

МЕТОДИ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ ТА ВИДІЛЕННЯ ОЗНАК ЕКГ ДЛЯ РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ АРИТМІЙ

Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна

Анотація

У роботі узагальнено сучасні підходи до попередньої обробки ЕКГ, детекції комплексів QRS та виділення ознак для задач раннього виявлення аритмій. Розглянуто типові джерела завад, методи фільтрації й робастної сегментації, а також часові, морфологічні та вейвлет-ознаки, що використовуються у класифікації. Визначено практичні рекомендації щодо підготовки даних для моделей машинного навчання.

Ключові слова: ЕКГ, аритмія, попередня обробка, QRS, вейвлет-перетворення, машинне навчання.

Abstract

The paper summarizes modern approaches to ECG preprocessing, QRS detection and feature extraction for early arrhythmia detection. Typical noise sources, filtering and robust segmentation methods are reviewed, together with time-domain, morphological and wavelet-based features used in classification. Practical recommendations for data preparation for machine learning models are provided.

Keywords: ECG, arrhythmia, preprocessing, QRS detection, wavelet transform, machine learning.

ВСТУП

Електрокардіографія (ЕКГ) є базовим методом оцінювання електричної активності серця та широко застосовується у скринінгу і тривалому моніторингу (Holter). Для задач раннього виявлення аритмій характерні значні обсяги даних і варіативність сигналів між пацієнтами, тому якісна попередня обробка та стабільне виділення інформативних ознак є критичними для подальшого машинного навчання.

Відкриті банки даних (наприклад, PhysioNet/PhysioBank) та стандартизовані колекції на кшталт MIT-BIH сформували основу для відтворюваних досліджень і порівняння алгоритмів, однак якість сигналів і наявність артефактів у реальних записах вимагають підсиленої обробки перед аналізом [1].

ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ТА СЕГМЕНТАЦІЯ

Найпоширеніші завади ЕКГ: дрейф ізолінії (baseline wander), мережеві наводки 50/60 Гц, м'язові артефакти та рухові перешкоди. Типовий конвеєр очищення включає: високочастотне/смугове фільтрування для придушення дрейфу ізолінії, режекторний (notch) фільтр для мережевих наводок, згладжування або робастні методи для зменшення електромагнітної складової.

Для адаптивного пригнічення нестационарних завад ефективними є підходи на основі вейвлет-перетворення, які дозволяють локалізувати зміни в часі та частоті, і виконувати вибіркове пороговування коефіцієнтів. Додатково, у практичних системах аналізу ЕКГ дедалі частіше застосовуються адаптивні та нелінійні методи фільтрації, зокрема фільтри Калмана, емпірична модова декомпозиція (EMD) та її варіанти. Такі підходи дозволяють розкласти сигнал на набір внутрішніх мод та окремо пригнічувати компоненти, що відповідають шумам і артефактам, зберігаючи при цьому клінічно значущу морфологію хвиль ЕКГ. Особливо це актуально для довготривалих записів Holter, де характеристики завад можуть істотно змінюватися з часом.

Ключовим етапом є детекція комплексів QRS та локалізація R-піків. Класичним стандартом залишається алгоритм Pan-Tompkins, що поєднує фільтрацію, диференціювання, піднесення до квадрату та інтегрування у ковзному вікні. Для підвищення стійкості до змін амплітуди й форми комплексу застосовують також морфологічні методи (математична морфологія, огортання), які добре працюють за умов імпульсного шуму [2;3].

ВИДІЛЕННЯ ОЗНАК ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ АРИТМІЙ

Ознаки для аналізу аритмій умовно поділяють на часові, морфологічні та спектральні. До часових відносять RR-інтервали, статистики їх варіабельності та показники HRV; вони особливо корисні для виявлення порушень ритму. Морфологічні ознаки описують форму P-, QRS- і T-хвиль (тривалість QRS, амплітуди, сегмент ST, інтервали PR/QT), що дає змогу диференціювати ектопічні скорочення, блокади та ішемічні зміни.[4;5]

У частотно-часовому представленні (вейвлет-коефіцієнти, пакети вейвлетів) зручно виділяти локальні зміни у різних діапазонах частот, що підвищує чутливість до тонких морфологічних відхилень і зменшує залежність від точності вирівнювання комплексів.

Практично важливим є нормування амплітуди, уніфікація частоти дискретизації, а також формування навчальних вибірок з розділенням за пацієнтами (patient-wise split) для запобігання завищенню даних через «витік» інформації. Окрім традиційних ознак, у сучасних дослідженнях застосовуються нелінійні характеристики, такі як ентропійні показники (approximate entropy, sample entropy), фрактальні розмірності та показники складності сигналу.[5;6] Вони дозволяють кількісно описати ступінь нерегулярності серцевого ритму та виявляти приховані закономірності, що не завжди помітні у часовій або частотній областях. Поєднання таких ознак з класичними показниками HRV підвищує чутливість систем до ранніх проявів аритмій. З точки зору практичної реалізації, важливим етапом є зменшення розмірності ознакового простору за допомогою методів відбору або проєкції ознак (PCA, LDA, методи на основі важливості ознак). Це дозволяє знизити ризик перенавчання моделей машинного навчання та покращити стабільність класифікації при роботі з обмеженими навчальними вибірками.[7;8]

ВИСНОВКИ

Огляд показує, що якісна попередня обробка (робастне пригнічення завад) та коректна сегментація QRS є передумовою відтвореного виділення ознак. Поєднання часових, морфологічних і вейвлет-ознак формує інформативний простір для подальших алгоритмів машинного навчання, особливо у задачах раннього виявлення аритмій, де важлива висока чутливість при низькому рівні хибних спрацювань.

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. Pan J., Tompkins W. J. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1985. Vol. BME-32, No. 3. P. 230–236. DOI: 10.1109/TBME.1985.325532.
4. Chen H., Duan D. QRS complex detection algorithm based on mathematical morphology and envelope. In: *Proceedings of the 27th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*. 2005. P. 4654–4657. DOI: 10.1109/IEMBS.2005.1615508.
5. Addison P. S. Wavelet transforms and the ECG: a review. *Physiological Measurement*. 2005. Vol. 26, No. 5. P. R155–R199. DOI: 10.1088/0967-3334/26/5/R01.
6. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *Circulation*. 1996. Vol. 93, No. 5. P. 1043–1065. DOI: 10.1161/01.CIR.93.5.1043.
7. Sörnmo L., Laguna P. *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*. Academic Press (Elsevier). 2005.
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