

МОДЕЛІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ АРИТМІЙ ЗА ЕКГ

Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна

Анотація

В роботі наведено огляд підходів машинного та глибокого навчання для раннього виявлення аритмій за ЕКГ. Проаналізовано класичні моделі на ручних ознаках і сучасні архітектури глибокого навчання для 1D-сигналів. Особливу увагу приділено протоколам валідації, проблемі дисбалансу класів та методам підвищення достовірності й інтерпретованості результатів.

Ключові слова: ЕКГ, аритмія, машинне навчання, глибоке навчання, 1D-CNN, валідація

Abstract

This paper reviews machine learning and deep learning approaches for early arrhythmia detection from electrocardiographic signals. Classical feature-based models and modern deep architectures for 1D ECG are discussed. Particular attention is paid to validation protocols, class imbalance, and methods to improve reliability and interpretability of the predictions.

Keywords: ECG, arrhythmia, machine learning, deep learning, 1D-CNN, validation.

ВСТУП

Раннє виявлення аритмій за ЕКГ дедалі частіше розглядається як задача інтелектуального аналізу сигналів, де ключову роль відіграють моделі машинного навчання (МН) та глибокого навчання. Основними викликами залишаються міжпацієнтна варіативність, дисбаланс класів, різна тривалість епізодів і потреба у високій надійності для клінічного застосування.

КЛАСИЧНІ МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Класичні підходи будуються на ручному виділенні ознак (RR-інтервали, показники варіабельності серцевого ритму, морфологічні параметри зубців і комплексів P-QRS-T, часові та частотні характеристики, вейвлет-коефіцієнти) з подальшою класифікацією за допомогою SVM, k-NN, наївного Байєса, дерев рішень, випадкових лісів або градієнтного бустингу [1;2]. Зазначені методи дозволяють формувати зрозумілі для експерта правила прийняття рішень та забезпечують відносно стабільну роботу за обмежених обчислювальних ресурсів. Основними перевагами класичних моделей є інтерпретованість результатів, можливість аналізу внеску окремих ознак та простота реалізації. Водночас їх ефективність значною мірою залежить від якості попередньої обробки сигналів і коректності вибору ознак. За наявності шумів, артефактів або міжпацієнтної варіативності морфології ЕКГ здатність таких моделей до узагальнення суттєво знижується, що обмежує їх застосування у клінічних системах довготривалого моніторингу.

ГЛИБОКЕ НАВЧАННЯ ДЛЯ ЕКГ

Моделі глибокого навчання здатні виконувати спільне навчання представлень і класифікатора без явного ручного конструювання ознак, що є суттєвою перевагою при аналізі складних нестаціонарних сигналів ЕКГ [3]. Для одновимірних часових рядів найчастіше застосовують згорткові нейронні мережі (1D-CNN), які ефективно витягують локальні шаблони комплексів QRS та морфологічні відмінності між серцевими скороченнями. Для моделювання довготривалих залежностей між послідовними скороченнями використовують рекурентні мережі (LSTM, GRU), а також attention-моделі та трансформери, що дозволяють враховувати контекст епізодів аритмії на тривалих часових інтервалах [4]. Перспективним напрямом є пацієнт-специфічні та адаптивні підходи з донавчанням моделей, які зменшують кількість хибних спрацювань і підвищують надійність автоматичної діагностики. Для практичного впровадження таких систем важливими

залишаються компроміс між точністю та обчислювальною складністю моделей, а також методи оптимізації, зокрема квантизація та прунінг нейронних мереж для реалізації на вбудованих та портативних пристроях.

Перспективним напрямом є пацієнт-специфічні або адаптивні моделі (fine-tuning), які враховують індивідуальну морфологію ЕКГ та зменшують кількість хибних тривог у довготривалому моніторингу [5]. Для практичного впровадження важливими є компроміс «точність–складність», квантизація/прунінг та реалізація на вбудованих платформах.

ДАНІ, ВАЛІДАЦІЯ ТА ПІДВИЩЕННЯ ДОСТОВІРНОСТІ

Надійність висновків суттєво залежить від правильного дизайну експерименту: розділення на train/test за пацієнтами, застосування стратифікованої крос-валідації та однакових протоколів оцінювання на відкритих базах даних. Великі мультицентрові набори (наприклад, PTB-XL) полегшують перевірку узагальнюваності моделей [6].

Для боротьби з дисбалансом класів доцільні вагові функції втрат, over/under-sampling, генеративні підходи або навчання з фокусом на рідкісні події. Підвищенню достовірності сприяють ансамблювання, калібрування ймовірностей, виявлення «невпевнених» випадків та пояснюваність (saliency/Grad-CAM для 1D-CNN), що дозволяє експерту перевірити, які фрагменти сигналу вплинули на рішення [7;8].

ВИСНОВКИ

Огляд показує, що поєднання стійкої попередньої обробки з сучасними моделями (1D-CNN, attention-архітектури) та коректною валідацією за пацієнтами є ключем до створення систем раннього виявлення аритмій. Подальші дослідження доцільно спрямувати на адаптацію моделей до конкретного пацієнта, підвищення інтерпретованості та перевірку в реальних клінічних сценаріях.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Goldberger A. L., Amaral L. A. N., Glass L. et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*. 2000. Vol. 101, No. 23. P. e215–e220. DOI: 10.1161/01.CIR.101.23.e215.
2. Moody G. B., Mark R. G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*. 2001. Vol. 20, No. 3. P. 45–50. DOI: 10.1109/51.932724.
3. Wagner P., Strodthoff N., Bousseljot R.-D. et al. PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset. *Scientific Data*. 2020. Vol. 7. Article 154. DOI: 10.1038/s41597-020-0495-6.
4. Kiranyaz S., Ince T., Gabbouj M. Real-Time Patient-Specific ECG Classification by 1-D Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2016. Vol. 63, No. 3. P. 664–675. DOI: 10.1109/TBME.2015.2468589.
5. Acharya U. R., Fujita H., Oh S. L. et al. Application of deep convolutional neural network for automated detection of myocardial infarction using ECG signals. *Information Sciences*. 2017. Vol. 415–416. P. 190–198. DOI: 10.1016/j.ins.2017.06.027.
6. Hannun A. Y., Rajpurkar P., Haghpanahi M. et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network. *Nature Medicine*. 2019. Vol. 25, No. 1. P. 65–69. DOI: 10.1038/s41591-018-0268-3.
7. Rajpurkar P., Hannun A. Y., Haghpanahi M., Bourn C., Ng A. Y. Cardiologist-Level Arrhythmia Detection with Convolutional Neural Networks. *arXiv:1707.01836*. 2017.
8. Clifford G. D., Azuaje F., McSharry P. E. *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*. Artech House. 2006.

Матеуш Владислав Сергійович – аспірант групи G22-25a, факультет інформаційних електронних систем, Вінницький національний технічний університет, e-mail: vladick.mateush2014@gmail.com

Науковий керівник – Тимчик Сергій Васильович, канд. тех. наук, декан факультету інформаційних електронних систем, доцент кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, e-mail: tymchyk@vntu.edu.ua

Mateush Vladyslav Serhiiovych – PhD student of group G22-25a, Faculty of Information Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, e-mail: vladick.mateush2014@gmail.com

Scientific supervisor – Tymchyk Serhii Vasylovych, PhD in Technical Sciences, Dean of the Faculty of Information Electronic Systems, Associate Professor of the Department of Biomedical Engineering and Opto-Electronic Systems, Vinnytsia National Technical University, e-mail: tymchyk@vntu.edu.ua