

ЗАСТОСУВАННЯ СІАМСЬКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ВИЯВЛЕННЯ СЕРЦЕВО-СУДИННИХ ЗАХВОРЮВАНЬ ЗА НЕСТАЧІ ТРЕНУВАЛЬНИХ ДАНИХ

Мневець А.В.¹⁾, Іванушкіна Н. Г.²⁾, Іванько К. О.³⁾

НТУУ КПІ, 03056 Україна, Київ, вул. Політехнічна 16, корп.12, к.423

¹⁾ amnivec-ee22@ill.kpi.ua, ²⁾ niva-ee@ill.kpi.ua, ³⁾ ivanko-ee@ill.kpi.ua

Особлива цінність підходів до діагностики з використанням машинного навчання полягає в тому, що натреновані алгоритми здатні виявляти патологічні зміни міокарда на ранніх стадіях. Наприклад, відомо, що своєчасне виявлення пізніх потенціалів шлуночків (ППШ) або передсердь (ППП) на ЕКГ може сигналізувати про розвиток небезпечних для життя аритмій. Виявлення цих потенціалів дозволяє своєчасно призначити профілактичне лікування, що може значно знизити ризик раптової серцевої смерті.

Сіамські нейронні мережі широко застосовуються в розпізнаванні обличчя, коли надано лише декілька фото людини для розпізнавання [1]. Завдяки структурі з двома однаковими гілками, ці мережі здатні навчитися визначати схожість між парами сигналів, що дозволяє ефективно виділяти ключові відмінності між нормальними та патологічними ЕКГ, навіть при нестачі даних для різних типів патологій.

В якості навчальних даних, було використано сигнали з публічної бази даних «РТВ-ХЛ» [2]. Ця база даних налічує близько 22000 записів дванадцяти-канальних ЕКГ з різними патологіями. Для тестування сіамської нейронної мережі було створено три патологічні класи: ЕКГ з ППШ; ЕКГ з ППП; ЕКГ з ППШ та ППП; а також ЕКГ в нормі. Пізні потенціали були штучно локалізовані на кожному серцевому циклі. Процес поширення потенціалів дії був змодельований на основі моделі паралельних провідностей [3].

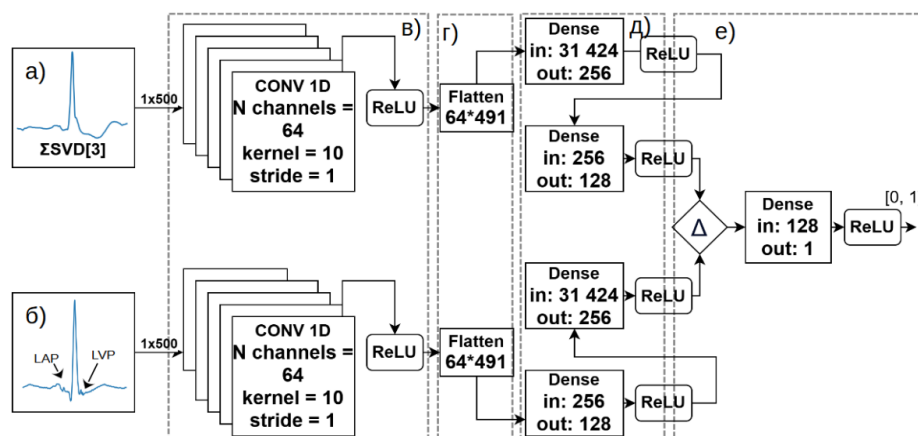


Рис. 1 – Архітектура нейронної мережі: а) вхідний шар 1 - SVD характеристика патологічного QRS; б) вхідний шар 2 - усереднений кардіоцикл; в) згортковий шар; г) шар розгортки, д) повнозв'язні шари; е) вихідний шар.

На рис. 1 показано архітектуру сіамської нейронної мережі яку було спроектовано для виявлення серцево-судинних патологій. Якщо провести SVD розклад

150 усереднених кардіоциклів з патологією, а потім виділити суму перших трьох сингулярних векторів з їх сингулярними значеннями, то отримаємо вектор ознак, який буде описувати відповідну патологію (рис. 1 а). Тоді тренування сіамської нейронної мережі буде полягати в навчанні виявлення різниці тестового кардіоциклу (рис. 1 б) та поданого вектору ознак. Така структура нейронної мережі дозволяє створювати вектор ознак зі значно зменшеною кількістю даних для навчання, та дуже гнучко налаштовувати морфологічні ознаки патології на ЕКГ. Сіамська мережа складається зі згорткового шару (рис 1. в), що тренує 64 карти ознак. Вихід цих ознак через шар розгортки (рис. 1 г), потрапляє на групу повнозв'язних шарів (рис. 1 д). Виходи повнозв'язних шарів порівнюються за критерієм відмінності, а потім потрапляють на шар, який приймає рішення щодо відповідності тестового сигналу та вектору ознак патологічного ЕКГ сигналу (рис. 1 е).

З кожного класу було виділено по 100 векторів ознак, сформованих із випадково обраних 150 кардіоциклів з патологією. На основі порівняння векторів ознак та кожним із кардіоциклів було проведено тренування сіамської мережі. Відношення тренувальних та тестових даних було обрано 80%:20%.

Тестування нейронної мережі було проведено за декількома різними методами. По перше, на вхідний шар 1 було подано вектор ознак, сформований з тренувальної вибірки (Тест 1). По друге, вхідний вектор ознак було побудовано на основі даних, які не були залучені до навчання (Тест 2). Для тренування було обрано розмір навчальної вибірки для однієї епохи – 150, кількість епох – 500, критерієм якості було обрано бінарну перехресну ентропію.

Таблиця 1 – Результати тестування роботи сіамської нейронної мережі

| | Тест 1 | | | | Тест 2 | | | |
|-------------------|--------|------|------|------------|--------|------|------|------------|
| | Норма | ППШ | ППП | ППШ ППП | Норма | ППШ | ППП | ППШ ППП |
| Чутливість | 1.00 | 0.97 | 0.83 | 0.99 | 0.97 | 0.69 | 0.40 | 0.52 |
| Специфічність | 1.00 | 0.99 | 0.87 | 1.00 | 0.93 | 0.91 | 0.84 | 0.89 |
| Загальна точність | 1.00 | 0.99 | 0.87 | 1.00 | 0.94 | 0.83 | 0.72 | 0.85 |

Висновки. Тестування розробленої сіамської нейронної мережі продемонструвало високу точність класифікації з використанням векторів ознак, отриманих на основі зменшеної кількості вхідних даних. Тестування різними методами показало, що вектор ознак для класифікації може бути сформований з даних, що не брали участь у навчанні.

Список літератури:

1. Li Z., Wang H., Liu X. A One-Dimensional Siamese Few-Shot Learning Approach for ECG Classification under Limited Data. EMBC IEEE, м. Mexico, 2021 р. URL: <https://doi.org/10.1109/embc46164.2021.9630622>
2. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset / P. Wagner та ін. *Scientific Data*. 2020. Т. 7, № 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41597-020-0495-6>
3. Fagan X., Ivanko K., Ivanushkina N. Detection of Ventricular Late Potentials in Electrocardiograms Using Machine Learning. *Advances in Computer Science for Engineering and Education III*. Cham, 2020. P. 487–497. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-55506-1_44