

Технічні науки

УДК 004.021

Кожемякіна Олександра Володимирівна

студент

Національного технічного університету України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Kozhemiakina Oleksandra

Student of

National Technical University of Ukraine

"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

**МЕТОДИ ДІАГНОСТИКИ БІОМЕДИЧНИХ СИГНАЛІВ ТА
АВТОМАТИЧНЕ ВИЗНАЧЕННЯ ПОРУШЕНЬ СЕРЦЕВОГО
РИТМУ НА ПРИКЛАДІ ФІБРИЛЯЦІЇ ПЕРЕДСЕРДЬ
DIAGNOSTIC METHODS OF BIOMEDICAL SIGNALS AND
AUTOMATIC DETECTION OF HEART RHYTHM DISORDERS BY
CASE OF ATRIAL FIBRILATION**

***Анотація.** Розглянуто особливості побудови автоматичного аналізатора на прикладі порушення серцевого ритму у вигляді фібриляції передсердь, обґрунтовано найкращий метод машинного навчання для вирішення даної задачі.*

***Ключові слова:** електрокардіографія, аналізатор серцевого ритму, згорткові нейронні мережі, ЕКГ-аналіз, глибокі нейронні мережі.*

***Summary.** The features of construction of an automatic analyzer on the example of cardiac arrhythmia in the form of atrial fibrillation are considered, the best method of machine learning for the solution of this problem is substantiated.*

Key words: *electrocardiography, heart rate analyzer, convolutional neural networks, ECG analysis, deep neural networks.*

Фібриляція передсердь (ФП) - одне з найпоширеніших видів захворювань серцево-судинної системи, що потенційно призводить до ішемії судин серця і головного мозку. Поширеність хвороби серед населення збільшується з віком: ймовірність появи 0,5% у віці 50-59 і більше 9% у 80-89 літніх. Для вирішення даної проблеми необхідна концепція попередження факторів ризику, суть якої полягає в ранньому та доступному аналізі електрокардіографічних (ЕКГ) даних пацієнтів задля виявлення хвороби на її ранніх етапах. Наразі необхідні універсальні та зручні аналізатори серцевого ритму, що без участі лікаря можуть легко виявити невеликі порушення зі сторони роботи серцево-судинної системи пацієнта і сповістити пацієнта про відхилення, що терміново вимагають залучення лікування для попередження серйозного перебігу захворювання.

Електрокардіограма (ЕКГ) - запис сигналу, що несе інформацію про зміни в часі сумарного електричного потенціалу, що виникає в серцевому м'язі за рахунок руху іонів через м'язову мембрану. Нормальний сигнал містить ряд фрагментів, які відображають стадії порушення окремих ділянок серця. Один відділений фрагмент сигналу складається з Р-хвилі, QRS-комплексу і Т-хвилі, у деяких випадках фіксують U-хвилю [1].

Фібриляція передсердь (миготлива аритмія) - різновид аритмії з хаотичною електричною активністю передсердь з частотою імпульсів 350-700 в хвилину. Це одна з найбільш поширених аритмій, при якій серцебиття відбувається з нерегулярним інтервалом.

При фібриляції передсердь на сигналі виникають характерні ознаки: відсутність зубців Р, що характеризують електричну активність при скороченні передсердь. Замість них з'являється безліч хвиль, які

характеризують фібриляцію (мерехтіння, тремтіння) передсердь. Вони мають різну амплітуду і відрізняються один від одної за формою.

Для аналізу біометричних сигналів можуть використовуватись різні алгоритми машинного навчання. Прості лінійні класифікатори представлені логістичною регресією, наївним байєсом, кластерним аналізом і розпізнаванням образів, нечіткою кластеризацією, опорними машинами векторів. Проте ці методи складно адаптуються до роботи із сирим сигналом з пристрою, особливо якщо сигнал має високу частоту дискретизації. Тому частіше використовуються більш складні нелінійні моделі як дерева рішень, їх ансамблі, глибинні нейронні мережі (НМ).

Незважаючи на застосування різних методів для класифікації, при їх реалізації дослідники стикаються з низкою спільних проблем, характерних для аналізу такого складного сигналу як ЕКГ. Більшість методів вимагає наявності ручної розмітки сигналу, що не представляється можливим при довгостроковому моніторингу ЕКГ.

Через велику варіабельність сигналу методи, що застосовуються до конкретного набору даних, можуть давати великі похибки на інших наборах даних. Крім того, ці методи на етапі навчання вимагають наявності навчальних вибірок значного обсягу. При цьому процес формування навчальної вибірки не є простим, так як він заснований на досвіді залучення кардіолога для розмічення сигналу.

Використання технологій глибокого машинного навчання штучний нейронних мереж виправдано там, де неможливо поставити чіткі правила, формули і алгоритми для вирішення завдання.

Глибинні НМ поділяються на три основні типи архітектур: повнозв'язні, згорткові, рекурентні. Повнозв'язні НМ працюють з вхідними даними як з єдиним цілим і тому не враховують темпоральні особливості та залежності сигналу. Згорткові - використовують оператор згортки для того, щоб знаходити локальні особливі ділянки у сигналі, розмір яких може

контролюватись через ядро згортки. Рекурентні НМ враховують структуру сигналу через поступову рекурентну подачу вхідного сигналу для вивчення прихованого стану сигналу, як у прихованих марківських ланцюгах або у фільтрі Калмана.

Для роботи з сирым сигналом використовуються здебільшого нейронні мережі, які довели свою ефективність у роботі з двомірними сигналами, тобто, зображеннями. Існують різні методи навчання нейромереж (з вчителем, без вчителя, з підкріпленням та інші), і всі вони засновані на вивченні прикладів із бази даних.

Процес навчання досить простий: з бази даних вибирається приклад, що проходить через нейронну мережу у вигляді сигналу, на виході видає певну відповідь, і якщо помилка для даного зразка мала, то вважається, що для конкретного прикладу мережа зрозуміла взаємозв'язок, інакше - відбувається налаштування ваг входів, і навчання продовжується.

ЕКГ - сигнал з повторювальним патерном (чітко можна виділити структури як QRS комплекс, Р, Т та інші ключові точки), тому логічно використовувати згорткові нейронні мережі, де через оператор згортки можна виділяти ці структури або рекурентні нейронні мережі через їх гарну пристосованість до роботи з рядами чисел.

Найбільш добре для вирішування даної задачі зарекомендували себе згорткові нейронні мережі, що представляють собою НМ, в якій присутній шар згортки (convolutional layer), субдискретизації (pooling layer) і повнозв'язний шар (fully connected layer).

Шари згортки і субдискретизації складаються з декількох «рівнів» нейронів, що називаються картами ознак (feature maps), або каналами (channels). Кожен нейрон такого шару з'єднаний з невеликою ділянкою попереднього шару, що називається рецептивних полем. У разі зображення, карта ознак є двовимірним масивом нейронів. Нейрони сусідніх шарів пов'язані за допомогою механізму просторової локалізації. Даний тип

мереж широко застосовують для оптичного розпізнавання образів та класифікації зображень. Згорткові нейронні мережі прекрасно масштабуються і можуть використовуватися для розпізнавання образів, якого завгодно великого масштабу.

Сучасні архітектури згорткових нейромереж дуже ускладнилися. Прикладом таких архітектур є AlexNet, GoogleNet, VGGNet, ResNet та інші.

Для вирішування проблеми також варто виділити залишкові мережі (ResNet) - це архітектура CNN, яка дала чудові результати в комп'ютерному зорі. При збільшенні глибини нейромережі, одна з найчастіших проблем - це затухання градієнта при зворотному проході, і як наслідок, погіршення роботи нейронної мережі. Зокрема загасання градієнта і втрата інформації найчастіше трапляється через використання популярного шару *relu* як функції активації. Для того щоб «допомогти» мережі, було запропоновано ввести пропускають з'єднання (Shortcut Connections), Таким чином загасання градієнта не відбудеться, тому що завжди буде виконаний зворотний прохід по вузлам мережі.

Всю практику ЕКГ-аналізу можна представити як багатоетапний процес, метою якого є виявлення симптомів серцево-судинних захворювань та усунення їх причин. Перерахуємо етапи цього процесу:

- 1) збір даних;
- 2) пряме перетворення даних;
- 3) обробка даних, включаючи виділення лікарських інформативних ознак і посилення їх значимості на основі математичного аналізу;
- 4) інтерпретація результатів обробки;
- 5) зворотне перетворення даних;
- 6) оцінка ступеня розбіжності вхідних і вихідних даних;
- 7) прийняття діагностичного рішення [2].

У роботі [3] класифікуються короткі сегменти ЕКГ на чотири класи (фібриляції передсердя, нормальний стан, інші ритми або шум) на основі

бази даних ЕКГ сигналів Physionet. Порівнюється сучасний класичний класифікатор на основі екстракцій ознак і згортковий нейромережевий підхід. Обидва методи пройшли навчання, використовуючи дані бази даних, доповнені з додаткової бази даних. Класифікатор з використанням НМ отримав оцінку F1-72,0% на навчальному наборі (5-кратна перехресна перевірка), і 79% на прихованому тестовому наборі.

У роботі [4] розробляється алгоритм, який перевищує ефективність роботи кардіологів-сертифікованих кардіологів при виявленні широкого спектру аритмій серця від ЕКГ, записані кардіомонітором. На наборі даних тренується 34-шарова згорткова нейронна мережа, яка відображає послідовність зразків ЕКГ до послідовності класів ритму. Комітети сертифікованих кардіологів зазначають золотий стандарт - тестовий набір, на якому порівнюється продуктивність моделі до моделі 6 інших кардіологів. Модель перевищує середню ефективність кардіолога як у чутливості, так і в точності.

У роботі [5] була проведена підготовка глибокої нейронної мережі для класифікації ЕКГ на такі категорії: нормальний синусовий ритм, фібриляція передсердь, інший ритм. Набір даних складається з 12 186 сигнальних форм, поданих AliveCorR для використання у 2017 році Physionet Challenge. Модель використовує акцент при класифікації. Нейронна мережа має 13 шарів, включаючи розширені згортки, максимальне об'єднання, активацію ReLU, пакетну нормалізацію. Карти активації класу були сформовані перед шаром softmax. Модель генерує такі середні оцінки, для всіх класів ритму на наборі даних перевірки: F1 = 0,84, та точність = 0,88.

Отже, для глибокого аналізу структури ЕКГ сигналів варто виділити згорткові нейронні мережі, що враховують всі особливості будови ЕКГ сигналів та широко і якісно зарекомендували себе у роботах багатьох

науковців для виявлення небезпечних порушень з боку серцевої системи для лікування та профілактики хвороби.

Література

1. Файнзильберг Л. С. Новая информационная технология обработки ЭКГ для выявления ишемической болезни сердца при массовых обследованиях населения / Л. С. Файнзильберг // Управляющие системы и машины. 2005. № 3. С. 63-71. Библиогр.: 31
2. Шамин Е.А. Перспективные направления ЭКГ-анализа/ Шамин Е.А., Истомина Е.В., Истомин Б.А., Лавреев А.А. // «Медицинские информационные системы»: известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск. Таганрог, 2009. №9. С.89-93.
3. Andreotti F. Comparing Feature-Based Classifiers and Convolutional Neural Networks to Detect Arrhythmia from Short Segments of ECG / Andreotti, F., Carr, O., Pimentel, M.A.F., Mahdi, A., & De Vos, M. Computing in Cardiology. Rennes (France), Vol. 44. PP.1-4.
4. Rajpurkar P. Cardiologist-Level Arrhythmia Detection with Convolutional Neural Networks / Pranav Rajpurkar, Awni Y. Hannun, Masoumeh Haghpanahi, Codie Bourn, Andrew Y. Ng. URL: <https://arxiv.org/pdf/1707.01836v1.pdf>
5. Goodfellow S. D. Towards Understanding ECG Rhythm Classification Using Convolutional Neural Networks and Attention Mappings / S. D. Goodfellow, A. Goodwin, R. Greer, P. C. Laussen, M. Mazwi, D. Eytan. Machine Learning for Healthcare. Proceedings of Machine Learning Research 85:1–18, 2018, PP. 1-18.