покращити профілактичні заходи та своєчасне медичне втручання [5].

2. Основна частина
Серцево-судинні захворювання залишаються однією з головних причин смертності у світі, що зумовлено зростаючою потребою у розробці ефективних систем попередження коронарних станів, таких як серцевий напад. У нашій роботі ми досліджуємо використання машинного навчання для покращення прогнозування ризику серцевого нападу на основі медичних даних. Ця робота порівнює ефективність різних моделей машинного навчання, зокрема логістичної регресії, методів опорних векторів та методів машинного навчання, для прогнозування ризику серцевого нападу. Ми також аналізуємо вплив різних параметрів моделі на точність прогнозування.

MIT@AIS-2025, an International Scientific and Practical Conference "Modern Information Technologies and Artificial Intelligence" (Nov 19-22, 2025, Kharkiv, Ukraine)
© Sandin, O., Gagarin, O. 2025. All rights reserved. This document is for personal use only. All other rights reserved. No part of this document may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted, in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, recording, or by any information storage and retrieval system, without the prior written permission of the copyright owner.

прогнозування ризику захворювання до клінічної діагностики та використання інструментів аналізу великих даних, що не завжди очевидні для фахівців [1].
Однією з найбільш популярних моделей, що використовуються для прогнозування серцевого нападу, є логістична регресія. Її основною перевагою є інтерпретованість результату, що дозволяє медичним фахівцям, які аналізують результати, зрозуміти вплив різних факторів ризику на ймовірність виникнення захворювання. Проте при роботі з великими даними або при наявності складних залежностей між змінними, логістична регресія може поступати більш складним моделям, зокрема методом опорних векторів або глибоким навчанням [2].
Метод опорних векторів (SVM) широко використовується в медичній діагностиці завдяки високій точності класифікації та стійкості до переобчислення. Вони базуються на пошуку оптимальної межі розділення, яка максимізує відстань між класами даних. Однак SVM може бути чутливим до вибору параметрів, таких як параметри ядра, розмір параметричного простору тощо, що вимагає ретельного налаштування гіперпараметрів та є менш інтерпретованим. У контексті прогнозування серцевого нападу, SVM може виявляти складні фактори ризику, які взаємодіють між собою складним чином, що значно підвищує його діагностичну точність [4].
Не менш перспективним є метод на основі штучних нейронних мереж, особливо глибокого навчання. Такі підходи здатні аналізувати великі обсяги структурованих даних, зокрема медичні зображення, електронні медичні записи або часові ряди фізіологічних показників. Використання нейронних мереж (CNN) або рекурсивних нейронних мереж (RNN, LSTM) дозволяє виявляти складні залежності між змінними, які не можна прогнозувати простими методами, але в свою чергу вимагає великої кількості даних для тренування та ретельного налаштування гіперпараметрів та є менш інтерпретованим. У контексті прогнозування серцевого нападу, GNN може виявляти складні фактори ризику, які взаємодіють між собою складним чином, що значно підвищує його діагностичну точність [4].
Не менш перспективним є метод на основі штучних нейронних мереж, особливо глибокого навчання. Такі підходи здатні аналізувати великі обсяги структурованих даних, зокрема медичні зображення, електронні медичні записи або часові ряди фізіологічних показників. Використання нейронних мереж (CNN) або рекурсивних нейронних мереж (RNN, LSTM) дозволяє виявляти складні залежності між змінними, які не можна прогнозувати простими методами, але в свою чергу вимагає великої кількості даних для тренування та ретельного налаштування гіперпараметрів та є менш інтерпретованим. У контексті прогнозування серцевого нападу, GNN може виявляти складні фактори ризику, які взаємодіють між собою складним чином, що значно підвищує його діагностичну точність [4].
Особливо важливо врахувати вплив структури даних, таких як використання даних для навчання моделей. Дослідження демонструють, що надлишок професійного знання може покращити результати прогнозування, але це не завжди гарантує кращі результати, якщо в даних є шум або недостатньо якісних даних [6].
Особливо важливо врахувати вплив структури даних, таких як використання даних для навчання моделей. Дослідження демонструють, що надлишок професійного знання може покращити результати прогнозування, але це не завжди гарантує кращі результати, якщо в даних є шум або недостатньо якісних даних [6].
Крім складної роботи з даними, важливо також врахувати вплив структури даних, таких як використання даних для навчання моделей. Дослідження демонструють, що надлишок професійного знання може покращити результати прогнозування, але це не завжди гарантує кращі результати, якщо в даних є шум або недостатньо якісних даних [6].

3. Висновки
Використання методів машинного навчання для прогнозування серцевого нападу є перспективним напрямком розвитку медичної діагностики. Алгоритми ML демонструють високу точність при належному налаштуванні та якісному даних, дозволяють виявляти складні залежності та адаптуватися до змінних показників здоров'я та патологічних станів. Інтеграція ML-систем у медичну практику може значно покращити якість серцево-судинної допомоги, оптимізувати використання ресурсів лікарень та підвищити якість медичної обслуговування. Подальші дослідження мають бути зосереджені на покращенні інтерпретованості моделей, адаптації до різних культур та розробці інтегрованих рішень для клінічної практики.

4. Література

- [1] World Health Organization. (2024). Cardiovascular Diseases (CVDs). URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases>
- [2] D'Agostino, R. B., Vasan, R. S., Pencina, M. J., Wolf, P. A., Cobain, M., Massaro, J. M., & Kannel, W. B. (2009). General cardiovascular risk profile for use in primary care: the Framingham Heart Study. *Circulation*, 119(5), 743-753. URL: <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.107.699797>. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.107.699797
- [3] Alshai, A., & Abdell, S. (2021). Machine Learning Techniques for Heart Disease Prediction: A Comparative Study. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJ-EAT)*, 10(3), 68-71. URL: <https://doi.org/10.3390/ijer1003234>. doi: 10.3390/ijer1003234
- [4] Rajkumar, A., Das, J., & Kohane, I. (2019). Machine learning in medicine. *New England Journal of Medicine*, 380(14), 1347-1355. URL: <https://doi.org/10.1056/NEJMp1814229>. doi: 10.1056/NEJMp1814229
- [5] Hanusa, A. V., Rajkumar, P., Rajkumar, M., Tsao, G. H., Boun, C., Terribile, M. P., & Ng, A. Y. (2019). Cardiology-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiogram using a deep neural network. *Nature Medicine*, 25(1), 45-49. URL: <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0268-3>. doi: 10.1038/s41591-018-0268-3
- [6] Price, W. N., & Cohen, E. G. (2019). Privacy in the age of medical big data. *Nature Medicine*, 25(1), 37-41. URL: <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0272-7>. doi: 10.1038/s41591-018-0272-7
- [7] Foster, M., Klein, A., Eppinger, K., Springberg, J., Hahn, M., & Hutter, F. (2019). Efficient and robust automated machine learning. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp.113-124). doi: 10.1007/978-3-030-05151-5_8.



Підсумки

Реалістичність та корисність отриманих результатів

Розроблена система прогнозування серцевого нападу продемонструвала високу точність, стабільність та узагальнювальну здатність при роботі з медичними даними. Отримані результати підтверджують практичну доцільність використання алгоритмів машинного навчання, таких як Random Forest, Logistic Regression та KNN, для раннього виявлення пацієнтів з підвищеним ризиком. Система може бути інтегрована в медичні інформаційні платформи як модуль попередньої діагностики.

Можливий розвиток досліджень

- Поглиблення аналізу із залученням більшої кількості медичних показників (наприклад, ЕКГ - сигнали)
- Впровадження Explainable AI для пояснення рішень моделі лікарям
- Розробка мобільного застосунку для пацієнтів з функцією моніторингу
- Перехід до роботи з потоковими даними в режимі реального часу
- Проведення клінічних досліджень на базі лікарень для оцінки впливу системи на якість лікування

Підсумки

реалістичність та корисність отриманих результатів

можливий розвиток досліджень

ДОДАТОК Б
Апробація результатів роботи



Дослідження Методів Машинного Навчання для Прогнозування Серцевого Нападу

Олексій Сандін^a та Олексій Галуза^a

^a Харківський Національний Університет Радіоелектроніки, 14, просп. Науки., Харків, 61166, Україна

Анотація

У роботі проведено аналіз сучасних методів машинного навчання (ML), що застосовуються для прогнозування серцевого нападу (інфаркту міокарда). Розглянуто можливості використання алгоритмів, таких як логістична регресія, випадковий ліс, метод опорних векторів, нейронні мережі та градієнтний бустинг, для передбачення ймовірності виникнення серцевого нападу на основі медичних даних пацієнтів. Використання ML-технологій у медичній діагностиці дозволяє підвищити точність прогнозування, зменшити кількість помилкових діагнозів та сприяти ранньому виявленню ризику. Дослідження демонструє потенціал інтеграції інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у медичну практику для зниження смертності від серцево-судинних захворювань.

Ключові слова

машинне навчання, прогнозування, серцевий напад, нейронні мережі, медичні дані

1. Вступ

Серцево-судинні захворювання є однією з головних причин смертності у світі [1], зокрема в Україні. Своєчасне виявлення пацієнтів з високим ризиком серцевого нападу має критичне значення для зниження показників смертності та підвищення якості життя [2]. Традиційні методи оцінки ризику базуються на стандартних клінічних шкалах, таких як Framingham Risk Score, однак ці інструменти мають обмежену точність та не враховують складні взаємозв'язки між численними факторами ризику [3].

З розвитком інформаційних технологій та накопиченням великих масивів медичних даних виникла потреба у використанні методів машинного навчання для підвищення точності прогнозування [4]. Алгоритми ML дозволяють аналізувати багатофакторні залежності та виявляти нелінійні закономірності, що важко піддаються інтерпретації традиційними статистичними підходами [4].

Використання інтелектуальних систем для аналізу медичних даних сприяє створенню більш персоналізованих моделей прогнозування, що враховують індивідуальні особливості пацієнта. Це, своєю чергою, відкриває нові можливості для впровадження профілактичних заходів та своєчасного медичного втручання [5].

2. Основна частина

Серцево-судинні захворювання залишаються однією з провідних причин смертності у світі, що зумовлює нагальну потребу у впровадженні ефективних систем попередження критичних станів, таких як серцеві напади. У зв'язку з цим, сучасна медицина все частіше звертається до інструментів штучного інтелекту, зокрема до методів машинного навчання, здатних виявляти приховані закономірності у великих обсягах клінічних даних. На відміну від традиційних статистичних моделей, алгоритми машинного навчання забезпечують високу точність

прогнозування завдяки здатності до адаптації, самонавчання та виявлення нетривіальних залежностей між змінними, що не завжди очевидні для фахівця [1].

Однією з найбільш популярних моделей, що використовуються для прогнозування серцевих нападів, є логістична регресія. Її основною перевагою є інтерпретованість результатів, що дозволяє медикам зрозуміти, які саме чинники вплинули на підвищення ризику. Проте при роботі з нелінійними даними або при наявності складних залежностей між ознаками, логістична регресія може поступатися більш складним моделям, зокрема випадковим лісам або градієнтному бустингу [2].

Випадкові ліси (Random Forest) широко використовуються в медичних дослідженнях завдяки високій точності класифікації та стійкості до перенавчання. Вони базуються на поєднанні великої кількості дерев рішень, кожне з яких генерується на основі випадкової вибірки даних та ознак. Такий підхід дозволяє моделі краще узагальнювати дані, мінімізуючи ризик помилкових передбачень. Особливо ефективною виявляється ця модель при аналізі параметрів серцево-судинної системи, таких як артеріальний тиск, рівень холестерину, електрокардіограма, індекс маси тіла та рівень фізичної активності [3].

Градієнтне підсилювання (Gradient Boosting Machines, GBM) також демонструє високі результати при побудові медичних предиктивних моделей. На відміну від випадкових лісів, GBM послідовно навчає слабкі моделі, коригуючи їх похибки на попередніх етапах. Це дозволяє досягти ще вищої точності, однак потребує більш ретельного налаштування гіперпараметрів та є менш інтерпретованим. У контексті прогнозування серцевих нападів, GBM може виявляти комбінації факторів ризику, які взаємодіють між собою складним чином, що значно підвищує його діагностичну цінність [4].

Не менш перспективними є моделі на основі штучних нейронних мереж, особливо глибокого навчання. Такі підходи здатні аналізувати великі обсяги неструктурованих даних, наприклад медичні зображення, електрокардіограми або часові ряди фізіологічних показників. Використання згорткових (CNN) або рекурентних нейронних мереж (RNN, LSTM) дозволяє створювати адаптивні системи моніторингу, які не лише прогнозують серцеві напади, але й дають змогу в реальному часі відстежувати динаміку стану пацієнта. Застосування таких моделей актуальне, наприклад, у носимих пристроях для моніторингу здоров'я [5].

Особливу увагу слід приділити якості та структурі вхідних даних, які використовуються для навчання моделей. Дослідження демонструють, що надійність прогнозів значною мірою залежить не лише від алгоритму, але й від того, наскільки повно, точно і збалансовано представлено медичні параметри у датасеті. Використання медичних відкритих наборів даних, таких як Cleveland Heart Disease Dataset або Framingham Heart Study, дозволяє створювати моделі, які є добре протестованими на практиці, але для застосування в конкретному регіоні або медичному закладі необхідна адаптація з урахуванням локальних особливостей [6].

Крім технічної реалізації моделей, важливо також розглядати етичні та правові аспекти впровадження штучного інтелекту в медичну практику. Зокрема, питання захисту персональних медичних даних, прозорість алгоритмів прийняття рішень та необхідність участі лікаря у фінальному діагнозі. Незважаючи на високу точність, жодна модель не повинна замінювати лікаря, а лише виступати інструментом підтримки прийняття рішень, підвищуючи ефективність та своєчасність надання медичної допомоги [7].

Сучасні дослідження також вказують на перспективність гібридних підходів, які поєднують різні алгоритми в ансамблі, що дозволяє компенсувати слабкі сторони однієї моделі за рахунок сильних сторін іншої. Наприклад, поєднання логістичної регресії та градієнтного бустингу може одночасно забезпечити інтерпретованість та високу точність. Також активно досліджуються методи AutoML, які автоматизують підбір моделей і гіперпараметрів, що робить технологію доступнішою для медичних установ без спеціалізованих знань у сфері штучного інтелекту [8].

Таким чином, впровадження методів машинного навчання у сфері кардіологічної діагностики є потужним інструментом підвищення якості медичної допомоги. При належній реалізації та контролі, ці системи здатні не лише попереджати серцеві напади, а й виступати основою для побудови персоналізованої медицини майбутнього.

3. Висновки

Використання методів машинного навчання для прогнозування серцевого нападу є перспективним напрямом розвитку медичної діагностики. Алгоритми ML демонструють високу точність при належному налаштуванні та підготовці даних, дозволяють виявляти приховані закономірності та підвищують ефективність виявлення пацієнтів з підвищеним ризиком.

Інтеграція ML-систем у медичну практику може знизити смертність від серцево-судинних захворювань, оптимізувати використання ресурсів охорони здоров'я та підвищити якість медичного обслуговування. Подальші дослідження мають бути зосереджені на покращенні інтерпретованості моделей, адаптації до різних популяцій та розробці інтегрованих рішень для клінічного застосування.

4. Література

- [1] World Health Organization. (2024). Cardiovascular diseases (CVDs). URL: [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)).
- [2] D'Agostino, R. B., Vasan, R. S., Pencina, M. J., Wolf, P. A., Cobain, M., Massaro, J. M., & Kannel, W. B. (2008). General cardiovascular risk profile for use in primary care: the Framingham Heart Study. *Circulation*, 117(6), 743-753. URL: <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.107.699579>. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.107.699579.
- [3] Akella, A., & Akella, S. (2021). Machine Learning Techniques for Heart Disease Prediction: A Comparative Study. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*, 10(3), 68-73. URL: <https://doi.org/10.35940/ijeat.C2334.0210321>. doi: 10.35940/ijeat.C2334.0210321
- [4] Rajkomar, A., Dean, J., & Kohane, I. (2019). Machine learning in medicine. *New England Journal of Medicine*, 380(14), 1347-1358. URL: <https://doi.org/10.1056/NEJMra1814259>. doi: 10.1056/NEJMra1814259
- [5] Hannun, A. Y., Rajpurkar, P., Haghpanahi, M., Tison, G. H., Bourn, C., Turakhia, M. P., & Ng, A. Y. (2019). Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nature Medicine*, 25(1), 65-69. URL: <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0268-3>. doi: 10.1038/s41591-018-0268-3
- [6] UCI Machine Learning Repository. Cleveland Heart Disease Dataset. URL: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Heart+Disease>.
- [7] Price, W. N., & Cohen, I. G. (2019). Privacy in the age of medical big data. *Nature Medicine*, 25(1), 37-43. URL: <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0272-7>. doi: 10.1038/s41591-018-0272-7
- [8] Feurer, M., Klein, A., Eggenberger, K., Springenberg, J., Blum, M., & Hutter, F. (2019). Efficient and robust automated machine learning. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp.113-134). doi: 10.1007/978-3-030-05318-5_6.

ДОДАТОК В

Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ




Дата звіту **6/18/2025**

Дата редагування ---



Звіт не був оцінений

Звіт подібності

метадані

Назва організації
Kharkiv National University of Radio Electronics

Заголовок
2025_M_ПІ_ІПЗМ-23-3_Сандін_О_А_скорочений

Автор Науковий керівник / Експерт
Сандін Олександр Аркадійович **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.

1.67%
1.67%

КП 1

1.05%
1.05%

КЦ

25

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2

9225


Кількість слів

74242

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		0
Інтервали		0
Мікропробіли		0
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		8

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

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	Колір тексту
1	https://github.com/olha-tryhub-teacher/sosiska16.11/blob/main/titanic.py	15 0.16 %
2	Кваліфікаційна робота Савченко 4/26/2025 Taras Shevchenko National University of Kyiv (Механіко-математичний факультет)	14 0.15 %
3	https://huggingface.co/spaces/suvarnacoturi18/AI_Sleep/blob/main/app.py	13 0.14 %

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)

ПЗМ-23-3
(група)

Сандін Олексій Аркадійович

(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	
	7.4 Нумерація розділів, підрозділів, пунктів, підпунктів	
	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	

зауважень немає

Експерт

(підпис)

Олена ОЛІЙНИК

(прізвище, ініціали)

20.06.2025