

Застосування таких систем дозволяє автоматизувати моніторинг посівів та забезпечити своєчасне реагування на появу захворювань.

Крім того, впровадження інтелектуальних систем сприяє більш раціональному використанню засобів захисту рослин, що позитивно впливає на екологічні та економічні показники аграрного виробництва.

Результати дослідження підтверджують перспективність використання глибокого навчання для створення систем діагностики захворювань рослин і визначають напрями подальших досліджень у цій сфері.

Список використаних джерел

1. Plant disease // Wikipedia: free encyclopedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Plant_disease (дата звернення: 24.03.2026).
2. Convolutional neural network // Wikipedia: free encyclopedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional_neural_network (дата звернення: 24.03.2026).
3. Deep learning // Wikipedia: free encyclopedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_learning (дата звернення: 24.03.2026).

DOI 10.70286/ISU-01.04.2026.009

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ КЛАСИФІКАЦІЇ СИГНАЛІВ ЕКГ ЗА ДОПОМОГОЮ СПАЙКІНГОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Милосердов Д.А.

аспірант

Колесницький О.К.

кандидат технічних наук, професор
ВНТУ, Україна

Останніми роками активно досліджуються спайкінгові нейронні мережі (SNN) [1,2] – третє покоління нейромереж, що імітують біологічні принципи передачі інформації за допомогою дискретних спайків (імпульсів). Завдяки керованій подіями природі обробки даних, SNN демонструють принципово вищу енергоефективність, кращу здатність до захоплення тонкої темпоральної динаміки сигналів та потенціал для реалізації на нейроморфному апаратному забезпеченні [3-6] з мінімальним енергоспоживанням та достатньою швидкістю для роботи в реальному часі.

Для досягнення покращених значень точності запропоновано нову інформаційну технологію для класифікації сигналів ЕКГ на основі спайкінгових нейронних мереж [7], яку зображено на рис. 1.

Інформаційна технологія має новий метод попередньої обробки та кодування сигналів [8] ЕКГ, що базується на декількох нормалізаціях вхідних даних та їхнього кодування у спайки для подачі на спайкінгову нейронну мережу. Для амплітудної нормалізації було використано мінімаксну нормалізацію, а для часової нормалізації було використано динамічне вікно (для аналізу виділявся сегмент сигналу від середини між попереднім ударом серця та поточним до середини між поточним та наступним) та його подальше перетворення за допомогою лінійної інтерполяції до фіксованої довжини. Для кодування отриманого сигналу у спайки було використано Гаусові рецептивні поля.

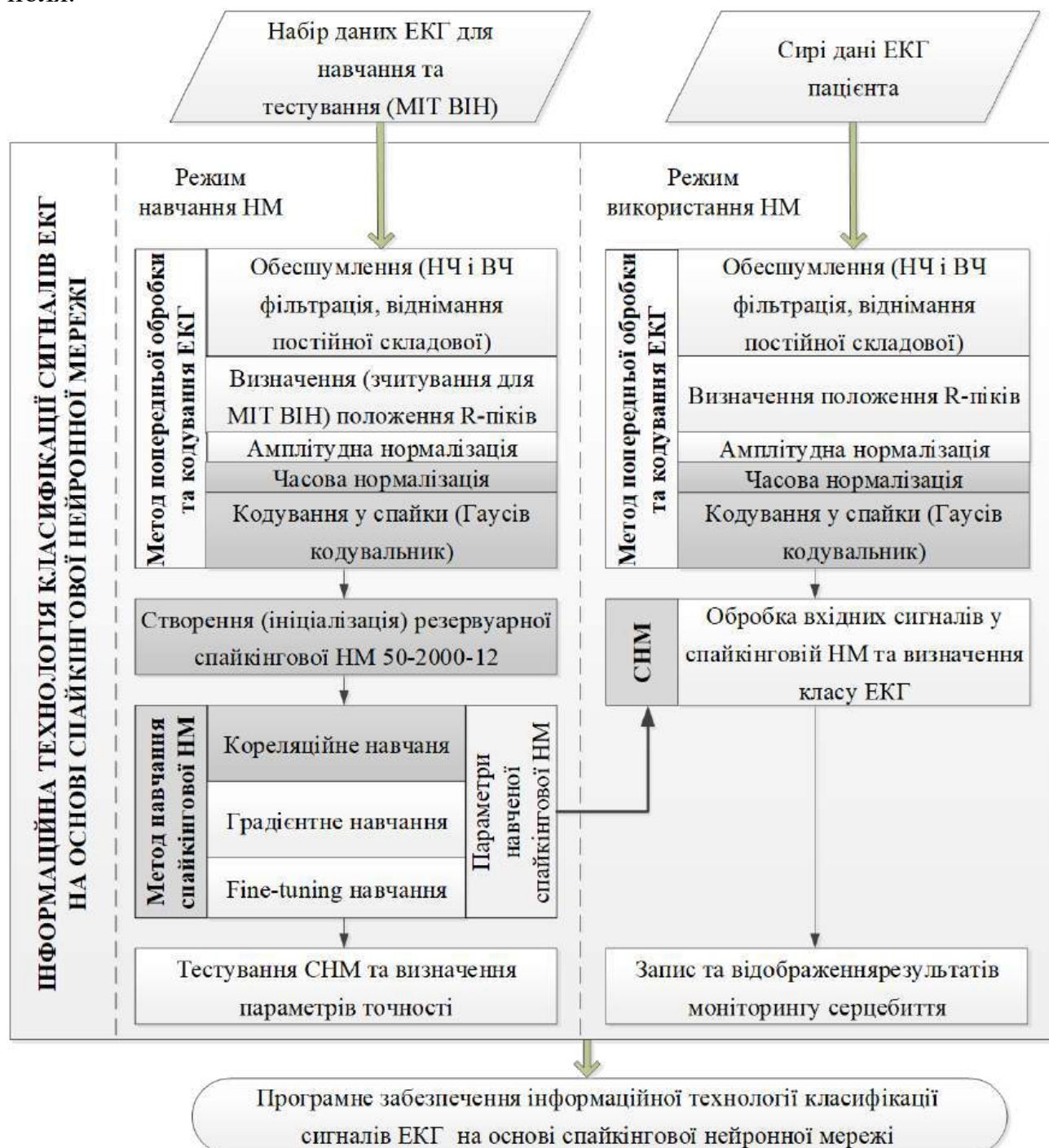


Рисунок 1 - Схема інформаційної технології класифікації сигналів ЕКГ на основі спайкінгових нейронних мереж

Для класифікації було створено резервуарну спайкінгову нейронну мережу, що має 3 шари: 50 вхідних нейронів (для кодованих значень), резервуар з 2000 нейронів що мають рекурентні зв'язки та вихідний шар з 12 нейронів, що відповідають за класи аритмій:

- 0 - Normal beat (N)
- 1 - Left bundle branch block (L)
- 2 - Right bundle branch block (R)
- 3 - Atrial escape beat (e)
- 4 - Nodal escape beat (j)
- 5 - Atrial premature beat (A)
- 6 - Aberrated atrial premature (a)
- 7 - Nodal premature beat (J)
- 8 - Supraventricular premature (S)
- 9 - Premature ventricular (V)
- 10 - Ventricular escape beat (E)
- 11 - Fusion of ventricular & normal (F)

Зв'язки між шарами побудовані наступним чином: зв'язки між вхідним шаром та резервуаром: розрідженість 20% (кожен нейрон вхідного шару має зв'язок тільки з 20% випадковим відсотком нейронів резервуару), всі ваги збуджувальні; зв'язки всередині резервуару розрідженість 10%, ваги розподілені 80 на 20 (80% вагів збуджувальні та 20% гальмівні); зв'язки між резервуаром та вихідним шаром: розрідженість 20%, ваги розподілені 80 на 20.

Запропоновано удосконалений алгоритм навчання спайкінгової нейронної мережі [7], що має 3 етапи: попереднє кореляційне навчання, основне навчання за допомогою градієнтів та зворотнього поширення помилки крізь час (Backpropagation through time) [9], та фінального тонкого навчання вихідного шару.

Розроблений метод навчання складається з трьох послідовних етапів, кожен з яких виконує чітко визначену функцію в загальному процесі оптимізації:

Етап кластерної ініціалізації ваг вихідних нейронів. На цьому попередньому етапі здійснюється визначення оптимальної структури зв'язків та раціональна ініціалізація вагових коефіцієнтів між нейронами резервуару і нейронами вихідного шару. Такий підхід, на відміну від стандартної випадкової ініціалізації, забезпечує більш структуровану початкову конфігурацію, зменшує ризик потрапляння в погані локальні мінімуми та сприяє кращій адаптації мережі до особливостей вхідних даних.

Основний етап навчання за допомогою алгоритму ВРТТ. На даному етапі реалізується класичне зворотнє поширення помилки крізь час з урахуванням розгорнутої в часі структури мережі, що дозволяє ефективно налаштовувати параметри резервуару та вихідних з'єднань на основі градієнтного спуску.

Етап тонкого налаштування. Завершальний етап передбачає додаткову оптимізацію параметрів мережі з використанням адаптивних технік, що забезпечує подальше підвищення точності, стабільності та узагальнюючої здатності моделі, а також мінімізацію залишкових ефектів зникаючих градієнтів.

Запропонований 3-етапний метод, представляє собою комплексне рішення, яке поєднує переваги існуючих підходів і водночас усуває їхні ключові недоліки, що робить його перспективним для практичного застосування в задачах моделювання складних динамічних систем на базі СНМ.

В результаті представлення роботи було запропоновано новий метод попередньої обробки сигналу ЕКГ для подальшого його використання у спайкінгових нейронних мережах, що налаштовані на виконання задачі класифікації електрокардіограм. Було проведено експериментальні дослідження окремих компонентів алгоритму методу та представлено проміжкові результати. Також було протестовано запропонований метод обробки сигналу ЕКГ та за результатами тестування було виявлено, що сигнал не втратив корисне навантаження характеристик удару серця: Р, Т хвиль та QRS-комплексу.

Список використаних джерел

1. Maas, Wolfgang. Networks of spiking neurons: The third generation of neural network models // *Neural Networks : journal.* — 1997. — Vol. 10. — P. 1659—1671. — doi:10.1016/S0893-6080(97)00011-7
2. В.Ф.Бардаченко, О.К.Колесницький, С.А.Василецький. Перспективи застосування імпульсних нейронних мереж з таймерним представленням інформації для розпізнавання динамічних образів// *УСiМ.-2003-№6.- С. 73-82.*
3. Davies, Mike & Srinivasa, Narayan & Lin, Tsung-Han & Chinya, Gautham & Joshi, Prasad & Lines, Andrew & Wild, Andreas & Wang, Hong & Mathaikutty, Deepak. (2018). Loihi: A Neuromorphic Manycore Processor with On-Chip Learning. *IEEE Micro*. PP. 1-1. 10.1109/MM.2018.112130359.
4. О. К. Kolesnytskyj, I. V. Bokotsey, S. S. Yaremchuk Optoelectronic Implementation of Pulsed Neurons and Neural Networks Using Bispin-Devices // *Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)*, 2010, Vol.19, №2, pp.154-165.
5. Дмитро Милосердов, Олег Колесницький «Застосування спайкінгових нейронних мереж до класифікації електрокардіограм. Огляд», № 9(50) (2025): *Наука і техніка сьогодні / СЕРІЯ «Фізико-математичні науки»*, с. 1612-1643, Опубліковано 2025-10-06, DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-9\(50\)-1612-1643](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-9(50)-1612-1643)
6. Z. Yan, Z. Bai, T. Mitra, and W.-F. Wong, "SparrowSNN: A hardware/software co-design for energy efficient ECG classification" *arXiv:2406.06543*, Jun. 2024.
7. Д. А. Милосердов, О. К. Колесницький Метод класифікації електрокардіограм із застосуванням спайкінгових нейронних мереж / *Вісник ВПІ.* – 2025. -№5. – С.121-128. DOI <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2025-182-5-121-128>.
8. Милосердов Д. А., Колесницький О. К. Метод попередньої обробки сигналу ЕКГ для класифікації електрокардіограм за допомогою спайкінгових нейронних мереж. *Технічні науки та технології*, 2025. No 3(41). С. 203-210. DOI: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3\(41\)-203-210](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3(41)-203-210). <http://tst.stu.cn.ua/article/view/345202/332545>
9. Williams R. J., Zipser D. A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks. *Neural Computation*. 1989. Vol. 1, no. 2. P. 270–280.