
МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

УДК 004.93

Д.А. МИЛОСЕРДОВ, О.К. КОЛЕСНИЦЬКИЙ, О.С. ВОЛОСОВИЧ, ШОЛПАН ЖУМАГУЛОВА,
О.О. КОРОЛЕНКО

КЛАСИФІКАЦІЯ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМ ЯК ДИНАМІЧНОГО ПРОЦЕСУ НА ОСНОВІ СПАЙКІНГОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна

Вінницький національний медичний університет ім. М. Пирогова, Вінниця, Україна

Казахський національний університет ім. Аль-Фарабі, Алмати, 050000, Республіка Казахстан

Анотація. У статті проведено аналіз методів класифікації електрокардіограм. Запропоновано метод динамічної класифікації електрокардіограм з використанням спайкінгових нейронних мереж. Обрано динамічні параметри, що є репрезентацією сигналу ЕКГ у часовий ряд. Ці параметри подаються на вхід спайкінгової нейронної мережі, що видає результат як для одиночного удару серця, так і для повного дослідження ЕКГ. Розроблена спайкінгова нейронна мережа має швидке навчання та використовує великі об'єми даних для навчання.

Ключові слова: спайкінгова нейронна мережа, електрокардіограма, аритмія, класифікація, часові ряди.

Abstract. The article analyzes the ECG classifying methods. A method of dynamic ECG classification using spiking neural networks is proposed. Dynamic parameters are selected, which are a representation of the ECG signal in a time series. These parameters are fed into the input of a spiking neural network, which outputs both a single heartbeat and a full ECG study. The developed spiking neural network has fast learning and uses large amounts of data for training.

Key words: Spiking neural network, Electrocardiogram, Arrhythmia, Classification, Time series.

DOI: 10.31649/1681-7893-2024-48-2-68-77

ВСТУП

Технології розпізнавання образів і аналізу даних стають все більш інтегрованими в медичні дослідження та практику, особливо при виявленні та моніторингу хронічних захворювань, таких як серцева недостатність. Серцева недостатність є величезною проблемою глобального здоров'я, що вимагає від лікарів високої точності діагностики та ефективності лікування. Класифікації електрокардіограм з метою розпізнавання виду серцевої недостатності як динамічного процесу на основі спайкінгової нейронної мережі відкриває нові можливості для покращення діагностики та індивідуалізованого підходу до лікування.

Загалом, методи аналізу кардіограм можна поділити на звичайні (перевірка кардіограми лікарем) та автоматизовані [1]. Звичайний аналіз оснований на знаннях та досвіді лікаря, що дивиться на кардіограму. Це може спричинити людські помилки і є не самим надійним методом виявлення серцевої недостатності. Автоматизовані методи базуються на машинній обробці сигналів кардіограми та виділенні ознак сигналу. Такий метод зводить до мінімуму вплив людського фактору і є більш надійним. Також виділяють окремий вид аналізу кардіограм на основі штучних нейронних мереж. Як вхідні параметри автоматизованих аналізаторів кардіограм використовується функція часу $X(t)$, що характеризує значення сигналу кардіограми у залежності від часу.

© Д.А. МИЛОСЕРДОВ, О.К. КОЛЕСНИЦЬКИЙ, О.С. ВОЛОСОВИЧ, ШОЛПАН ЖУМАГУЛОВА,
О.О. КОРОЛЕНКО, 2024

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

Спайкінгові нейронні мережі (СНМ), що імітують біологічні процеси в мозку, здатні обробляти і аналізувати часові послідовності даних безпосередньо (без їх попереднього перетворення у вектор статичних ознак), що робить їх ідеально придатними для роботи з динамічними медичними даними, такими як ЕКГ, ультразвукові сканування серця, та іншими залежностями, пов'язаними з серцевою діяльністю. СНМ можуть виявляти складні взаємозв'язки між різними динамічними параметрами, що важко здійснити за допомогою традиційних методів обробки даних.

У цій статті розглядається використання спайкінгових нейронних мереж для класифікації електрокардіограм (розпізнавання виду серцевої недостатності), оцінюється їх здатність інтегрувати різноманітні медичні дані та виділяти важливі показники стану серцевої системи пацієнта. Ми розглянемо, як СНМ можуть аналізувати динаміку серцевих сигналів, включаючи зміни в ЕКГ, та як ці дані можуть бути використані для раннього виявлення та прогнозування перебігу серцевої недостатності. Це дослідження має на меті продемонструвати потенціал СНМ у покращенні діагностичних можливостей, надаючи лікарям потужний інструмент для боротьби з серцевою недостатністю.

1. АКТУАЛЬНІСТЬ

Автоматизовані системи діагностики відіграють революційну роль у виявленні серцевої недостатності, зокрема при аналізі даних ЕКГ. Використання штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання для аналізу електрокардіограм значно покращує точність та швидкість діагностування, дозволяючи виявляти тонкі зміни в електричній активності серця, які можуть вказувати на ранні стадії серцевої недостатності. Автоматизовані системи здатні аналізувати великі обсяги даних швидше та з меншою кількістю помилок, ніж це можливо при ручному аналізі, що особливо корисно в умовах високого навантаження на медичні установи. Вони також можуть виявляти специфічні шаблони та аномалії, які не завжди є очевидними для лікарів, забезпечуючи додаткові дані для прийняття клінічних рішень.

Інтеграція автоматизованих систем у клінічну практику допомагає уніфікувати процеси діагностики та лікування, а також забезпечує кращий моніторинг стану пацієнтів з серцевою недостатністю на дому. Це сприяє ранньому виявленню ускладнень та оптимізації лікувального процесу, що може покращити прогноз і зменшити потребу в госпіталізації.

Окрім того, автоматизовані системи надають можливість для персоналізованого підходу до лікування, аналізуючи індивідуальні особливості електричної активності серця кожного пацієнта. Це дозволяє адаптувати лікувальні стратегії відповідно до конкретних потреб та ризиків, забезпечуючи більш ефективне лікування.

Розвиток та впровадження автоматизованих систем діагностики в медицину відкриває нові перспективи для покращення догляду за пацієнтами з серцевою недостатністю, знижуючи навантаження на медичний персонал та підвищуючи загальну доступність та якість медичних послуг. Важливо продовжувати дослідження в цій галузі для подальшого удосконалення технологій та методів діагностування, а також для забезпечення їх безпеки та ефективності в широкому спектрі клінічних сценаріїв.

Мета статті – представити новий метод класифікації електрокардіограм, що базується на використанні динамічних параметрів ЕКГ і спайкінгових нейронних мереж, та дозволяє спростити процес і підвищити достовірність класифікації електрокардіограм.

Задачі досліджень:

- Проаналізувати загальну схему класифікації електрокардіограм.
- Провести аналітичний огляд і класифікацію існуючих методів класифікації електрокардіограм.
- Розробити метод класифікації електрокардіограм на основі динамічних параметрів ЕКГ та спайкінгових нейронних мереж.
- Сформулювати переваги запропонованого методу.

2. ЗАГАЛЬНА СХЕМА КЛАСИФІКАЦІЇ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМ

Загальна схема відомих систем класифікації електрокардіограм зображена на рис. 1. Кардіограф здійснює запис серцевого ритму пацієнта у вигляді ЕКГ сигналу, потім в результаті сегментації виділяється один період серцебиття. Проводиться його попередня обробка, що містить видалення шумів, фону, нормалізація. Нормалізація використовується для отримання уніфікованого вигляду вхідних даних для правильної подальшої обробки значень, оскільки у різних пацієнтів можуть відрізнятися амплітуди значень кардіограми та тривалість періодів серцевих скорочень. Далі із виділеного часового ряду $X(t)$

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

(дискретні відліки оцифрованих значень амплітуди сигналу у певні моменти часу) виділяються ознаки (зокрема морфологічні). Традиційно ознаки витягувались евристично на основі припущень та досвіду дослідників і застосовувалось зниження розмірності на основі перетворення Фур'є (FT) [2], вейвлет перетворення (WT) [3], перетворення на основі аналізу головних компонент (PCA) [4] та перетворення на основі аналізу незалежних компонент (ICA) [5] для вибору та використання важливих ознак. Як результат отримується числовий масив ознак ряду, який потім подається на класифікатор для розпізнавання серцевої недостатності. Як класифікатор можуть бути використані різноманітні методи машинного навчання, зосереджені на видобутку ознак, які мають чітко відмінні характеристики для кожного типу аритмії. Основними методами для класифікації є Support Vector Machine (SVM), лінійний дискримінантний аналіз (LDA) та дерева рішень (DT).

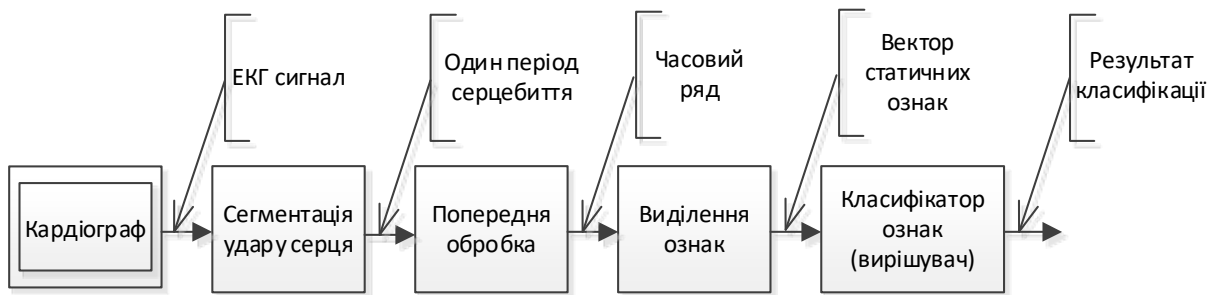


Рисунок 1 – Загальна схема класифікації електрокардіограм

Така схема класифікації ЕКГ має недоліки. При перетворенні динамічного сигналу у набір статичних числових ознак цього сигналу втрачається більша частина корисної інформації про сигнал, що може знизити достовірність класифікації. Також якість класифікації залежить від обраного алгоритму виділення ознак та методу класифікації. Щоб уникнути цих недоліків потрібно виконувати класифікацію з безпосереднім використанням нормалізованих значень відліків сигналу у вигляді часових рядів (без їх перетворення у набір ознак) та використовувати класифікатори на основі штучних нейронних мереж, щоб поліпшити достовірність класифікації.

3. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД І КЛАСИФІКАЦІЯ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ЕКГ

У результаті аналітичного огляду було створено класифікаційну таблицю методів класифікації ЕКГ. У таблиці більш детально розглянуто методи автоматизованої класифікації, оскільки класифікація людиною є менш перспективною. На рис. 2 зображено класифікаційну таблицю методів класифікації ЕКГ.

Автоматизовану класифікацію ЕКГ можна класифікувати за такими ознаками:

1) *Динамічні параметри.* У якості параметрів буде використано вихідний сигнал кардіографа. Це основний параметр на базі якого буде виконуватись розпізнавання. Він представлений у функції часу $X(t)$.

2) *Тип ознак часового ряду кардіограми.* Для виявлення серцевої недостатності на кардіограмі можуть бути використані як і окремі сигнали серцебиття, так і обробка всієї кардіограми.

3) *Вид перетворення параметрів ЕКГ.* Для перетворення вхідних даних використовуються алгоритми виділення ознак часових рядів, оскільки вхідний сигнал подається у вигляді часового ряду. Для такого перетворення використовуються такі алгоритми: перетворення Фур'є (FT) [2], вейвлет перетворення (WT) [3], перетворення на основі аналізу головних компонент (PCA) [4] та перетворення на основі аналізу незалежних компонент (ICA) [5] і т. і.

4) *Вид класифікатора.* Після виділення ознак можна зробити розпізнавання на основі відомих методів класифікації. Таким можуть бути: метод опорних векторів (SVM), лінійний дискримінантний аналіз (LDA), дерева рішень (DT), метод К-найближчих сусідів [6] та штучні нейронні мережі. Для отримання більш перспективних результатів використовуються сучасні нейронні мережі (спайкінгові [7,8], згорткові [9], рекурентні [10]). Найперспективнішими є спайкінгові нейронні мережі [11,12], оскільки вони дозволяють працювати напряму (безпосередньо) з часовим рядом та прилаштовані на обробку динамічних сигналів.



Рисунок 2 – Класифікаційна таблиця методів класифікації ЕКГ

4. МЕТОД ДИНАМІЧНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ЕКГ НА ОСНОВІ СПАЙКІНГОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Вибір динамічних параметрів кардіограми.

Кардіограма має вигляд набору імпульсних сигналів серцебиття. Одне биття серця на кардіограмі має вигляд на рис. 3. Вибір параметрів буде полягати у створенні функції часу $X(t)$, що буде характеризувати значення кардіограми у певні моменти часу. Також можна виділяти певні ознаки (рис. 3), але більш доцільним та комплексним підходом до характеристики ЕКГ буде передача суцільного сигналу для подальшої класифікації.

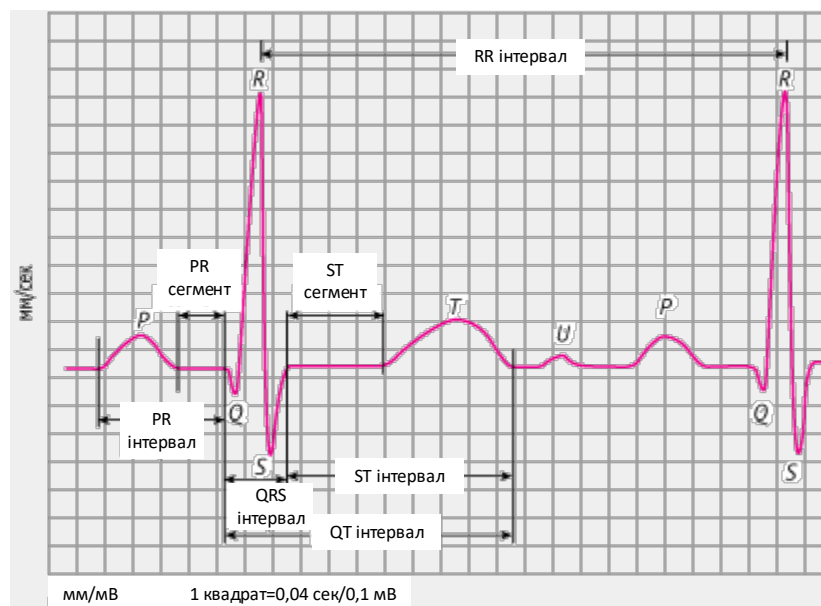


Рисунок 3 – Вигляд кардіограми

Нормалізація динамічних параметрів кардіограми.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

Для нормалізації значень було обрано мінімаксну нормалізацію. Цей метод ефективний для підготовки даних перед подальшим аналізом, оскільки він забезпечує єдиний масштаб для всіх значень. В контексті сигналів кардіограми, мінімаксна нормалізація може допомогти уніфікувати амплітуду сигналів, отриманих з різних джерел або в різний час, щоб полегшити порівняльний аналіз або автоматизовану обробку, наприклад, при визначенні аритмій або інших аномалій.

Метою мінімаксної нормалізації є перетворення всіх значень у наборі даних таким чином, щоб вони мали конкретний діапазон, зазвичай між 0 і 1 або між -1 і 1. Цей процес дозволяє забезпечити, що жодна змінна не домінує через свою шкалу в моделях, які чутливі до розміру вхідних даних, наприклад, в нейронних мережах або при використанні методів, які вимірюють відстані між точками даних. Формула мінімаксної нормалізації:

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - \min_{i=1,n} x_i}{\max_{i=1,n} x_i - \min_{i=1,n} x_i}, \quad (1)$$

Наступний етап обробки даних – виділення сигналів серцебиття та створення масиву відліків. На базі MIT-BIH Arrhythmia Database [13] було виявлено, що удар серця не перевищує 187 часових відліків. Тому наступним кроком є визначення початку удару серця та отримання наступних значень для 187 відліків з подальшою передачею цих даних до нейронної мережі.

Структура спайкінгової нейронної мережі.

У запропонованому методі розпізнавання серцевої недостатності буде використана спайкінгова нейронна мережа, оскільки такі мережі можуть оперувати із вхідними сигналами у вигляді таких динамічних об'єктів як часові ряди без перетворення їх на набір статичних ознак. Переваги спайкінгових нейронних мереж наведено нижче:

1. Висока біологічна реалістичність. Спайкінгові нейронні мережі надають більш високий рівень біологічної адекватності порівняно з традиційними моделями нейронних мереж, оскільки вони імітують динамічний процес генерації та передачі спайків між нейронами в мозку. Ця властивість робить СНМ особливо цікавими для дослідників у галузі нейронауки та нейромережевого моделювання.

2. Енергоефективність. СНМ можуть бути значно більш енергоефективними в порівнянні з традиційними нейронними мережами, оскільки вони активуються лише при отриманні спайку, а не при обробці кожного елемента даних постійно. Це робить їх ідеальними для використання в мобільних пристроях та в інтернеті речей (IoT), де енергоспоживання є критичним фактором.

3. Часова динаміка та обробка послідовностей. СНМ природним чином інтегрують часову інформацію при обробці даних, що робить їх особливо ефективними для завдань, які вимагають обробки часових послідовностей, наприклад, розпізнавання мови, обробка аудіосигналів, а також прогнозування часових рядів.

4. Використання для моделювання складних когнітивних задач. Завдяки своїй здатності до детального моделювання часових залежностей у даних, СНМ показали великі перспективи у моделюванні складних когнітивних процесів та задач, як-от відтворення мови, розпізнавання динамічних образів, та імітація механізмів уваги.

5. Масштабованість та адаптивність. СНМ можуть бути масштабовані та адаптовані до різноманітних завдань і сценаріїв використання, від простих до вкрай складних, завдяки їх модульній та гнучкій структурі, яка дозволяє легко налаштовувати та оптимізувати мережу під конкретні потреби.

Для задачі класифікації електрокардіограм було розроблену наступну структуру нейронної мережі. Відштовхуючись від вхідних даних, було вирішено, що вхідний шар буде містити у собі 187 нейронів, для значень кожного відліку. Прихований шар містить у собі 400 нейронів. Вихідний шар містить у собі 18 нейронів базуючись на класах патологій, які можуть бути діагностовані на основі ЕКГ. Можливі результати:

1. Нормальне серцебиття
2. Блокада лівої ніжки пучка Гіса
3. Блокада правої ніжки пучка Гіса
4. Блокада пучка Гіса /неуточнена/
5. Астенціальна екстрасистола
6. Аберрантно проведена асоційована атомарна екстрасистола
7. Вузловий екстрасистола
8. Надшлуночкова передчасна або ектопічна екстрасистола

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

9. Шлуночкова екстрасистола
10. R-on-T передчасне скорочення шлуночків
11. З'єднання шлуночкового та нормального скорочення
12. Передсердний виснажливий поштовх
13. Вузлове запізніле скорочення
14. Надшлуночкова екстрасистола
15. Запізніле скорочення шлуночка
16. Мерехтіння шлуночків серця
17. Поєднання мерехтіння та нормального ритму
18. Некласифіковане серцебиття

Для навчання нейронної мережі було обрано метод зворотного поширення помилки. Він полягає в адаптації ваг нейронних зв'язків на основі градієнтного спуску, щоб мінімізувати різницю між фактичним виходом мережі та очікуваним результатом. Хоча спайкінгові нейронні мережі (СНМ) працюють на основі більш складних принципів, ніж традиційні нейронні мережі, використання правила навчання на основі зворотного поширення помилки в СНМ може бути обґрунтоване наступними чинниками:

1. Адаптивність та гнучкість. Зворотне поширення помилки дозволяє мережі ефективно адаптуватися до змін в навчальних даних, автоматично коригуючи ваги зв'язків для мінімізації помилки. Ця гнучкість робить метод зворотного поширення помилки особливо привабливим для СНМ, які часто мають справу з динамічними та складними патернами даних.

2. Ефективність у складних завданнях. Зворотне поширення помилки зарекомендувало себе як ефективний метод для розв'язання складних задач, таких як класифікація зображень, розпізнавання мови та інші. Враховуючи, що СНМ здатні до більш детального моделювання часових послідовностей та динаміки процесів, інтеграція зворотного поширення може значно підвищити їхню продуктивність у цих завданнях.

3. Біологічна правдоподібність. Хоча зворотне поширення помилки традиційно вважалося "небіологічним", недавні дослідження показали, що подібні механізми можуть існувати в біологічних нейронних мережах. Це дає підстави вважати, що адаптація цього правила навчання для СНМ може збільшити їхню здатність до моделювання реальних нейронних процесів.

Для математичного моделювання спайкінгових нейронних мереж найчастіше використовують порогові моделі імпульсних нейронів. Найбільш відомими з них є LIF-нейрон (leaky integrate-and-fire neuron), NIF-нейрон (nonlinear integrate-and-fire neuron) та SRM-нейрон (spike response neuron). Найчастіше використовується модель LIF-нейрону, внаслідок її обчислювальної простоти [14].

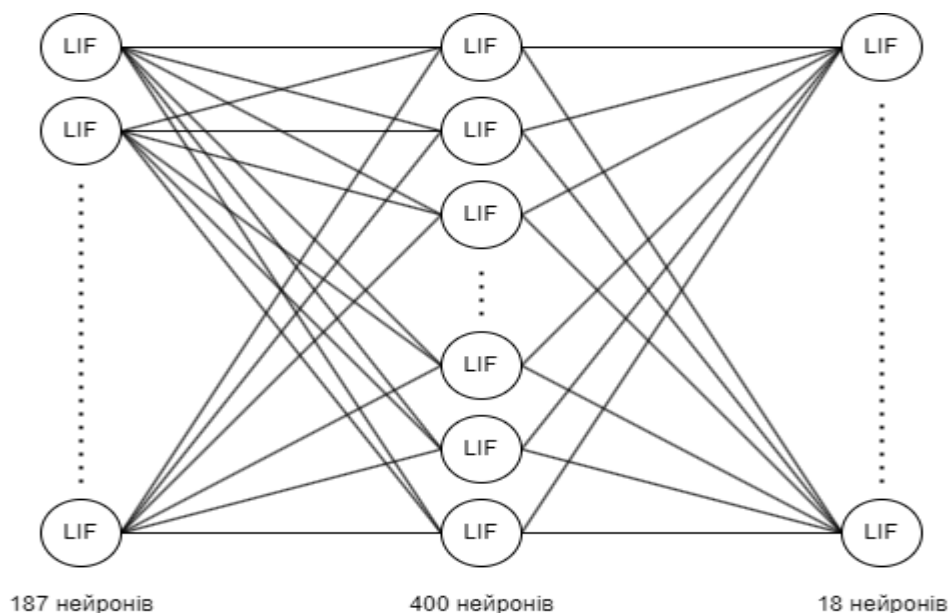


Рисунок 4 – Структура спайкінгової нейронної мережі для класифікації ЕКГ

Метод розпізнавання серцевої недостатності на основі спайкінгової нейронної мережі.
Метод класифікації ЕКГ на основі спайкінгових нейронних мереж полягає в наступному:

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

1. Створити (згенерувати) 3-шарову спайкінгову нейронну мережу, як було описано вище (вхідний шар - 187 нейронів, прихований шар - 400 нейронів, вихідний шар - 18 нейронів). Виконати повнозв'язне з'єднання нейронів між шарами. Ваги зв'язків нейронів вибрати випадковими.
2. Застосувати алгоритм навчання зворотного поширення помилки. Особливість навчання у батчевому підході, це зменшить час навчання нейронної мережі на великому об'ємі даних.
3. Подати на вхід мережі досліджувану послідовність відліків і зафіксувати, який з вихідних нейронів матиме максимальний спайк рейт. На основі маппінгу нейрону до таблиці захворювання буде отримано результат класифікації.

5. ПЕРЕВАГИ ЗАПРОПОНОВАНОГО МЕТОДУ ДИНАМІЧНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ЕКГ

Запропонований метод має такі переваги:

1. Динамічні параметри, що являють собою значення сигналу ЕКГ та передаються на вхід спайкінгової нейронної мережі, не втрачають корисної інформації та потребують менше часу на попередню обробку.
2. Нейронна мережа має простий та швидкий метод навчання.
3. Результати роботи нейронної мережі можуть бути отримані як для повної кардіограми, так і для окремих ударів серця.

ВИСНОВКИ

- У статті представлено новий метод динамічної класифікації електрокардіограм, що базується на використанні динамічних параметрів відліків ЕКГ і спайкінгових нейронних мереж, та дозволяє спростити процес і підвищити достовірність класифікації електрокардіограм.
- Обрано та обґрунтовано вибір динамічних параметрів, що подаються на вхід нейронної мережі.
- Розроблено структуру спайкінгової нейронної мережі та обрано метод навчання. У структурі було враховано специфіку вхідних даних та бажаний результат роботи у вигляді прогнозованого захворювання.

Дослідження виконано за підтримки гранту Національного фонду досліджень України 2022.01/0135.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Дворник О. В., Чуйко Г. П., Дарнапук Є. С., Крайник Я. М. (2021). Методи обробки медичних сигналів засобами комп'ютерної математики maple", журнал "Гліон".
2. Woashash, B., ed. (2003), Time-Frequency Signal Analysis and Processing: A Comprehensive Reference, Oxford: Elsevier Science, ISBN 978-0-08-044335-5.
3. Arif M. Robust electrocardiogram (ECG) beat classification using discrete wavelet transform. *Physiol Meas.* 2008;29(5):555.
4. Wold S, Esbensen K, Geladi P. Principal component analysis. *Chemom Intell Lab Syst.* 1987;2(1-3):37-52
5. Comon P. Independent component analysis, a new concept? *Signal Process.* 1994;36(3):287-314.
6. Van The Huy и Duong Tuan Anh. (2016). An efficient implementation of anytime k-medoids clustering for time series under dynamic time warping". В: *Proceedings of the Seventh Symposium on Information and Communication Technology, SoICT 2016, Ho Chi Minh City, Vietnam, December 8-9, 2016.*
7. Бардаченко В. Ф., Колесницький О. К., Василюцький С. А. (2003). Перспективи застосування імпульсних нейронних мереж з таймерним представленням інформації для розпізнавання динамічних образів. *УсіМ, №6.* С. 73-82.
8. Kolesnytskyj O. K., Bokotsey I. V., Yaremchuk S. S. (2010). Optoelectronic Implementation of Pulsed Neurons and Neural Networks Using Bispin-Devices. *Optical Memory & Neural Networks (Information Optics).* Vol.19. № 2. P.154-165.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

9. Ji, Shuiwang; Xu, Wei; Yang, Ming; Yu, Kai (1 січня 2013). 3D Convolutional Neural Networks for Human Action Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 35 (1): 221–231. ISSN 0162-8828
10. Guo L, Sim G, Matuszewski B. Inter-patient ECG classification with convolutional and recurrent neural networks. *Biocybern Biomed Eng*. 2019;39(3):868–79.
11. Kozemiako V. P., Kolesnytskyj O. K., Lischenko T. S., Wojcik W. and Sulemenov A. (2013). Optoelectronic spiking neural network. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*. Vol. 8698.
12. Neurocomputer architecture based on spiking neural network and its optoelectronic implementation / Oleh K. Kolesnytskyj; Vladislav V. Kutsman; Krzysztof Skorupski; Mukaddas Arshidinova, *Proc. SPIE 11176, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2019*, 1117609 (6 November 2019); doi: 10.1117/12.2536607
13. MIT-BIH Arrhythmia Database [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>
14. W. Gerstner, and W. Kistler (2002). *Spiking Neuron Models: Single Neurons, Populations, Plasticity*. Cambridge: Cambridge University Press, doi:10.1017/CBO9780511815706.
15. Wójcik Waldemar, Smolarz Andrzej (2017). *Information Technology in Medical Diagnostics*, July 11, 2017 by CRC Press, 210 Pages.
16. *Highly linear Microelectronic Sensors Signal Converters Based on Push-Pull Amplifier Circuits* / edited by Waldemar Wojcik and Sergii Pavlov, Monograph, (2022) NR 181, Lublin, Comitet Inzynierii Srodowiska PAN, 283 Pages. ISBN 978-83-63714-80-2
17. Pavlov Sergii, Avrunin Oleg, Hrushko Oleksandr, and etc. (2021). System of three-dimensional human face images formation for plastic and reconstructive medicine // *Teaching and subjects on bio-medical engineering Approaches and experiences from the BIOART-project Peter Arras and David Luengo (Eds.)*, Corresponding authors, Peter Arras and David Luengo. Printed by Acco cv, Leuven (Belgium). - 22 P. ISBN: 978-94-641-4245-7.
18. Pavlov S.V., Avrunin O.G., etc. (2019). *Intellectual technologies in medical diagnosis, treatment and rehabilitation: monograph* / [S. In edited by S. Pavlov, O. Avrunin. - Vinnytsia: PP "TD "Edelweiss and K", 260 p. ISBN 978-617-7237-59-3.
19. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Pavlov, S., etc. (2023). New surface reflectance model with the combination of two cubic functions usage, *Informatyka, Automatyka, Pomiarzy w Gospodarce i Ochronie Srodowiska*, , 13(3), pp. 101–10
20. Kukharchuk, Vasyl V., Sergii V. Pavlov, Volodymyr S. Holodiuk, Valery E. Kryvonosov, Krzysztof Skorupski, Assel Mussabekova, and Gaini Karnakova. (2022). "Information Conversion in Measuring Channels with Optoelectronic Sensors" *Sensors* 22, no. 1: 271. <https://doi.org/10.3390/s22010271>.
21. Vasyl V. Kukharchuk, Sergii V. Pavlov, Samoil Sh. Katsyv, and etc. (2021). Transient analysis in 1st order electrical circuits in violation of commutation laws", *Przegląd elektrotechniczny*, ISSN 0033-2097, R. 97 NR 9/2021, p. 26-29, doi:10.15199/48.2021.09.05.
22. Pavlov S.V, Petruk V.G., Kolesnik P.F. (2007). *Photoplethysmographic technologies of the cardiovascular control: monography*, Vinnitsa: Universum-Vinnitsa, 254 p.
23. Wójcik W, Mezhiievska I, Pavlov SV, Lewandowski T, Vlasenko OV, Maslovskiy V, Volosovych O, Kobylianska I, Moskovchuk O, Ovcharuk V, et al. (2023). Medical Fuzzy-Expert System for Assessment of the Degree of Anatomical Lesion of Coronary Arteries. *International Journal*

REFERENCES

1. Janitor O. V., Chuiko G. P., Darnapuk E. S., Krainyk Ya. M. (2021). *Methods of medical signal processing using maple computer mathematics*", "Ilion" magazine.
2. Boashash, B., ed. (2003), *Time–Frequency Signal Analysis and Processing: A Comprehensive Reference*, Oxford: Elsevier Science, ISBN 978-0-08-044335-5.
3. Arif M. Robust electrocardiogram (ECG) beat classification using discrete wavelet transform. *Physiol Meas*. 2008;29(5):555.
4. Wold S, Esbensen K, Geladi P. Principal component analysis. *Chemom Intell Lab Syst*. 1987;2(1–3):37–52
5. Comon P. Independent component analysis, a new concept? *Signal Process*. 1994;36(3):287–314.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

6. Van The Huy и Duong Tuan Anh. (2016). An efficient implementation of "anytime k-medoids clustering for time series under dynamic time warping". В: Proceedings of the Seventh Symposium on Information and Communication Technology, SoICT 2016, Ho Chi Minh City, Vietnam, December 8-9, 2016..
7. Bardachenko V.F., Kolesnytskyi O.K., Vasiletskyi S.A. (2003). Prospects for the application of impulse neural networks with a timer representation of information for the recognition of dynamic images. UsiM, No. 6. P. 73-82.
8. Kolesnytskyj O. K., Bokotsey I. V., Yaremchuk S. S. (2010). Optoelectronic Implementation of Pulsed Neurons and Neural Networks Using Bispin-Devices. Optical Memory & Neural Networks (Information Optics). Vol.19. № 2. P.154-165.
9. Ji, Shuiwang; Xu, Wei; Yang, Ming; Yu, Kai (1 січня 2013). 3D Convolutional Neural Networks for Human Action Recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 35 (1): 221–231. ISSN 0162-8828
10. Guo L, Sim G, Matuszewski B. Inter-patient ECG classification with convolutional and recurrent neural networks. Biocybern Biomed Eng. 2019;39(3):868–79.
11. Kozemiako V. P., Kolesnytskyj O. K., Lischenko T. S., Wojcik W. and Sulemenov A. (2013). Optoelectronic spiking neural network. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering. Vol. 8698.
12. Neurocomputer architecture based on spiking neural network and its optoelectronic implementation / Oleh K. Kolesnytskyj; Vladislav V. Kutsman; Krzysztof Skorupski; Mukaddas Arshidinova, Proc. SPIE 11176, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2019, 1117609 (6 November 2019); doi: 10.1117/12.2536607
13. MIT-BIH Arrhythmia Database [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>
14. W. Gerstner, and W. Kistler (2002). Spiking Neuron Models: Single Neurons, Populations, Plasticity. Cambridge: Cambridge University Press, doi:10.1017/CBO9780511815706.
15. Wójcik Waldemar, Smolarz Andrzej (2017). Information Technology in Medical Diagnostics, July 11, 2017 by CRC Press, 210 Pages.
16. Highly linear Microelectronic Sensors Signal Converters Based on Push-Pull Amplifier Circuits / edited by Waldemar Wojcik and Sergii Pavlov, Monograph, (2022) NR 181, Lublin, Comitet Inzynierii Srodowiska PAN, 283 Pages. ISBN 978-83-63714-80-2
17. Pavlov Sergii, Avrunin Oleg, Hrushko Oleksandr, and etc. (2021). System of three-dimensional human face images formation for plastic and reconstructive medicine // Teaching and subjects on bio-medical engineering Approaches and experiences from the BIOART-project Peter Arras and David Luengo (Eds.), Corresponding authors, Peter Arras and David Luengo. Printed by Acco cv, Leuven (Belgium). - 22 P. ISBN: 978-94-641-4245-7.
18. Pavlov S.V., Avrunin O.G., etc. (2019). Intellectual technologies in medical diagnosis, treatment and rehabilitation: monograph / [S. In edited by S. Pavlov, O. Avrunin. - Vinnytsia: PP "TD "Edelweiss and K", 260 p. ISBN 978-617-7237-59-3.
19. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Pavlov, S., etc. (2023). New surface reflectance model with the combination of two cubic functions usage, Informatyka, Automatyka, Pomiary w Gospodarce i Ochronie Srodowiska, , 13(3), pp. 101–10
20. Kukharchuk, Vasyl V., Sergii V. Pavlov, Volodymyr S. Holodiuk, Valery E. Kryvonosov, Krzysztof Skorupski, Assel Mussabekova, and Gaini Karnakova. (2022). "Information Conversion in Measuring Channels with Optoelectronic Sensors" *Sensors* 22, no. 1: 271. <https://doi.org/10.3390/s22010271>.
21. Vasyl V. Kukharchuk, Sergii V. Pavlov, Samoil Sh. Katsyy, and etc. (2021). Transient analysis in 1st order electrical circuits in violation of commutation laws", *Przegląd elektrotechniczny*, ISSN 0033-2097, R. 97 NR 9/2021, p. 26-29, doi:10.15199/48.2021.09.05.
22. Pavlov S.V, Petruk V.G., Kolesnik P.F. (2007). Photoplethysmographic technologies of the cardiovascular control: monography, Vinnitsa: Universum-Vinnitsa, 254 p.
23. Wójcik W, Mezhiievska I, Pavlov SV, Lewandowski T, Vlasenko OV, Maslovskiy V, Volosovych O, Kobylianska I, Moskovchuk O, Ovcharuk V, et al. (2023). Medical Fuzzy-Expert System for Assessment of the Degree of Anatomical Lesion of Coronary Arteries. *International Journal*

Стаття надійшла: 20.09.2024 р.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

МИЛОСЕРДОВ ДМИТРО АНДРІЙОВИЧ – аспірант кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна, тел: +380972376704,
email: dagger.dager@gmail.com

КОЛЕСНИЦЬКИЙ ОЛЕГ КОСТЯНТИНОВИЧ – канд. техн. наук, доцент, професор кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна, тел: +380679179718, *e-mail: kolesnytskiy@vntu.edu.ua*

ВОЛОСОВИЧ ОЛЕКСАНДР СЕРГІЙОВИЧ — магістр, аспірант, кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, Україна, 21021; ORCID: 0000-0002-5497-6805, *e-mail: sashka.v0@gmail.com*

ЖУМАГУЛОВА ШОЛПАН – магістр, докторантка кафедри штучного інтелекту та Big Data Казахський національний університет ім. Аль-Фарабі, Алмати, 050000, Республіка Казахстан,
e-mail: sh.zhumagulovakz@gmail.com

КОРОЛЕНКО ОЛЕГ ОЛЕКСАНДРОВИЧ – аспірант кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна, тел: +380687620310,
email: olegkorolenko.legoex@gmail.com

D. A. MYLOSERDOV, O. K. KOLESNYTSKYJ, O.S. VOLOSOVYCH,
SHOLPAN ZHUMAGULOVA, O. O. KOROLENKO

ECG CLASSIFICATION AS A DYNAMIC PROCESS BASED ON A SPIKING NEURAL NETWORK

Vinnitsa National Technical University, Vinnitsa
Vinnitsa National Medical University by M. Pirogov, Vinnitsa, Ukraine
Al-Farabi Kazakh National University City, Almaty, Republic of Kazakhstan