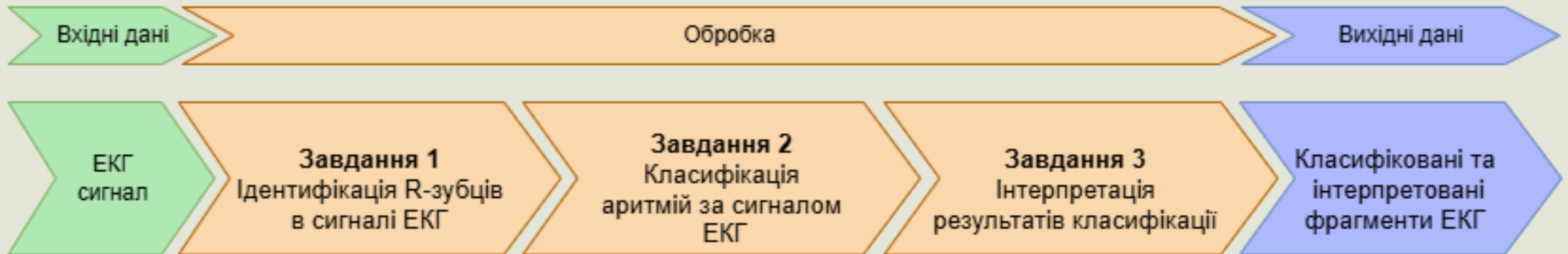


Виявлення патологій за сигналом електрокардіограми засобами пояснювального штучного інтелекту

Олексій Ковальчук, Олександр Бармак, 2025 рік

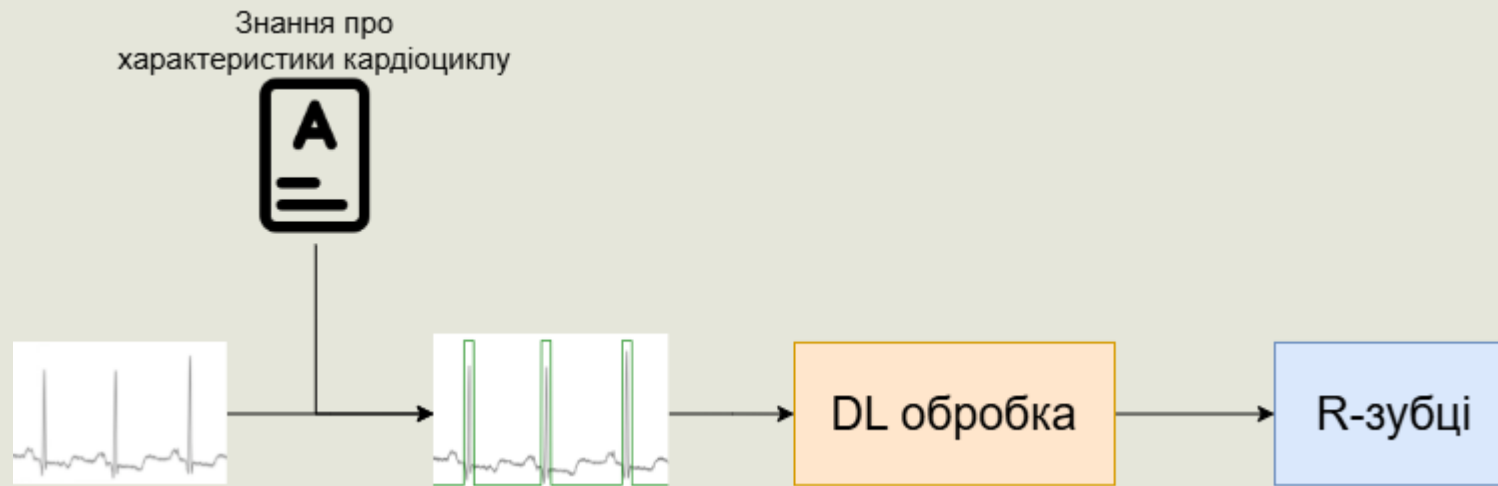
1. Towards transparent AI in medicine: ECG-based arrhythmia detection with explainable deep learning / O. Kovalchuk et a. Technologies. 2025. Vol. 13, no. 1. P. 34. (<https://doi.org/10.3390/technologies13010034>) (Scopus, Web of Science (Q1 by Scimago Journal & Country Rank)).
2. A novel feature vector for ECG classification using deep learning / O. Kovalchuk et a., IntelITSIS 2023: 4th International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security, 22-24 March 2023, Khmelnytskyi. 2023. С. 227-238. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3373/paper12.pdf> (Scopus).
3. Kovalchuk O., Radiuk P., Barmak O. та Krak Iu. Robust R-peak detection using deep learning based on integrating domain knowledge. IDDM 2023: 6th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine, 17-19 November 2023, Bratislava. 2023. С. 1-14. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3609/paper1.pdf> (Scopus).
4. Kovalchuk O., Radiuk P., Barmak O. та Krak Iu. ECG Arrhythmia Classification and Interpretation using Convolutional Networks for Intelligent IoT Healthcare System. ICyberPhyS-2024: 1st International Workshop on Intelligent & CyberPhysical Systems, 28 June 2024, Khmelnytskyi. 2024. С. 47–62. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3736/paper4.pdf> (Scopus).

Загальна схема запропонованого підходу



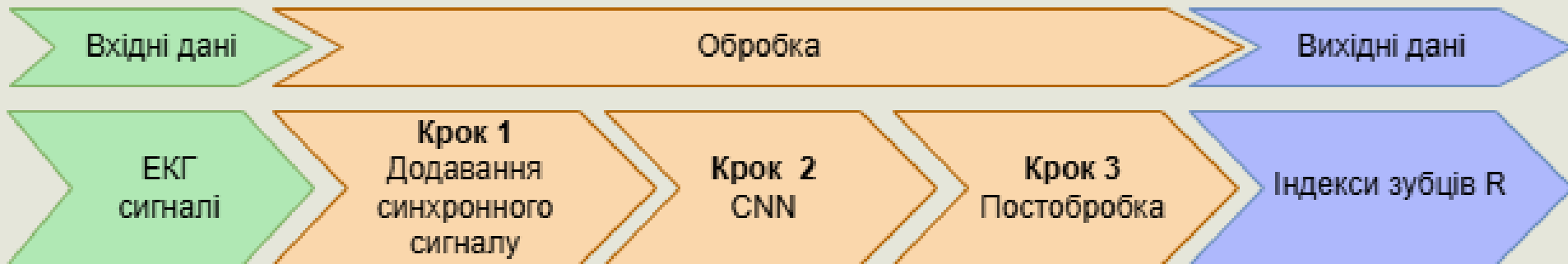
НН1. Метод 1: Ідентифікація R-зубців у ЕКГ сигналі

Гіпотеза: інтеграція додаткового синхронного сигналу зі можливим розташуванням R-зубців на ЕКГ-сигналі може покращити точність виявлення R-зубців за рахунок особливості операції згортки, а також зробить метод більш завадостійким до артефактів сигналу.

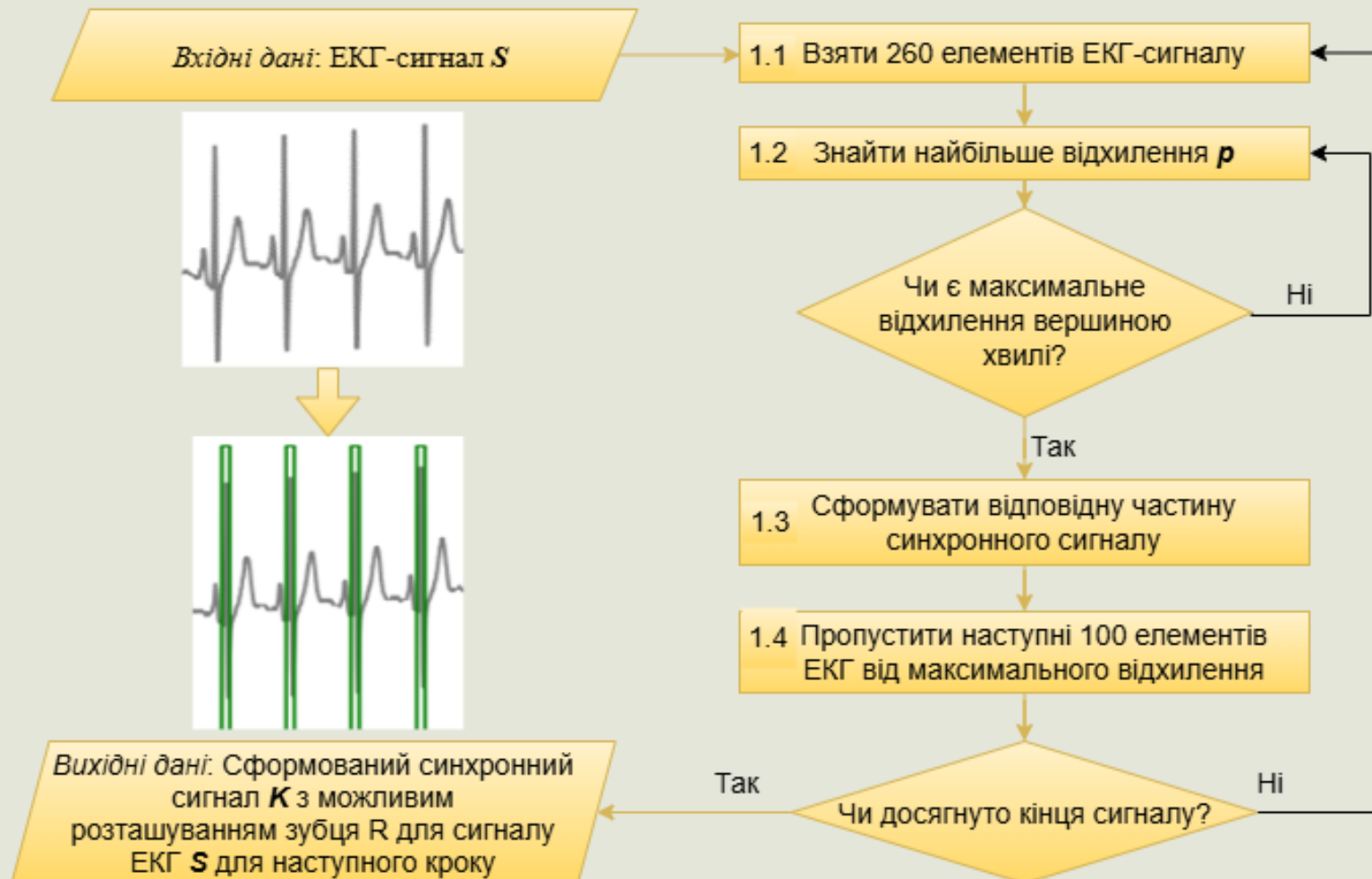


Формування синхронного сигналу із можливим розташуванням R-зубців полягає у використанні ключової характеристики R-зубця, а саме те, що він має максимальне позитивне відхилення у межах кардіоциклу.

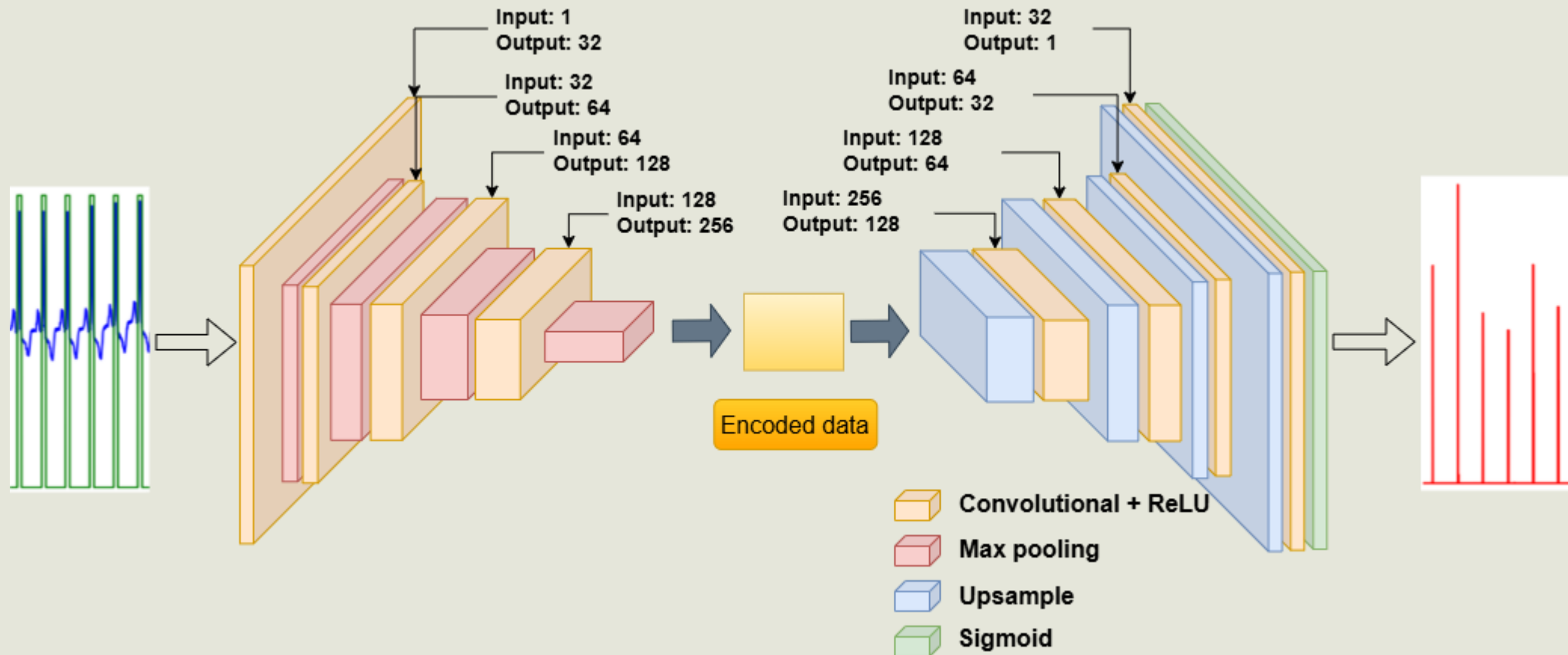
НН1. Метод 1: Ідентифікація R-зубців у ЕКГ сигналі



НН1. Метод 1: Ідентифікація R-зубців у ЕКГ сигналі

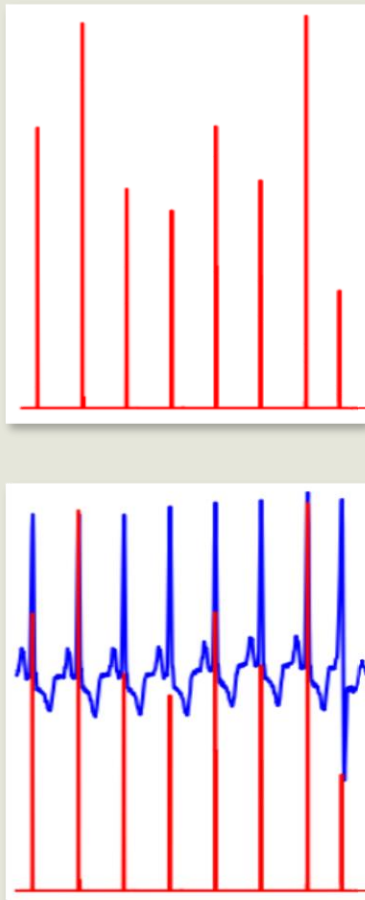


НН1. Метод 1: Ідентифікація R-зубців у ЕКГ сигналі



НН1. Метод 1: Ідентифікація R-зубців у ЕКГ сигналі

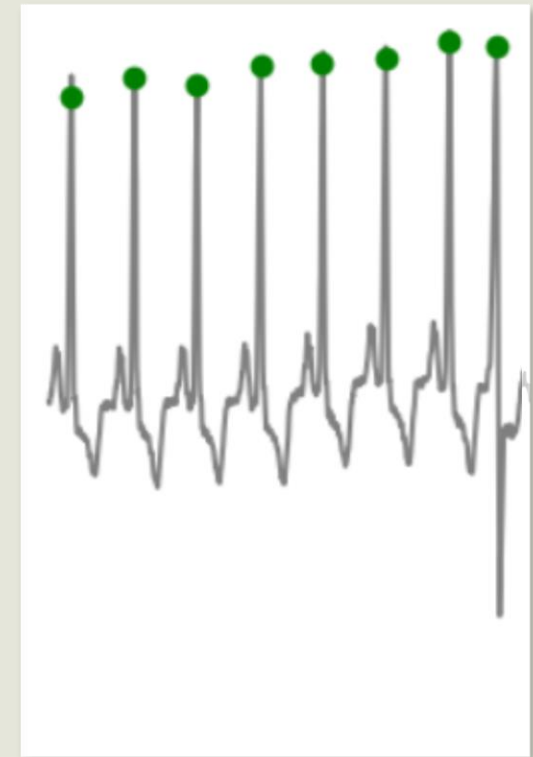
Вихідні дані CNN



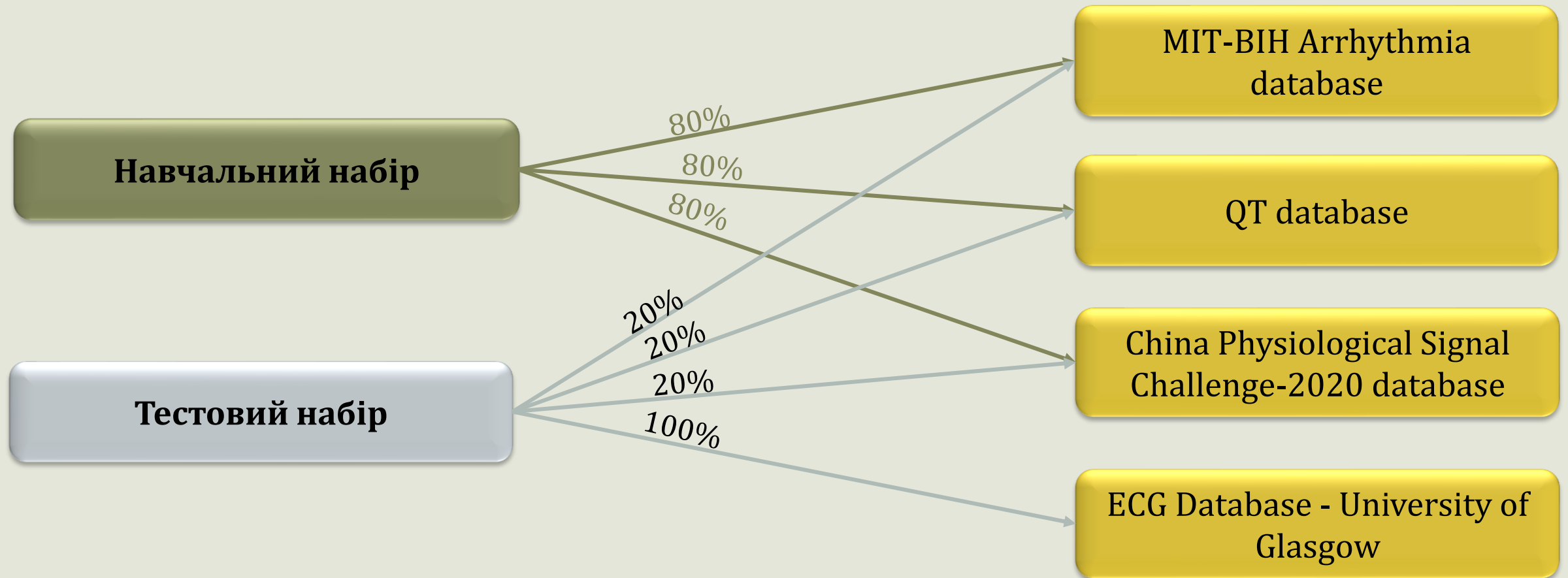
Пост-обробка



Результат



НН1. Метод 1: Ідентифікація R-зубців у ЕКГ сигналі



НН1. Метод 1: Ідентифікація R-зубців у ЕКГ сигналі

Набір даних	Підхід	Accuracy	Precision	Recall	F_1 -score
MIT	NeuroKit2	0,9997	0,9644	0,9340	0,9490
	Rodrigues et al.	0,9992	0,8322	0,9491	0,8868
	Koka et al.	0,9992	0,8938	0,8699	0,8817
	Zahid et al.	0,9999	0,9905	0,9858	0,9893
	Запропонований метод	0,9999	0,9921	0,9872	0,9890
QT	NeuroKit2	0,9997	0,9655	0,9410	0,9531
	Rodrigues et al.	0,9991	0,7824	0,9427	0,8551
	Koka et al.	0,9993	0,8866	0,8767	0,8816
	Zahid et al.	0,9999	0,9789	0,9778	0,9783
	Запропонований метод	0,9999	0,9803	0,9818	0,9819

НН1. Метод 1: Ідентифікація R-зубців у ЕКГ сигналі

Набір даних	Підхід	Accuracy	Precision	Recall	F_1 -score
China Physiological Signal Challenge-2020	NeuroKit2	0,9997	0,9514	0,9514	0,9514
	Rodrigues et al.	0,9989	0,7763	0,9212	0,8426
	Koka et al.	0,9995	0,9232	0,8972	0,9100
	Zahid et al.	0,9999	0,9855	0,9927	0,9891
	Запропонований метод	0,9999	0,9862	0,9943	0,9897
ECG Database - University of Glasgow	NeuroKit2	0,9998	0,9932	0,9596	0,9761
	Rodrigues et al.	0,9996	0,9083	0,9990	0,9515
	Koka et al.	0,9994	0,9194	0,8968	0,9080
	Zahid et al.	0,9995	0,9838	0,8666	0,9215
	Запропонований метод	0,9996	0,9831	0,9010	0,9239

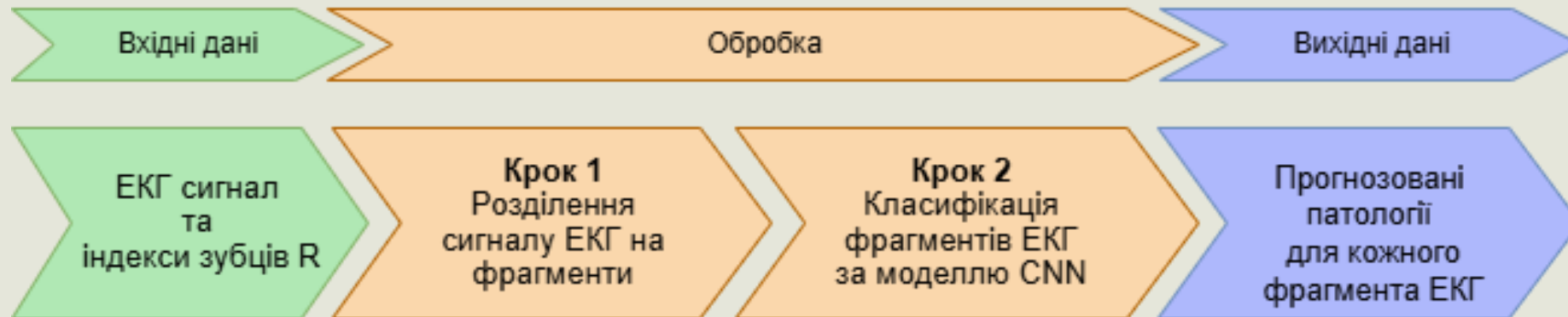
НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі

Гіпотеза: З точки зору лікарської практики використання одного кардіоциклу для визначення патологій не достатньо, а потрібно також мати інформацію про те, що відбувалося до та після поточного кардіоциклу. Тому пропонується доповнити вхідний зразок-кардіоцикл сусідніми кардіоциклами. Очікується, що така зміна дозволить моделі глибокого навчання виявляти додаткові приховані залежності у ЕКГ сигналі, що дозволить більш якісно ідентифікувати патології.

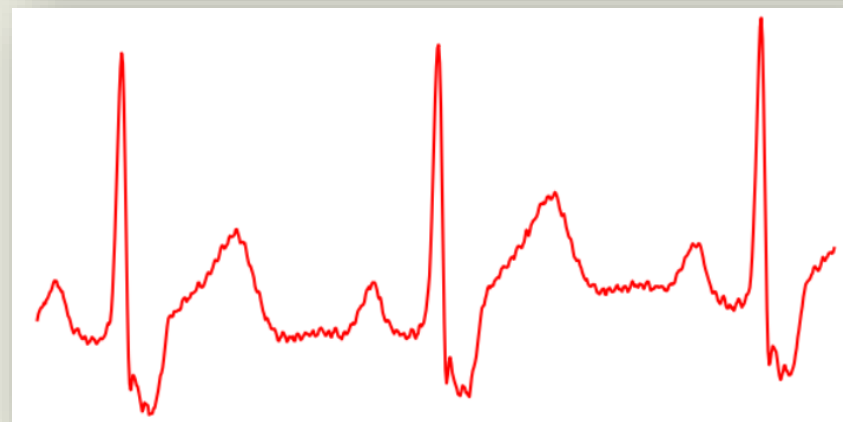
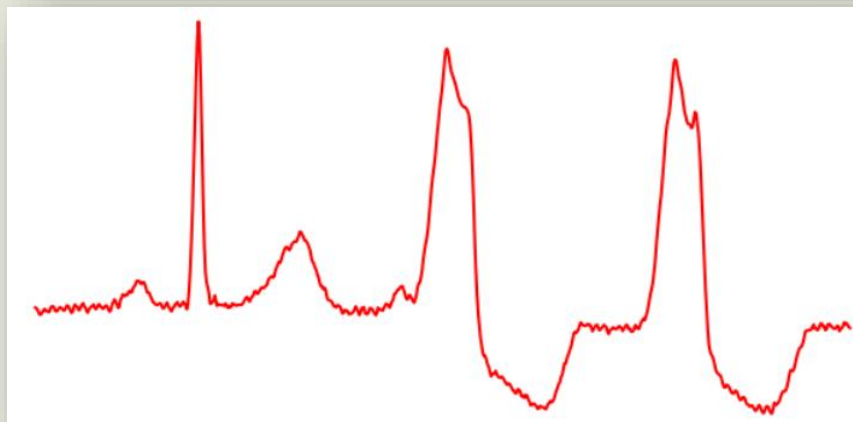
Приклад ознак які не можливо визначити на 1 кардіоциклі:

- Кардіоцикл повинен бути поміж циклами в нормі (Вставна шлуночкова екстрасистола)
- Наявність компенсаторної паузи. Вона виникає на останньому кардіоциклі патології (Шлуночкова екстрасистола)

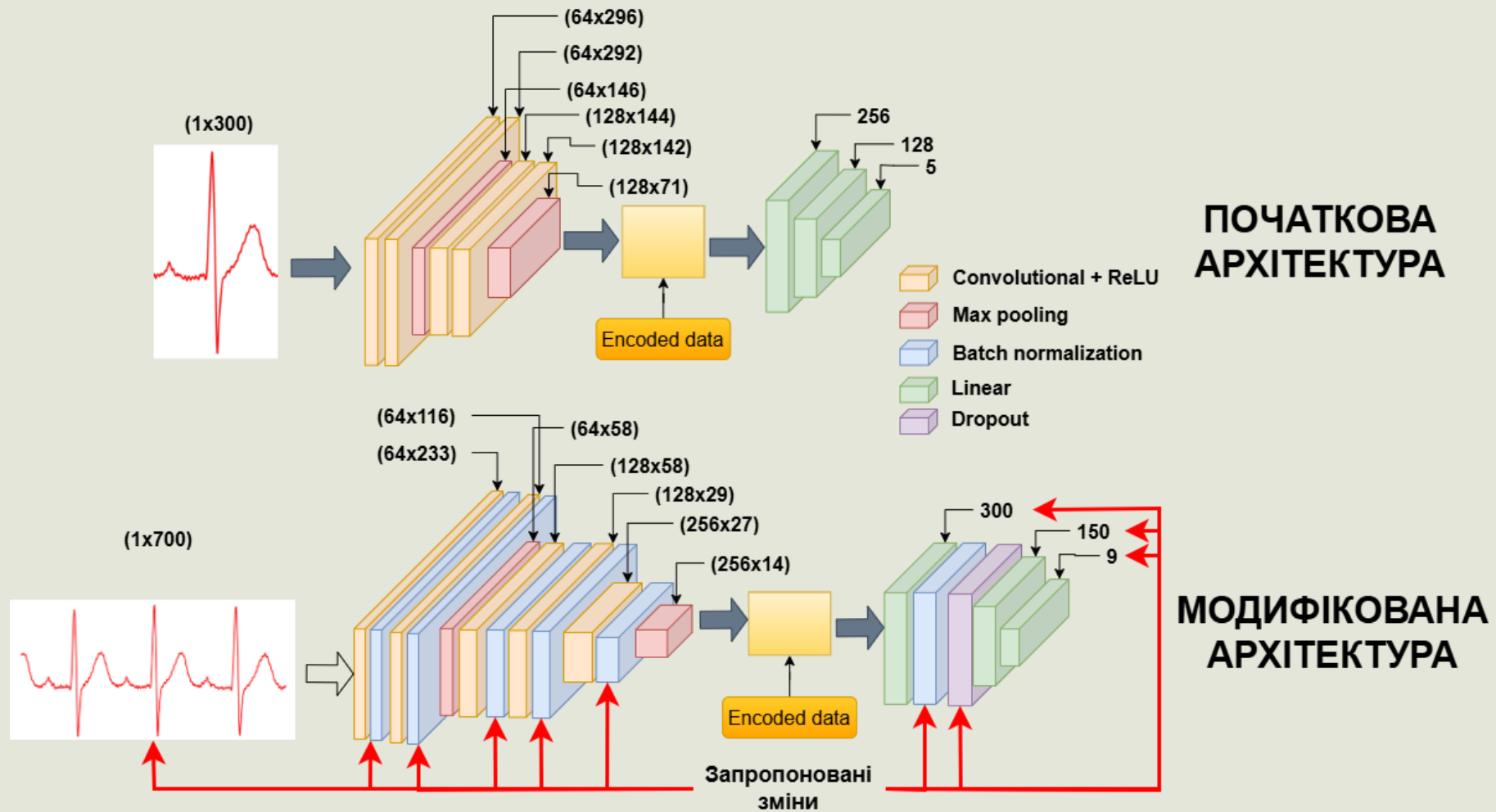
НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі



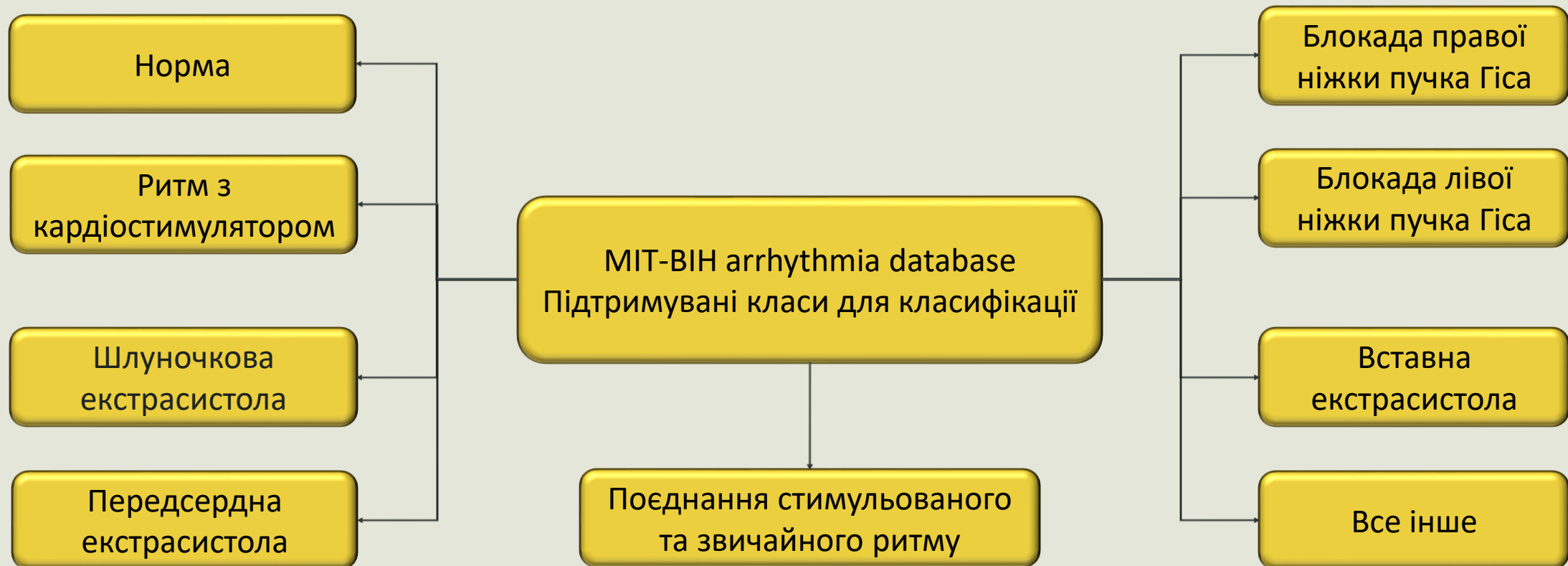
НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі



НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі



НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі



НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі

Тренувальна вибірка

Загальна точність 99.90-99.92%

Клас	Precision		Recall		F1-score	
	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std
Норма	1	0	1	0	1	0
Шлуночкова екстрасистола	0.999	0.004	0.999	0.004	1	0
Ритм з кардіостимулятором	1	0	1	0	1	0
Блокада правої ніжки Гіса	1	0	1	0	1	0
Блокада лівої ніжки Гіса	1	0	1	0	1	0
Передсердна екстрасистола	0.999	0.004	1	0	1	0
Вставна екстрасистола	0.949	0.013	0.963	0.016	0.957	0.005
Поєднання стимульованого та звичайного ритму	1	0	0.997	0.005	1	0
Все інше	0.993	0.005	0.997	0.005	0.994	0.005

НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі

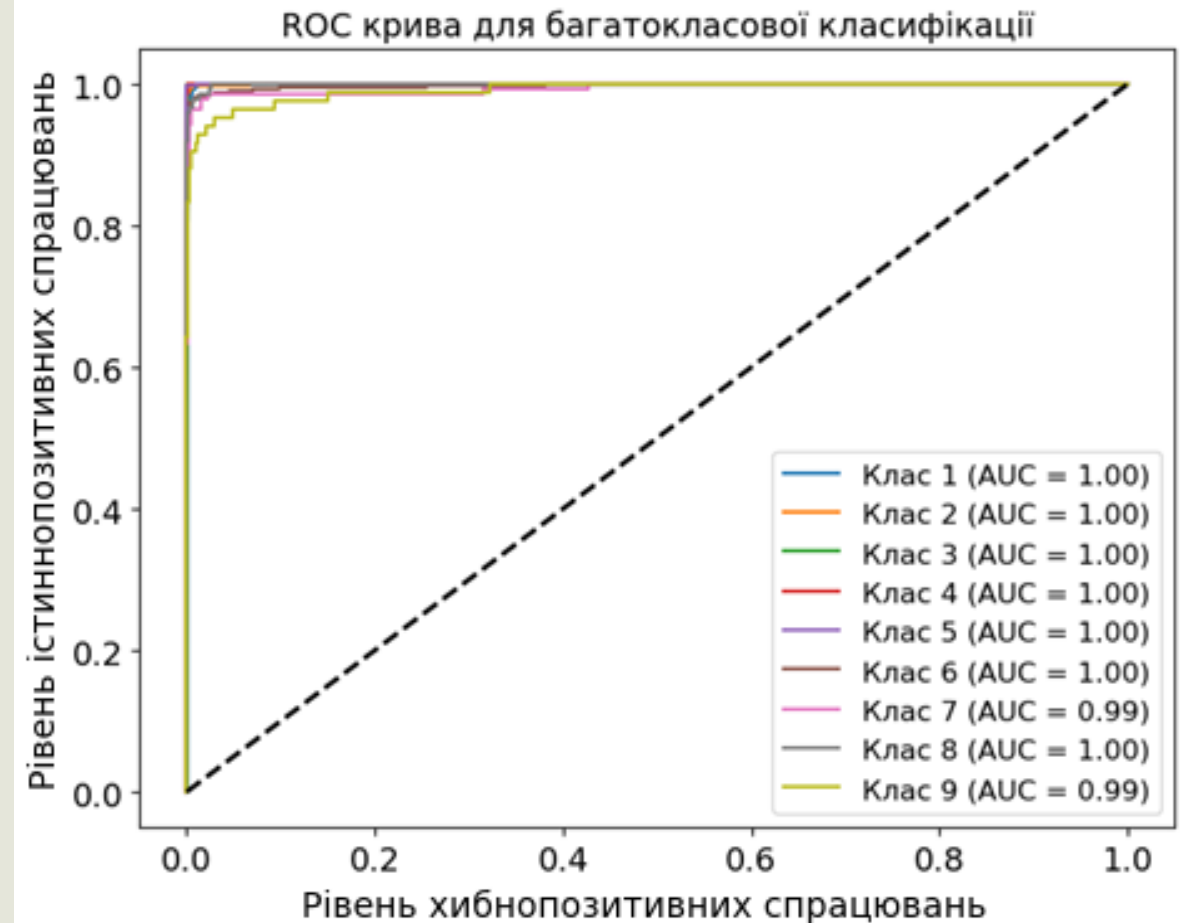
Тестова вибірка

Загальна точність 99.08-99.44%

Клас	Precision		Recall		F1-score	
	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std
Норма	0.99	0.005	1.00	0	1.00	0
Шлуночкова екстрасистола	0.98	0.005	0.98	0.005	0.98	0.005
Ритм з кардіостимулятором	0.99	0.005	1.00	0	1.00	0.005
Блокада правої ніжки Гіса	1.00	0.004	1.00	0	1.00	0
Блокада лівої ніжки Гіса	1.00	0	1.00	0	1.00	0
Передсердна екстрасистола	0.96	0.012	0.93	0.008	0.94	0.007
Вставна екстрасистола	0.90	0.024	0.81	0.037	0.85	0.016
Поєднання стимульованого та звичайного ритму	0.96	0.022	0.93	0.038	0.95	0.018
Все інше	0.853	0.042	0.8	0.124	0.823	0.08

НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі

1	12994	6	0	0	0	14	3	0	7
2	4	986	0	0	0	0	5	0	1
3	0	0	1067	0	0	0	0	2	0
4	0	0	0	1414	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	1300	0	0	0	0
6	19	0	0	1	0	387	0	0	2
7	7	4	0	0	0	0	73	0	0
8	1	0	8	0	0	0	0	151	0
9	9	1	0	3	0	1	1	3	69
	1	2	3	4	5	6	7	8	9



НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі

Порівняння з підходами до класифікації на основі ААМІ (частина 1)

Підхід	Кількість груп	Назва показника	Значення підходу	Значення запропонованого підходу
A. Ahmed et al	4	Accuracy	0.99	0.9926
		Precision	0.93	0.96
		Recall	0.94	0.94
		F1-score	0.93	0.95
Mahmud et al (signal)	6	Accuracy	0.94	0.9926
		Precision	0.95	0.96
		Recall	0.90	0.94
		F1-score	0.92	0.95
Mahmud et al (image)	6	Accuracy	0.93	0.9926
		Precision	0.93	0.96
		Recall	0.93	0.94
		F1-score	0.93	0.95

НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі

Порівняння з підходами до класифікації на основі ААМІ (частина 2)

Підхід	Кількість груп	Назва показника	Значення підходу	Значення запропонованого підходу
XU et al	5	Accuracy	0.998	0.9926
		Precision	0.98	0.96
		Recall	0.94	0.94
		F1-score	0.96	0.95
Hassan et al	5	Accuracy	0.98	0.9926
		Recall	0.91	0.94
Kumar et al	5	Accuracy	0.987	0.9926
		Precision	0.989	0.96
		Recall	0.939	0.94
		F1-score	0.963	0.95

НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі

Порівняння з підходами до класифікації атомарних патологій

Підхід	Кількість класів	Спільні класи	Назва показника	Значення підходу для спільних класів	Значення запропонованого методу для спільних класів
A. Ullah	8	6	Precision	0.985	0.988
			Recall	0.977	0.984
			F1-Score	0.981	0.986
Rohmantri	8	7	Precision	0.973	0.97
			Recall	0.893	0.95
			F1-Score	0.927	0.96
HUI YANG	6	6	Precision	0.991	0.988
			Recall	-	0.984
			F1-Score	0.966	0.986

НН2. Метод 2: Класифікація аритмій на ЕКГ сигналі

Порівняння з підходами до класифікації атомарних патологій

Підхід	Кількість класів	Спільні класи	Назва показника	Значення підходу для спільних класів	Значення запропонованого методу для спільних класів
Degirmenci	5	5	Precision	0.995	0.993
			Recall	0.997	0.997
			F1-Score	0.992	0.995
Liu	4	4	Precision	-	0.97
			Recall	0.993	0.95
			F1-Score	-	0.96

Клінічні дослідження

Коефіцієнт Каппа Коена

$$K = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e}$$

p_0 – емпірична ймовірність згоди на присвоєння класу будь-якій вибірці (спостерігається співвідношення збігів);
 p_e – очікувана угода, коли обидва експерти призначають мітки випадковим чином (коефіцієнт домовленості).

Ідентифікація R-зубців: **$K = 0.940$**

Класифікація патологій: **$K = 0.8905$**

	Норма	Блокада правої ніжки пучка Гіса	Шлуночкова екстрасистолія
Норма	57	2	0
Блокада правої ніжки пучка Гіса	0	0	0
Шлуночкова екстрасистолія	1	0	16
	Норма	Блокада правої ніжки пучка Гіса	Шлуночкова екстрасистолія

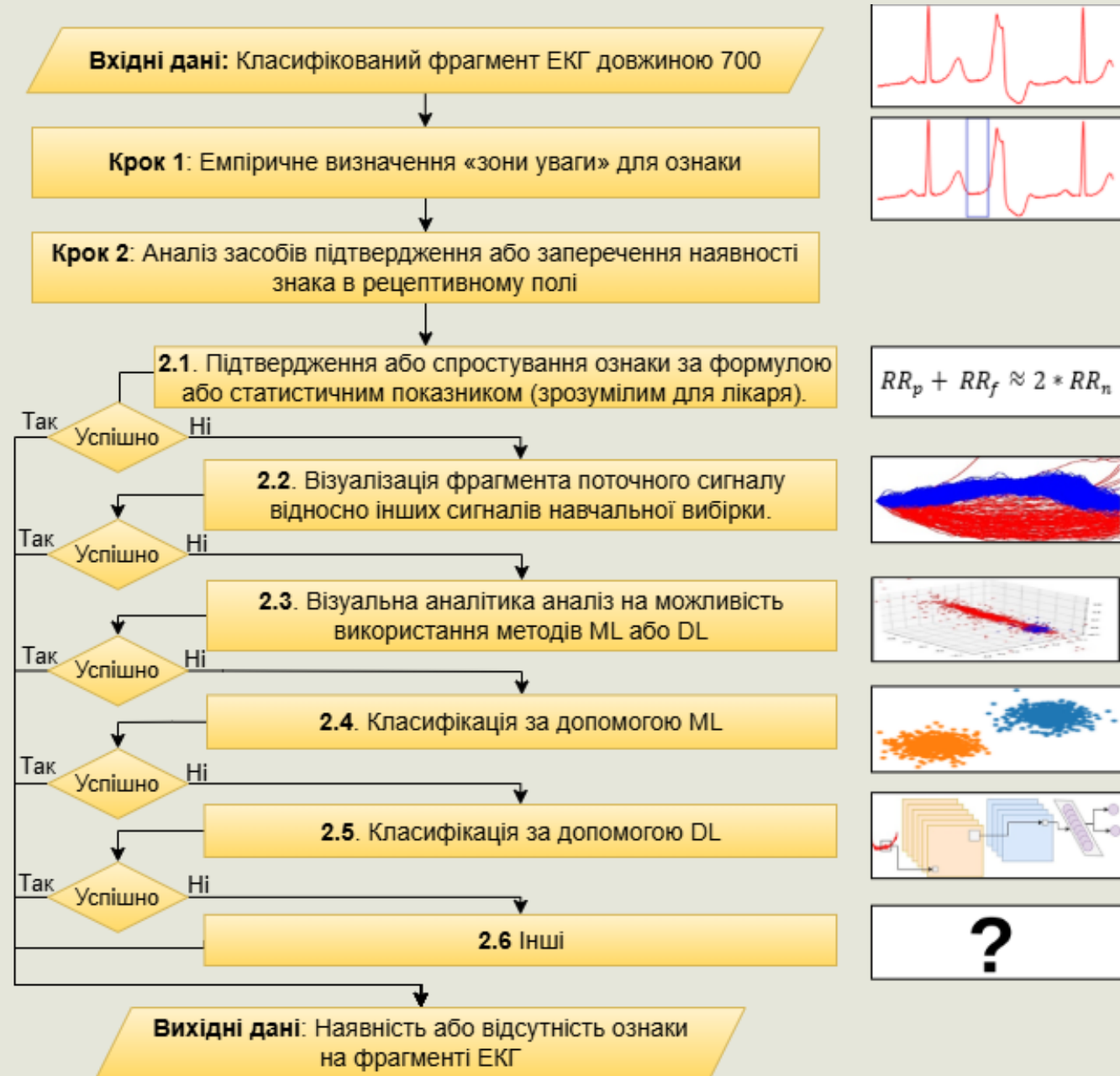
НН3. Метод 3: Інтерпретація результатів класифікації

Гіпотеза: результати класифікації, отримані за допомогою моделей глибокого навчання, можуть бути підтверджені та інтерпретовані шляхом використання визначених і сталих ознак, які використовуються в медичній практиці при діагностиці патологій на ЕКГ-сигналі

Запропонований метод не фокусується на пошуку частин ЕКГ сигналу, які були визначені класифікатором як важливі особливості/ознаки для класифікації. Метод використовує заздалегідь відомі медичні ознаки для інтерпретації та підтвердження результатів класифікації.



ННЗ. Метод 3: Інтерпретація результатів класифікації



Інтерфейс застосунку інформаційної системи

