

Предварительная обработка сигналов для мультимодальной классификации 12-канальных сигналов электрокардиограмм

М.Р. Киладзе

Северо-Кавказский Федеральный университет

Аннотация: Автоматическая классификация сигналов электрокардиограмм позволит оказать своевременную медицинскую помощь пациентам при оказании первой медицинской помощи. Нейросетевые модели классификации сигналов электрокардиограмм, включающие в себя этап предварительной обработки сигналов, позволяют повысить точность отнесения электрокардиограмм к той или иной категории аритмий. В работе представлен вычислительный метод предварительной обработки сигналов электрокардиограмм, включающий в себя шумоподавление с использованием дискретного вейвлет-преобразования и выделение морфологических признаков методами частотного анализа. Результаты моделирования классификации 12-канальных сигналов электрокардиограмм с использованием этапа их предварительной обработки показали увеличение точности классификации на 23,2% по сравнению с классификацией без предварительной обработки сигнала.

Ключевые слова: классификация сигналов электрокардиограммы, нейронная сеть с долгосрочной короткой памятью, метаданные, предварительная обработка сигналов, вейвлет-преобразование, спектральный анализ, PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2021.

Введение

Согласно статистике, опубликованной на сайте Росстата Ставропольского края [1], в 2022 году скончалось 33 557 человек: из них 14 501 от заболеваний сердечно-сосудистой системы, что относится к 43% от общего числа скончавшихся. Для диагностики сердечно-сосудистых заболеваний в медицине используются электрокардиограммы, регистрирующие изменения в работе сердца [2].

Наиболее распространенными видами аритмий являются: синусовая брадикардия, мерцательная аритмия, синусовый ритм, синусовая тахикардия и трепетание предсердий. Синусовая брадикардия возникает в результате уменьшения частоты сердечных сокращений до менее чем 60 ударов в минуту. Незначительные изменения частоты сердечных сокращений служат сигналом о начале патологического процесса в организме и требуют полной диспансеризации. Значительное выражение синусного ритма чревато

обморочными состояниями и внезапной остановкой сердца [3]. Мерцательная аритмия - одна из наиболее распространенных аритмий, признаком наличия этой аритмии на сигналах электрокардиограммы является отсутствие зубцов Р [4]. Сохранение правильного синусового ритма при учащении частоты сердечных сокращений от 90 до 160 в минуту является признаком синусовой тахикардии. Синусовый ритм - это любой сердечный ритм, при котором деполяризация сердечной мышцы начинается в синусовом узле [5]. Это необходимо, но недостаточно, для нормальной электрической активности в сердце. На электрокардиограмме (ЭКГ) синусовый ритм характеризуется наличием зубцов Р, которые являются нормальными по морфологии [6]. Трепетание предсердий - распространенное нарушение сердечного ритма, которое начинается в камерах предсердий сердца [7]. Когда оно возникает впервые, оно обычно связано с учащенным сердцебиением и классифицируется как тип наджелудочковой тахикардии [8]. На рисунке 1 представлены описанные аритмии.

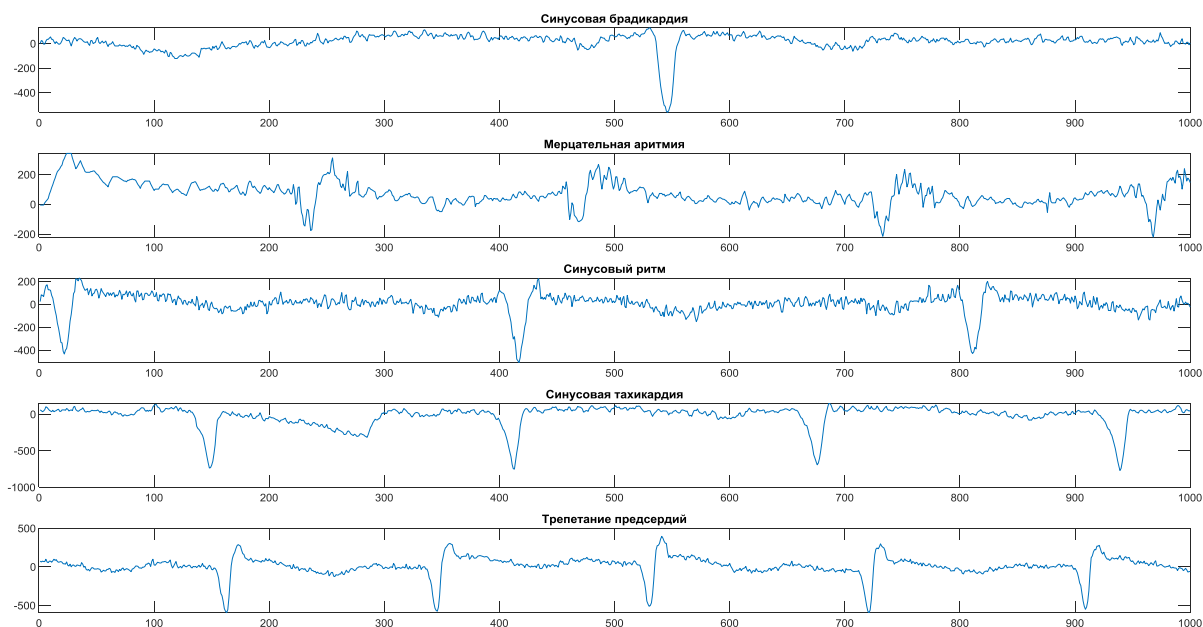


Рис. 1. –Некоторые виды аритмий, регистрируемых электрокардиографом.

Этапы нейросетевой обработки сигналов ЭКГ включают в себя: техническую предварительную обработку данных (уравнивание по длине

сигналов, их количеству, частоты дискретизации и т.д.), морфологическую предварительную обработку данных (удаление шумов, выделение морфологических признаков), подготовку к обучению (представление сигналов в виде изображений, устранение дисбаланса данных и так далее) и обработку нейронной сетью. Все эти этапы не являются обязательными. Каждый из этапов можно пропустить. Например, авторы работ [9-11] используют этап морфологической предварительной обработки сигналов ЭКГ, авторы работы [12] представляют изображения в виде трёхмерных изображений, а авторы [13], [14] перед нейросетевой классификацией проводят только техническую предварительную обработку сигналов ЭКГ.

В этой работе мы предлагаем нейронную сеть с предварительной морфологической обработкой сигналов ЭКГ для классификации аритмий сердечного ритма. Используемая нейронная сеть описана в работе [15]. Здесь подробно описан метод предварительной обработки для 12-канальной ЭКГ, содержащий в себе шумоподавление и выделение морфологических признаков.

Математическая модель

В статье представлен метод предварительной обработки сигналов двенадцати канальных ЭКГ с целью классификации рекуррентной нейронной сетью LSTM. На рис. 2 представлена архитектура предложенного метода. Предварительная обработка сигналов включает в себя шумоподавление вейвлет-преобразованием и отбор таких морфологических признаков, как выделение волны Р на потоке сигналов ЭКГ, частотной фильтрацией. Отсутствие либо наличие волны Р является показателем для определения мерцательной аритмии. В работе [16] мы уже использовали данные способы предварительной обработки для одноканальных сигналов ЭКГ. Данный метод показал повышение точности классификации сигналов по сравнению с классификацией без предварительной обработки данных.

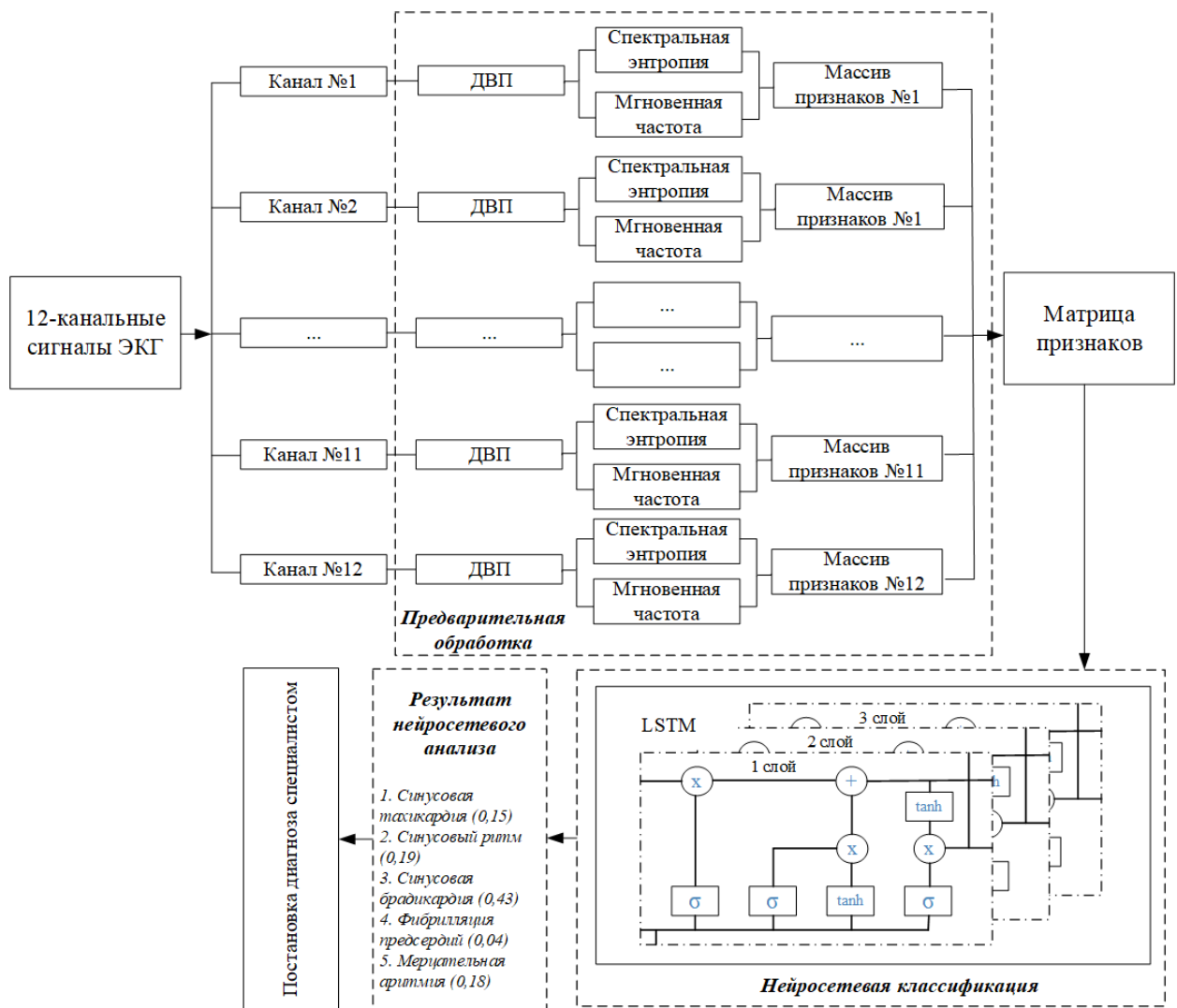


Рис. 2. – Архитектура предложенного метода.

Вейвлет-преобразование - распространенный способ очистки сигнала от шума [17]. Процесс очистки сигналов ЭКГ представлен на рисунке 3.



Рис. 3. – Этапы очистки сигналов электрокардиограмм от шума

Первый этап очистки сигналов ЭКГ от шума происходит с использованием ДВП. Для дискретного разложения необходимо вычислить вейвлет-коэффициенты прямого преобразования:

$$C_{mk} = \int_0^n S(t)\psi_{mk}(t)dt,$$

где n - число отчетов сигнала ЭКГ, $S(t)$ - сигнал ЭКГ, ψ_{mk} - материнский вейвлет, $m, k \in Z$.

Для получения ДВП-разложения обычно используют низкочастотный анализирующий фильтр (low-pass) с импульсным откликом g и высокочастотный анализирующий фильтр (high-pass) с импульсным откликом h . В результате применения фильтрации получаются аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты [18]:

$$y_{low}(t) = \sum_{k=0}^n C_{mk}(k)g(2t - k),$$

$$y_{high}(t) = \sum_{k=0}^n C_{mk}(k)h(2t - k).$$

Следующим пунктом очистки сигналов ЭКГ является выбор пороговой функции и порогового предела. Пороговый предел – значение, определяющее наличие шума на сигнале. Если значение вейвлет-коэффициента в данный момент отчета больше значения порога, то оно считается значением сигнала, если меньше, то шумом.

В предложенном нами методе мы использовали минимаксный порог:

$$T \leq \sqrt{2\ln N}, T^2 = 2 \ln(N + 1) - 4 \ln(\ln(N + 1)) - \ln 2\pi.$$

Вейвлет-коэффициенты преобразуются пороговым пределом с помощью пороговых функций. Чаще всего применяются функции жесткого и мягкого определения порога [18]. Нами была использована функция мягкого определения порога:

$$0 \leq \max\left(1 - \frac{T}{|x|}, 0\right) \leq 1,$$

где x - значение вейвлет-коэффициента.

Заключаящим пунктом в очистке сигнала от шума является обратное ДВП [18]:

$$S(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \tilde{g}_k y_{lowk}(t) + \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \tilde{h}_{mk} y_{highk}(t),$$

где $S(t)$ - очищенный сигнал ЭКГ, \tilde{g}_k и \tilde{h}_{mk} - аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты после обработки пороговой функцией.

Для расчета спектральной энтропии и мгновенной частоты k -ого отсчета электрокардиограммы применяются следующие выражения:

$$V_1 = -\sum_{i=1}^N p_i \log n_i, \quad (1)$$

$$V_2 = \frac{1}{2\pi} \frac{dl(t)}{dt}.$$

Результатом вычисления V_1 и V_2 является массив признаков, описывающих морфологические особенности работы сердца. В выражении (1) p_i – вероятность появления того же числового значения при регистрации сигналов ЭКГ. Частота появления одного и того же значения указывает на частоту появления той или иной волны на потоке кардиограмм. Объединение полученных массив-признаков позволяет получить матрицу признаков расположения морфологических кардиологических волн. Эти матрицы являются входными данными для последующей нейросетевой классификации.

Нейросетевая классификация происходит с использованием рекуррентной нейронной сети LSTM, позволяющей учитывать изменения, возникающие на временном кардиологическом ряду. Подробно архитектура используемой нейронной сети описана в работе [15]. Результаты моделирования классификации с использованием предложенного

вычислительного метода для предварительной обработки сигналов представлены в следующем пункте.

Результаты моделирования

Моделирование предложенного нами метода было проведено в среде MatLab 2020b, на выборке из открытой базы кардиологических данных PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2021 [19]. Из базы данных были использованы данные от трех тысяч пациентов, имеющих в анамнезе определенные типы аритмий, а именно: синусовую брадикардию (SB) и тахикардию (ST), синусовый ритм (SR), мерцательную аритмию (AFib) и трепетание предсердий (AF).

Для оценки точности классификации сигналов электрокардиограмм проведено моделирование классификации сигналов рекуррентной нейронной сетью LSTM без этапа предварительной обработки, с этапом предварительной обработки сигналов, включающим в себя шумоподавление, и с этапом предварительной обработки, включающим в себя шумоподавление и выделение морфологических признаков.

Расчет метрик, представленных в таблице 1, произведен по следующим формулам:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}, \quad (2)$$

$$Spe = \frac{TN}{TN + FN}, \quad (3)$$

$$Sen = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (4)$$

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}. \quad (5)$$

Таблица 1. – Результаты моделирования классификации 12-канальных сигналов электрокардиограмм.

Нейросетевой классификатор	Предварительная обработка сигналов	Acc, %	Spe, %	Sen,%	Мера F1
LSTM	нет	55,50	88,03	53,33	53,33
LSTM	шумоподавление	78,38	73,54	55,15	66,71
LSTM	шумоподавление и выделение морфологических признаков	82,71	66,71	42,36	87,10

В выражениях (2) - (5) TP – истинно положительный результат классификации, TN - истинно отрицательный результат классификации, FP и FN – ложноположительный и ложноотрицательный результаты классификации. Выражение (2) описывает точность классификации сигналов электрокардиограмм, (3) – чувствительность нейросетевой системы, указывающей на способность модели правильно выявлять больных пациентов среди тех, кто действительно имеет такой вид аритмии, (4) – специфичность нейросетевой системы указывает на способность модели правильно определять её непринадлежность к указанному виду аритмии, (5) - единый показатель выполнения теста для положительного класса.

Анализируя данные, представленные в таблице 1, мы видим, что использование этапа предварительной обработки сигналов повышает точность классификации 12-канальных электрокардиограмм. Проведение только предварительного шумоподавления повышает точность классификации на 17,88%, а шумоподавления и выделения морфологических признаков – на 23,21%.

Предложенный метод может быть использован в качестве предварительной обработки 12-канальных сигналов электрокардиограмм для повышения точности классификации нейросетевых архитектур.

Заключение

В работе показано, что использование этапа предварительной обработки 12-канальных сигналов позволяет повысить точность классификации кардиологических данных. Модификация предложенной математической модели может позволить повысить точность классификации 12-канальных сигналов электрокардиограмм, путем характеристики статистических данных и их учета при классификации сигналов электрокардиограмм.

Литература

1. Росстат. Ставропольский край. Официальный сайт. URL: 26.rosstat.gov.ru/folder/28386 (дата обращения: 31.01.2024).
2. Киладзе М.Р., Ляхов П.А., Нагорнов Н.Н. Использование детализирующего вектора для нейросетевой классификации сигналов. // Инженерный вестник Дона. 2023. №11 URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2023/8797.
3. Sunjeet S., Joseph E. M. Evaluating and managing bradycardia // Trends in Cardiovascular Medicine. 2020. V. 30 (5). Pp. 265-272.
4. Струтынский А. В. Электрокардиограмма. Анализ и интерпретация. М.: МЕДпресс-информ, 2009. 224 с.
5. Hampton John R. The ECG Made Easy, International Edition (8th Edition.). Elsevier, 2013. 208 p. ISBN 9780702046421.
6. Gertsch M. The ECG. A Two-Step Approach to Diagnosis. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 2004. 616 p.
7. Sawhney N.S., Anousheh R., Chen W.C. Diagnosis and management of typical atrial flutter // Cardiology Clinics. 2009. №27(1). Pp. 55–67.
8. Link M.S. Clinical practice. Evaluation and initial treatment of supraventricular tachycardia // New England Journal of Medicine. 2012. №367 (15). Pp. 1438–1448.

9. Qi M., Shao H., Shi N., Wang G., Lv Y. Arrhythmia classification detection based on multiple electrocardiograms databases // PLoS ONE. 2023. V. 18 №9, p. e0290995.
 10. Jiménez-Serrano S., Rodrigo M., Calvo C.J., Millet J., Castalls F. From 12 to 1 ECG lead: multiple cardiac condition detection mixing a hybrid machine learning approach with a one-versus-rest classification strategy // Physiol. Meas. 2022. V. 43. P. 064003.
 11. Zahid M.U., Kiranyaz S., Ince T., Devocioglu O.C., Chowdhury M.E.H., Khandakar A., Tahir A., Gabbouj M. Robust R-Peak Detection in Low-Quality Holter ECGs Using 1D Convolutional Neural Network // IEEE Trans Biomed Eng. 2021. V. 69, №. 1. Pp. 119-128.
 12. Safdar M.F., Nowak R.M., Pałka P.A. Denoising and Fourier Transformation-Based Spectrograms in ECG Classification Using Convolutional Neural Network // Sensors. 2022. V. 22 №9576.
 13. Zhaowei Zh. et al. Identification of 27 abnormalities from multi-lead ECG signals: an ensembled SE_ResNet framework with Sign Loss function // Physiol. Meas. 2021. V. 42. P. 065008.
 14. Prabhakararao E. and Dandapat S., Multi-Scale Convolutional Neural Network Ensemble for Multi-Class Arrhythmia Classification // IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. 2022. V. 26 №8. Pp. 3802-3812.
 15. Kiladze M.R., Lyakhova U.A., Lyakhov P.A., Nagornov N.N., Vahabi M. Multimodal Neural Network for Recognition of Cardiac Arrhythmias Based on 12-Lead Electrocardiogram Signals // IEEE Access. 2023. V. 11. Pp. 133744-133754.
 16. Lyakhov P., Kiladze M., Lyakhova U. System for Neural Network Determination of Atrial Fibrillation on ECG Signals with Wavelet-Based Preprocessing // Applied Sciences (Switzerland). 2021. T. 11, №16. P. 7213.
-

17. Bnou K., Raghay S., and Hakim A. A wavelet denoising approach based on unsupervised learning model. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing volume 2020, Article number: 36 (2020). DOI: 10.1186/s13634-020-00693-4.

18. Иванов В.Э. Модулярные вейвлет-фильтры: модели, алгоритмы и средства. Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, Тихоокеанский государственный университет. - Хабаровск: Издательство ТОГУ, 2020. 175 с.

19. Alday E.A.P., Gu A., Shah A.J., Robichaux C., Wong A.K.I., Liu C., Liu F., Rad A.B., Elola A., Seyedi S. Classification of 12-lead ECGs: The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2020 (version 1.0.2). PhysioNet. URL: doi.org/10.13026/dvyd-kd57 (дата обращения: 31.01.2024).

References

1. Rosstat. Stavropolsky kray. Oficial'nyi sait. [Rosstat. Stavropol Territory. Official site]. URL: 26.rosstat.gov.ru/folder/28386. (assessed: 31.01.2024).

2. Kiladze M.R., Lyakhov P.A., Nagornov N.N. Inzhenernyj vestnik Dona. 2023. №11 URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2023/8797.

3. Sunjeet S., Joseph E. M. Trends in Cardiovascular Medicine. 2020. V. 30 (5). Pp. 265-272.

4. Strutinsky A.V. Elektrokardiogramma. Analiz I interpretaciya. [Electrocardiogram. Analysis and interpretation]. M.: MEDpress-inform, 2009. 224 p.

5. Hampton John R. The ECG Made Easy, International Edition (8th Edition.). Elsevier, 2013. 208 p. ISBN 9780702046421.

6. Gertsch M. The ECG. A Two-Step Approach to Diagnosis. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 2004. 616 p.

7. Sawhney N.S., Anousheh R., Chen W.C. *Cardiology Clinics*. 2009. №27 (1). Pp. 55–67.
8. Link M.S. *New England Journal of Medicine*. 2012. №367 (15). Pp. 1438–1448.
9. Qi M., Shao H., Shi N., Wang G., Lv Y. *PLoS ONE*. 2023. V. 18 №9, p. e0290995.
10. Jiménez-Serrano S., Rodrigo M., Calvo C.J., Millet J., Castalls F. *Physiol. Meas.* 2022. V. 43. P. 064003.
11. Zahid M.U., Kiranyaz S., Ince T., Devencioglu O.C., Chowdhury M.E.H., Khandakar A., Tahir A., Gabbouj M. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2022. V. 69, №. 1. Pp. 119-128.
12. Safdar M.F., Nowak R.M., Pałka P.A. *Sensors*. 2022. V. 22 №9576.
13. Zhaowei Zh. et al. *Physiol. Meas.* 2021. V. 42. P. 065008.
14. Prabhakararao E. and Dandapat S., *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2022. V. 26 №8. Pp. 3802-3812.
15. Kiladze M.R., Lyakhova U.A., Lyakhov P.A., Nagornov N.N., Vahabi M. *IEEE Access*. 2023. V. 11. Pp. 133744-133754.
16. Lyakhov P., Kiladze M., Lyakhova U. *Applied Sciences (Switzerland)*. 2021. T. 11, №16. P. 7213.
17. Bnou K., Raghay S., and Hakim A. *Journal on Advances in Signal Processing*. 2020. Vol. 2020, Article number: 36. DOI: 10.1186/s13634-020-00693-4.
18. Ivanov V.E. *Modulyarnye wavlet-filtry: modeli, algoritmy I sredstva*. [Modular wavelet filters: models, algorithms and tools] Khabarovsk: TOGU, 2020. 175 p.
19. Alday E.A.P., Gu A., Shah A.J., Robichaux C., Wong A.K.I., Liu C., Liu F., Rad A.B., Elola A., Seyedi S. *Classification of 12-lead ECGs: The*



PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2020 (version 1.0.2). PhysioNet.
URL: doi.org/10.13026/dvyd-kd57 (assessed: 31.01.2024).

Дата поступления: 1.08.2024

Дата публикации: 11.09.2024