

Оригинальная статья / Original Paper

DOI 10.15826/urej.2021.5.4.001

УДК 004.041; 615.471

Обработка сигналов ЭКГ с помощью вейвлет-анализа: диагностические возможности

А. А. Чупов^{1,2}, А. Е. Жданов^{1,2} ✉, С. Т. Князев²,
Ф. К. Рахматуллов³, Р. Ф. Рахматуллов³, А. Ю. Долганов²

¹ АО «ПО «Уральский оптико-механический завод» им. Яламова»,
Россия, 620100, г. Екатеринбург, ул. Восточная, 336

² Уральский федеральный университет имени первого Президента
России Б. Н. Ельцина, Россия, 620002, г. Екатеринбург, ул. Мира, 32

³ Пензенский государственный университет, Россия, 440026, г. Пенза,
ул. Красная, 40

✉ kancelyariya@uomz.com

Аннотация

Задача распознавания и классификации биомедицинских сигналов является комплексной задачей, относящейся к междисциплинарной области компьютерных наук и медицины. В рамках реализации проекта по разработке нового дефибрилляционного оборудования необходимо решить задачи анализа биомедицинских сигналов электрокардиограммы для получения диагностического решения с возможностью отнесения конкретного состояния к патологическому состоянию пациента. В настоящей статье представлен анализ сигналов электрокардиограммы, учитывающий технические аспекты анализа многокомпонентных сигналов, также описана диагностическая возможность вейвлет-анализа сигналов. Учитывая ограниченный инструментарий анализа сигнала электрокардиограммы с точки зрения набора параметрических данных, вейвлет-анализ позволяет значительно расширить анализ сигналов и перейти в частотно-временную область. Таким образом, использование различных базисных функций вейвлет-преобразования позволяет определить дополнительную диагностически значимую информацию, формализованную в параметрах, извлекаемых из вейвлет-скалограм.

Ключевые слова

электрокардиограмма, анализ ЭКГ, вейвлет-анализ, частотные методы, частотно-временные методы, дефибрилляция, диагностически значимые параметры, вейвлет-скалограмма

Для цитирования

Чупов А. А., Жданов А. Е., Князев С. Т., Рахматуллов Ф. К., Рахматуллов Р. Ф., Долганов А. Ю. Обработка сигналов ЭКГ с помощью вейвлет-анализа: диагностические возможности. *Ural Radio Engineering Journal*. 2021;5(4):337–352. DOI: 10.15826/urej.2021.5.4.001.

ECG Signals Processing by Using Wavelet Analysis: Diagnostic Capabilities

A. A. Chupov^{1, 2}, A. E. Zhdanov^{1, 2} ✉, F. K. Rakhmatullov³,
R. F. Rakhmatullov³, A. Yu. Dolganov²

¹ Joint Stock Company “Production Association ‘Urals Optical & Mechanical Plant’ named after Mr. E. S. Yalamov”, 33B Vostochnaya Str., Ekaterinburg, 620100, Russia

² Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin, 32 Mira Str., Ekaterinburg, 620002, Russia

³ Penza State University, 40 Krasnaya Str., Penza, 440026, Russia

✉ kancelyariya@uomz.com

Abstract

The problem of recognition and classification of biomedical signals is a complex problem related to the interdisciplinary field of computer science and medicine. Within the framework of the project implementation of the development of the new defibrillation equipment, it is necessary to solve the problems of analyzing biomedical signals of the electrocardiogram to obtain a diagnostic solution with the possibility of assigning a specific condition to the pathological condition of the patient. This article presents the analysis of electrocardiogram signals, considering the technical aspects of the analysis of multicomponent signals, and describes the diagnostic possibility of wavelet analysis of ECG signals. The paper considers the limited tools of analyzing the electrocardiogram signal, in particular, limitation of parametric data. Wavelet analysis may significantly expand the analysis of signals and transfer them into the time-frequency domain. Thus, the use of various basic functions of the wavelet transform leads to the determination of the additional diagnostically significant information formalized in the parameters extracted from the wavelet scalogram.

Keywords

electrocardiogram, ECG analysis, wavelet analysis, frequency methods, time-frequency methods, defibrillation, diagnostically significant parameters, wavelet scalogram

For citation

Chupov A. A., Zhdanov A. E., Rakhmatullov F. K., Rakhmatullov R. F., Dolganov A. Yu. ECG Signals Processing by Using Wavelet Analysis: Diagnostic Capabilities. *Ural Radio Engineering Journal*. 2021;5(4):337–352. (In Russ.) DOI: 10.15826/urej.2021.5.4.001.

Введение

Основные составляющие ЭКГ показаны на рис. 1: зубец *P*, который вызван деполяризацией предсердий, комплекс *QRS*, вызванный деполяризацией желудочков и зубец *T*, вызванный реполяризацией желудочков [1]. Промежуток времени от начала зубца *P* до начала комплекса *QRS* называется интервалом *PQ*

и указывает на время, необходимое для прохождения потенциала действия через предсердия и атриовентрикулярный узел. В течение последнего участка интервала PQ электрического напряжения на поверхности тела не регистрируется.

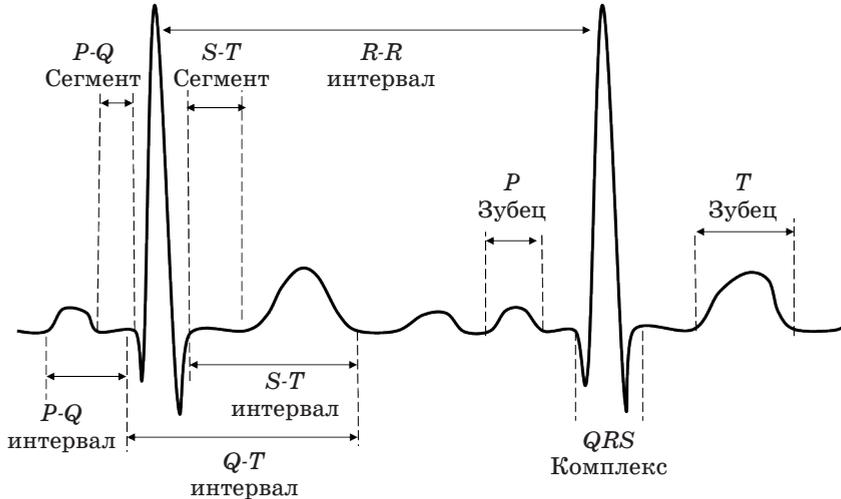


Рис. 1. Стандартный вид сегмента ЭКГ

Fig. 1. Standard view of the ECG segment

Сразу после того, как сердечный импульс выходит из атриовентрикулярный узла и поступает в систему волокон Пуркинью с высокой скоростью проведения, все клетки желудочковой мускулатуры деполяризуются на протяжении очень короткого времени, что приводит к появлению комплекса QRS . Зубец R – это самая крупная отметка на электрокардиограмме, так как мышечные клетки желудочков очень многочисленны и деполяризуются почти одновременно. Реполяризация предсердий не видна на электрокардиограмме, так как она слабо синхронизована и происходит в относительно небольшой по массе ткани, полностью перекрываясь основными процессами, происходящими в это время в желудочках.

За комплексом QRS следует сегмент ST [2; 3]. В норме во время регистрации сегмента ST на поверхности тела не возникает никаких потенциалов, поскольку в это время ни в каких клетках сердца не происходит быстрых изменений мембранных потенциалов; клетки предсердий уже вернулись в фазу покоя, а клетки желудочков находятся в фазе плато потенциала действия. Когда клетки желудочков начинают реполяризоваться, еще раз появляется напряжение на поверхности тела, и на электрокардиограмме это фиксируется как зубец T . Зубец T шире и не такой высокий, как зубец R , так как реполяризация желудочков

менее синхронизирована, чем деполяризация. К моменту завершения зубца T все клетки сердца находятся в состоянии покоя. Потенциалы на поверхности тела не регистрируются, пока не возникнет новый импульс в синоартериальном узле.

Деятельность специализированной проводящей системы является важнейшим фактором, определяющим картину нормальной электрокардиографической записи. Интервал PQ определяет время проведения потенциала через атриовентрикулярный узел. Величина и кратность комплекса QRS отражает деятельность системы Пуркинье.

Конечной целью анализа биомедицинских сигналов является распознавание или классификация сигнала с целью отнесения его к одной из нескольких известных категорий и получение диагностического решения, относящегося к патологическому состоянию пациента. Нужно учитывать, что биомедицинские сигналы являются лишь одним из источников информации для постановки диагноза, поэтому результат классификации сигнала может помочь в процедуре диагностики, но не является единственным фактором. Однако классификация образов, основанная на анализе сигнала, действительно является важным аспектом анализа биомедицинских сигналов. Вид биомедицинского сигнала слишком сложен, чтобы был возможен его тщательный визуальный анализ. Трудно осуществить ручную текущий мониторинг ЭКГ тяжелых кардиологических больных с нарушениями сердечного ритма. Разработка алгоритмов для анализа биомедицинских сигналов, однако является непростой задачей. Изменчивость и разнообразие признаков в биомедицинских сигналах поразительны. Тенденции последнего времени направлены на распознавание физиологических систем через анализ сигналов. Это диагностика, поддерживаемая компьютером, которая тесно связана с проблемами обработки сигналов, распознавания образов и автоматического обучения компьютерных систем.

При разработке алгоритмов анализа биомедицинских сигналов используются такие методы, как адаптивная фильтрация, сегментация и аппроксимация, статистическое обнаружение, корреляционное распознавание, синхронное накопление, динамический кластерный анализ формы биосигналов, структурное распознавание фрагментов. В статье рассматриваются методы машинного обучения по прецедентам или индуктивного обучения, которое основано на выявлении эмпирических закономерностей в данных. Многие методы машинного обучения являются альтернативой классическим статистическим подходам. Они тесно связаны с интеллектуальным анализом данных (data mining). Достаточ-

но распространенной библиотекой для задач машинного обучения в Python является библиотека scikit-learn. Эта библиотека содержит простые и эффективные инструменты для анализа данных, основанного на библиотеках NumPy, SciPy, и matplotlib.

Сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ) – одна из самых актуальных проблем современной медицины. Высокая заболеваемость, значительная частота сердечно-сосудистых осложнений, нередко приводящих к инвалидизации и смерти больных, — все это объясняет большую социальную значимость ССЗ и тот интерес, который проявляют к ее изучению как интернисты, так и представители других профессий [4].

До самых последних лет вопросы патогенеза, профилактики и терапии больных изучались преимущественно клиницистами и представителями теоретической медицины. Между тем при установлении причинно-следственных взаимоотношений при анализе патогенетических механизмов ССЗ возникли серьезные затруднения.

В этом отношении максимального внимания заслуживает разработка и усовершенствование неинвазивных методов диагностики у больных с высоким риском внезапной смерти от ССЗ.

Электрокардиография, несомненно, является основным методом диагностики ССЗ. В свете новой информации, полученной с помощью современных инвазивных и неинвазивных методов исследования, диагностические возможности «обычного» ЭКГ-исследования еще более расширились, выявлены новые признаки, критически пересмотрены классические ЭКГ-критерии ССЗ.

Использование длительной регистрации ЭКГ значительно повышает вероятность выявления ССЗ. Результаты исследований, проведенных с помощью амбулаторного мониторирования ЭКГ, заметно изменили представления о пределах нормы и патологии.

Для регистрации низкоамплитудных потенциалов, которые не выявляются при обычном ЭКГ-исследовании, применяют специальные методы «усредненного» сигнала во времени и пространстве (рис. 2).

Значение внедрения электрофизиологического исследования (ЭФИ) сердца в практику интерниста невозможно переоценить. Данные, полученные с помощью ЭФИ, не просто расширили наши представления о механизмах ССЗ, но и коренным образом изменили их.

В то же время указанные методы имеют свои недостатки при скрининговом обследовании больных с ССЗ. Поэтому необходимо разработать новый и простой метод регистрации ЭКГ-сигналов, который можно применять для выявления ССЗ у широкого круга коморбидных больных.

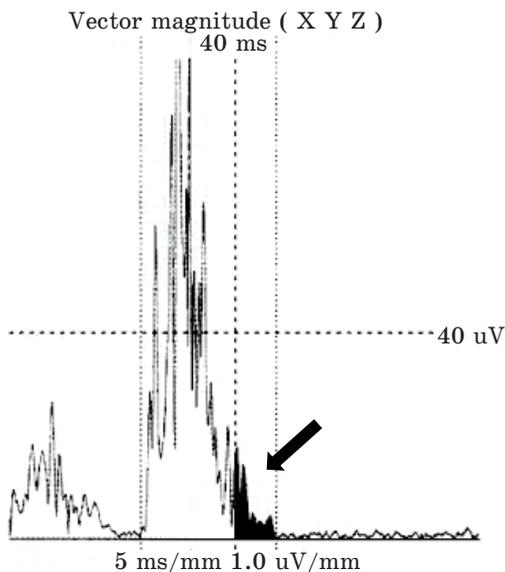


Рис. 2. Сигнал – усредненная ЭКГ с поздними потенциалами желудочков

Fig. 2. Signal – averaged ECG with late ventricular potentials

В настоящей работе проводится изучение электрической активности сердца с помощью вейвлет-анализа.

Данный подход позволяет оценить распространение возбуждения по сердцу у здоровых людей. Сначала возбуждается правое предсердие, затем правое и левое, и в конце – только левое предсердие. Из предсердий возбуждение распространяется к атриовентрикулярной зоне, где происходит замедление распространения волны возбуждения. Процесс возбуждения желудочков начинается с левой части межжелудочковой перегородки. Далее фронт возбуждения охватывает правую, а затем и левую часть межжелудочковой перегородки. В дальнейшем происходит возбуждение правого, а затем левого желудочков. Возбуждение распространяется от эндокарда к эпикарду. Затем возникает реполяризация желудочков.

При нарушениях сердечного ритма происходит увеличение скорости возбуждения, замедление скорости возбуждения, нерегулярность ритма возбуждения, изменение локализации источника возбуждения и прекращение распространения возбуждения.

Гипертрофия сердца – это компенсаторная приспособительная реакция миокарда, выражающаяся в увеличении массы сердечных мышц и возникающая при всех ССЗ [5]. При гипертрофии камер сердца происходит изменение площади охвата возбуждения и замедление времени его распространения. В гипертрофи-

рованном сердце формируются специфические изменения площади и скорости распространения возбуждения, характерные для ишемической болезни сердца, дистрофии миокарда, кардиосклероза и сердечной недостаточности.

Данный подход позволяет проводить скрининговую диагностику у больных с сердечно-сосудистыми и коморбидными заболеваниями, а также оценить эффективность проводимой медикаментозной терапии у широкого круга населения.

Материалы и методы

На рис. 3а представлен исходный сигнал ЭКГ, а на рис. 3б – вейвлет-скалограмма сигнала ЭКГ. Вейвлет-скалограмма — это трехмерное представление одномерных данных временного сигнала. На оси X откладывается время, на оси Y – частота, а по оси Z (цветом, от низких значений – синий, до высоких значений – красный) результат вейвлет-преобразования сигнала в момент времени x и на частоте y .

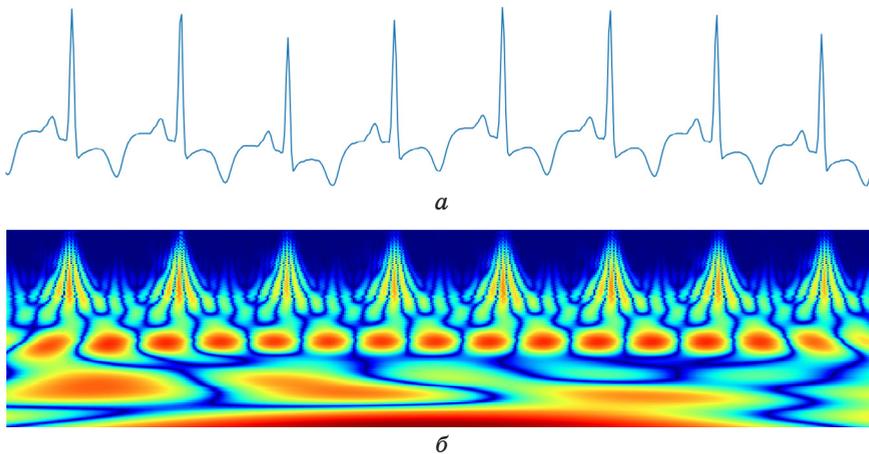


Рис. 3. Изображение сигнала ЭКГ: *a* – исходный сигнал ЭКГ; *б* – вейвлет-скалограмма сигнала ЭКГ

Fig. 3. Image of the ECG signal: (*a*) the original ECG signal; (*b*) wavelet scalogram of the ECG signal

Аналитическое значение такого графического отображения сигнала состоит в том, что это позволяет одновременно отслеживать и изменения по времени, и изменения по частоте. Данный способ визуализации позволяет детектировать морфологические отличия сигналов ЭКГ друг от друга, а также потенциально производить анализ отдельных пиков и сегментов. Вейвлет-скалограммы были получены с использованием функции swt библиотеки PyWT . В качестве базисной функции был выбран вейвлет Гаусса 8 порядка.

Прежде чем перейти к дальнейшему описанию вейлет-скалограмм и извлечению потенциальных значимых параметров, необходимо отметить следующие особенности сигнала.

Как правило, сигналы ЭКГ являются высокочастотным (частота дискретизации зарегистрированного сигнала может составлять до 1 кГц). Как правило, при цифровой обработке сигналов ЭКГ используют полосовые фильтры с частотами от 2 до 30 Гц. Эти ограничения вызваны с нижней стороны влиянием так называемого блуждающего среднего, а с верхней стороны – шумами, связанными в т. ч. с сетевой наводкой.

При этом спектр сигнала содержит полезную информацию как в высокой области спектра (связанную с R -пиком), так и в низкой области спектра (связанную с P - Q и S - T сегментами). Это отчетливо видно при сопоставлении исходного графика ЭКГ сигнала с вейвлет-скалограммой. При этом информативным является как усредненный анализ сигнала ЭКГ на интервале наблюдения, так и анализ отдельных P - QRS - T комплексов, для выявления отдельных патологий. Для последней задачи быстрое преобразование Фурье для сигнала ЭКГ является неинформативным ввиду усреднения спектра по временной шкале. В тоже время анализ вейвлет-скалограмм открывает возможности анализа отдельных сегментов.

Для получения значений отдельных сегментов вейвлет-скалограммы ЭКГ может быть использовано маскирование вейвлет-скалограммы с использованием результатов применения функции `connectedComponents`. Для каждого уникального значения номера сегмента n из диапазона возможных значений сегмента происходит следующее:

1. Создается матрица `Mask` из нулей с размерами, равными размерности вейвлет-скалограммы.

2. Элементы матрицы `Mask`, индексы которых соответствуют текущему анализируемому сегменту n , приравниваются к единице.

3. Матрица `Mask` поэлементно перемножается с вейвлет-скалограммой.

Таким образом получается новая матрица, в которой все элементы равны нулю за исключением значений, которые относятся к сегменту n . Эта матрица затем подвергается обработке с целью получения значимых параметров.

Для посегментного анализа вейвлет-скалограммы в совокупности со связанными компонентами сигнала ЭКГ могут быть использованы нижеописанные параметры сопоставимые с параметрами электрокардиограммы (рис. 4): максимальная яркость по всей площади сегмента вейвлет-скалограммы, частота и время

максимальной области по всей площади сегмента вейвлет-скалограммы, медианное значение яркости по всей площади сегмента вейвлет-скалограммы, среднее значение яркости по всей площади сегмента вейвлет-скалограммы, крайние значения частоты и времени по всей площади сегмента вейвлет-скалограммы.

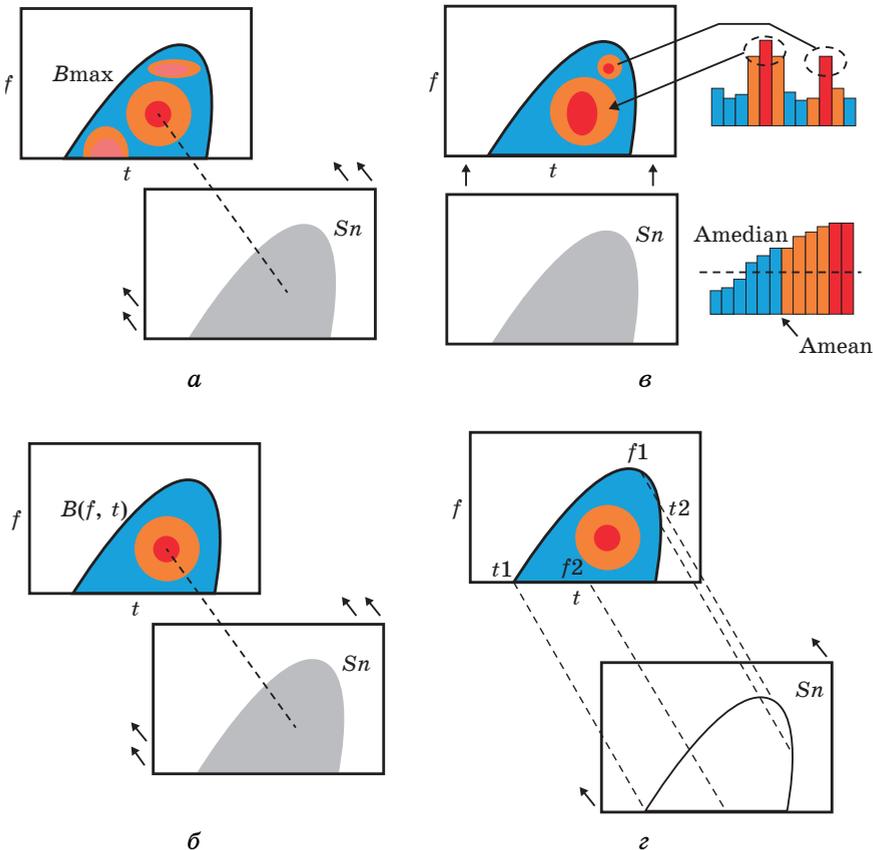


Рис. 4. Схема определения параметров: *a* – максимальной яркости из сегмента вейвлет-скалограммы с использованием связанной компоненты; *б* – частоты и времени максимальной области из сегмента вейвлет-скалограммы с использованием связанной компоненты; *в* – медианного и среднего значения яркости из сегмента вейвлет-скалограммы с использованием связанной компоненты; *г* – крайних значений частоты и времени сегмента вейвлет-скалограммы с использованием связанной компоненты

Fig. 4. Scheme of determining the parameters: (*a*) maximum brightness from the wavelet scalogram segment using the associated component; (*b*) the frequency and time of the maximum region of the wavelet scalogram segment using the associated component; (*c*) the median and average luminance values of the wavelet scalogram segment using the associated component; (*d*) the extreme frequency and time values of the wavelet scalogram segment using the associated component

Обсуждение и выводы

ЭКГ является высокоинформативным методом, позволяющим поставить диагноз и провести контроль эффективности лечения. Достоинством ЭКГ является широкое применение данного метода как в условиях стационара, так и поликлиники. Простота регистрации ЭКГ-сигналов позволили использовать его в повседневной практике. В то же время ЭКГ имеет ряд недостатков, в частности в диагностике острого коронарного синдрома (ОКС). Если чувствительность метода при переднем инфаркте миокарда (ИМ), то при заднем ИМ данный показатель снижается до 30–35 %. Методика также практически неинформативна в диагностике пароксизмальных нарушений сердечного ритма. С учетом изложенного возникает необходимость разработки и внедрения новых методов ЭКГ-диагностики в клинике внутренних болезней.

В научной литературе представлено множество исследований, посвященных обработке и анализу биомедицинских сигналов в частотно-временной области [6; 7], в частности использование метода SVM (Support Vector Machines) для анализа ЭКГ. SVM – это метод обучения с учителем для линейных разделяемых данных с максимальным значением запаса. Данный метод отработан на 4 типах сигналов: нормальное сердцебиение, сердцебиение левой ножки пучка Гиса, сердцебиение правой ножки пучка Гиса и преждевременное сокращение желудочка. Для тренировки метода авторы использовали одно отведение (МЛII или отведение от конечности II). Данный метод интегрируется с методом определения биений ЭКГ.

Также в исследованиях, посвященных анализу сигналов ЭКГ, приведены методы обнаружения сигнала для определения случая сердцебиения во временной или частотной области были предложены [8]. Следует отметить, что все описанные методы использовали некоторые специальные цифровые и аналоговые фильтры для обнаружения и классификации сигналов ЭКГ во временной или частотной области и требовали некоторых комплексных математических формулировок, таких как кросс-корреляция и преобразование Фурье для достижения целей показателей. Некоторые из наиболее популярных дескрипторов основаны на оценке морфологии комплекса QRS с использованием методов распознавания образов, предложенных в работах [9]. Вейвлет-преобразование [10] и метод нечеткой логики [11] позволяют автоматически обнаруживать, классифицировать и анализировать случаи сердцебиения. В свою очередь научная группа под руководством Lagerholm [12; 13] предложила самоорганизующиеся карты для определения случаев сердце-

биения. Анализ главных компонент (PCA) — это хорошо зарекомендовавший себя метод выделения признаков и уменьшения размерности. Он основан на предположении, что большая часть информации о классах содержится в направлениях, вдоль которых отклонения являются наибольшими. Наиболее распространенный вывод PCA — это стандартизированная линейная проекция, которая максимизирует дисперсию в проецируемом пространстве [14; 15]. Таким образом, существует множество алгоритмов [8–13; 16; 17], обладающих высокой надежностью для определения типов сердечбиения, в том числе пригодных для портативных приборов.

Отдельно стоит отметить возрастающую популярность соревнований (challenges) проводимых PhysioNet для решения конкретных задач по обработке биомедицинских сигналов. Так, в 2017-м было проведено соревнование по определению мерцательной аритмии по коротким сигналам ЭКГ [18]. Данные соревнования помогают выделить наиболее приемлемые методы и подходы для решения конкретных задач. И, как и в многих других областях, где собранно большое число данных нейронные сети показывают достаточно высокие результаты.

Стоит отметить, что одной из наиболее развитой областей в применении нейронных сетей является обработка изображений с использованием сверточных нейронных сетей. Поэтому одним из подходов к обработке одномерных временных биомедицинских сигналов с использованием нейронных сетей является применение методов получения частотно-временного представления сигнала. Так, в [19] используется оконное преобразование Фурье для получения «изображения», которое потом передается на вход сверточной нейронной сети.

В тоже время, насколько известно авторам, применение вейвлет-преобразования в подобных задачах изучено мало. Стоит отметить, что для построения вейвлет-скалограмм используются базисные вейвлет-функции, которые можно масштабировать и сдвигать, чтобы коррелировать с аномалиями или событиями сигналов. При этом параметры (время и масштаб) непрерывны, а не дискретны, как в случае оконного Фурье-преобразования. Таким образом, использование различных базисных функций может нести дополнительную диагностически значимую информацию.

Благодарности

Идея написания этой статьи возникла на международной конференции 2021 IEEE 22nd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (IEEE EDM 2021). Благодарим за содействие АО «ПО «УОМЗ», в лице заместителя генерального директора по

НИОКР Кошелева Александра Викторовича. Данная статья является частью работы, посвященной реализации проекта «Создание высокотехнологичного производства медицинских изделий для восстановления функции сердца в обеспечение общедоступной дефибрилляции».

Acknowledgments

The concept of this article writing started up at the conference shortly after the 2021 IEEE 22nd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (IEEE EDM 2021). We are grateful for the assistance of JSC «ПА «UOMP» represented by Aleksandr V. Koshelev, Deputy General Director in Research and Development. The article is a part of the work devoted to the implementation of the project «Creation of high-tech production of medical devices for the restoration of heart function to ensure public defibrillation».

Список литературы

1. Салтыкова М. М. Основные механизмы, обуславливающие изменения амплитуды зубцов комплекса QRS на электрокардиограмме при нагрузочном тестировании практически здоровых лиц. *Физиология человека*. 2015;41(1):74–82. DOI: 10.7868/S0131164614060101
2. Шехян Г. Г., Задонченко В. С., Снеткова А. А., Щикота А. М., Ялымов А. А. Дифференциальный диагноз заболеваний, сопровождающихся подъемом сегмента ST на электрокардиограмме. *Справочник поликлинического врача*. 2012;(7):33–36.
3. Бодин О. Н., Крамм М. Н., Кривоногов Л. Ю., Полосин В. Г., Шилов Н. С. Новая технология подавления помех в электрокардиосигналах. *Вестник кибернетики*. 2017;(4):122–130. Режим доступа: <https://jcs.surgu.ru/jour/article/view/170/208>
4. Бибарсова А. М., Вечкина В. В., Рахматуллов Ф. К. Сравнительный анализ эффективности реабилитационных программ у больных ИБС с постинфарктным кардиосклерозом в амбулаторных условиях. В: Волчихин В. И., Печерская Р. М. (ред.) *Университетское образование (МКУО-2013): сб. ст. 17-й Междунар. науч.-метод. конф., Пенза, 11–12 апреля 2013 г.* Пенза: Пензенский государственный университет; 2013. С. 167–169.
5. Савина О. В., Бурмистрова Л. Ф., Рахматуллов Ф. К., Сисина О. Н. Кардио- и нефропротективная эффективность комбинированной терапии кординормом и валзом при артериальной гипертензии. *Современные проблемы науки и образования*. 2014;(6):1202–1202. Режим доступа: <https://science-education.ru/ru/article/view?id=16859>
6. Zhdanov A. E., Dolganov A. Y., Kazajkin V. N., Ponomarev V. O., Lizunov A. V., Borisov V. I., Lucian E., Bao X., Dorosinskiy L. G. OculusGraphy: Literature Review on Electrophysiological Research Methods in Ophthalmology and Electroretinograms Processing Using Wavelet Transform. In *2020 International Conference on e-Health and Bioengineering (EHB), Iasi, Romania, 29–30 Oct. 2020*. P. 1–6. DOI: 10.1109/EHB50910.2020.9280221

7. Zhdanov A. E., Borisov V. I., Dolganov A. Y., Lucian E., Bao X., Kazajkin V. N. OculusGraphy: Filtering of Electroretinography Response in Adults. In: *2021 IEEE 22nd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM), Souza, 30 June–4 July 2021*. P. 395–398. DOI: 10.1109/EDM52169.2021.9507654
8. Afonso V. X., Tomkins W. J., Nguyen T. Q., Luo S. ECG beat detection using filter banks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1999;46(2):192–202. DOI: 10.1109/10.740882
9. Benitez D., Gaydecki P. A., Zaidi A., Fitzpatrick A. P. The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis. *Computers in Biology and Medicine*. 2001;31(5):399–406. DOI: 10.1016/s0010-4825(01)00009-9
10. Christov I., Gymez-Herrero G., Krasteva V., Jekova I., Gotchev A., Egiazarian K. Comparative study of morphological and time-frequency ECG descriptors for heartbeat classification. *Medical Engineering & Physics*. 2006;28(9):876–887. DOI: 10.1016/j.medengphy.2005.12.010
11. Chazal P., O'Dwyer M., Reilly R. B. Automatic classification of heart-beats using ECG morphology and heartbeat interval features. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2004;51(7):1196–1206. DOI: 10.1109/TBME.2004.827359
12. Yeh Y. C., Wang W. J., Chiou C. W. Heartbeat Case Determination Using Fuzzy Logic Method on ECG Signals. *International Journal of Fuzzy Systems*. 2009;11:250–261.
13. Dokur Z., Olmez T. ECG beat classification by a novel hybrid neural network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2001;66(2-3):167–181. DOI: 10.1016/s0169-2607(00)00133-4
14. Jolliffe I. T. *Principal Component Analysis*. New York: Springer-Verlag; 1986. 488 p. DOI: 10.1007/b98835
15. Wang X., Paliwal K. K. Feature extraction and dimensionality reduction algorithms and their applications in vowel recognition. *Pattern Recognition*. 2003;36(10):2429–2439. DOI: 10.1016/S0031-3203(03)00044-X
16. Li C. W., Zheng C. X., Tai C. F. Detection of ECG characteristic points using wavelet transform. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1995;42(1):21–28. DOI: 10.1109/10.362922
17. Lagerholm M., Peterson G., Braccini G., Edenbrandt L., Sornmo L. Clustering ECG complex using Hermite functions and self-organizing maps. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2000;47(7):838–848. DOI: 10.1109/10.846677
18. Clifford G. D., Liu C., Moody B., Lehman L. H., Silva I., Li Q., Johnson A. E., Mark R. G. AF classification from a short single lead ECG recording: The PhysioNet/computing in cardiology challenge 2017. *Computing in Cardiology*. 2017;44. DOI: 10.22489/CinC.2017.065-469
19. Zihlmann M., Perekrestenko D., Tschannen M. Convolutional recurrent neural networks for electrocardiogram classification. *Computing in Cardiology*. 2017;44. DOI: 10.22489/CinC.2017.070-060

References

1. Saltykova M.M. Mechanisms of QRS voltage changes on ECG of healthy subjects during the exercise test. *Human Physiology*. 2015;41(1):62–69. DOI: 10.1134/S0362119714060085
2. Shekhyan G.G., Zadionchenko V.S., Snetkova A.A., Shchikota A.M., Yalymov A.A. Differential diagnosis of diseases accompanied by ST segment elevation on the electrocardiogram. *Directory of the Polyclinic Doctor*. 2012;(7):33–36. (In Russ.)
3. Bodin O.N., Kramm M.N., Krivonogov L. Yu., Polosin V.G., Shilov N.S. New technology for suppressing interference in electrocardiogram signals. *Proceedings in Cybernetics*. 2017;(4):122–130. (In Russ.) Available at: <https://jc.surgu.ru/jour/article/view/170/208>
4. Bibarsova A.M., Vechkina V.V., Rakhmatullov F.K. Comparative analysis of the efficiency of rehabilitation programs in patients with ihd with post-infarction cardiosclerosis in outpatient conditions. In: Volchikhin V.I., Pecherskaya R.M. (eds) *University education (MKUO-2013): 17th International Scientific and Methodological Conference, Penza, April 11–12, 2013*. Penza: Penza State University; 2013, pp. 167–169. (In Russ.)
5. Savina O.V., Burmistrova L.F., Rakhmatullov F.K., Sisina O.N. Cardio- and renoprotective efficiency of combined therapy by cordinorm and valz with arterial hypertension. *Sovremennyye problemy nauki i obrazovaniya*. 2014;(6):1202–1202. (In Russ.) Available at: <https://science-education.ru/ru/article/view?id=16859>
6. Zhdanov A.E., Dolganov A.Y., Kazajkin V.N., Ponomarev V.O., Lizunov A.V., Borisov V.I., Lucian E., Bao X., Dorosinskiy L.G. OculusGraphy: Literature Review on Electrophysiological Research Methods in Ophthalmology and Electroretinograms Processing Using Wavelet Transform. In *2020 International Conference on e-Health and Bioengineering (EHB), Iasi, Romania, 29–30 Oct. 2020*, pp. 1–6. DOI: 10.1109/EHB50910.2020.9280221
7. Zhdanov A.E., Borisov V.I., Dolganov A.Y., Lucian E., Bao X., Kazajkin V.N. OculusGraphy: Filtering of Electroretinography Response in Adults. In: *2021 IEEE 22nd International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM), Souza, 30 June–4 July 2021*, pp. 395–398. DOI: 10.1109/EDM52169.2021.9507654
8. Afonso V.X., Tomkins W.J., Nguyen T.Q., Luo S. ECG beat detection using filter banks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1999;46(2):192–202. DOI: 10.1109/10.740882
9. Benitez D., Gaydecki P.A., Zaidi A., Fitzpatrick A.P. The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis. *Computers in Biology and Medicine*. 2001;31(5):399–406. DOI: 10.1016/s0010-4825(01)00009-9
10. Christov I., Gymez-Herrero G., Krasteva V., Jekova I., Gotchev A., Egiazarian K. Comparative study of morphological and time-frequency ECG descriptors for heartbeat classification. *Medical Engineering & Physics*. 2006;28(9):876–887. DOI: 10.1016/j.medengphy.2005.12.010
11. Chazal P., O'Dwyer M., Reilly R.B. Automatic classification of heart-beats using ECG morphology and heartbeat interval features. *IEEE*

Transactions on Biomedical Engineering. 2004;51(7):1196–1206. DOI: 10.1109/TBME.2004.827359

12. Yeh Y. C., Wang W. J., Chiou C. W. Heartbeat Case Determination Using Fuzzy Logic Method on ECG Signals. *International Journal of Fuzzy Systems*. 2009;11:250–261.

13. Dokur Z., Olmez T. ECG beat classification by a novel hybrid neural network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2001;66(2-3):167–181. DOI: 10.1016/s0169-2607(00)00133-4

14. Jolliffe I. T. *Principal Component Analysis*. New York: Springer-Verlag; 1986. 488 p. DOI: 10.1007/b98835

15. Wang X., Paliwal K. K. Feature extraction and dimensionality reduction algorithms and their applications in vowel recognition. *Pattern Recognition*. 2003;36(10):2429–2439. DOI: 10.1016/S0031-3203(03)00044-X

16. Li C. W., Zheng C. X., Tai C. F. Detection of ECG characteristic points using wavelet transform. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 1995;42(1):21–28. DOI: 10.1109/10.362922

17. Lagerholm M., Peterson G., Braccini G., Edenbrandt L., Sornmo L. Clustering ECG complex using Hermite functions and self-organizing maps. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2000;47(7):838–848. DOI: 10.1109/10.846677

18. Clifford G. D., Liu C., Moody B., Lehman L. H., Silva I., Li Q., Johnson A. E., Mark R. G. AF classification from a short single lead ECG recording: The PhysioNet/computing in cardiology challenge 2017. *Computing in Cardiology*. 2017;44. DOI: 10.22489/CinC.2017.065-469

19. Zihlmann M., Perekrestenko D., Tschannen M. Convolutional recurrent neural networks for electrocardiogram classification. *Computing in Cardiology*. 2017;44. DOI: 10.22489/CinC.2017.070-060

Информация об авторах

Чупов Алексей Александрович, аспирант департамента радиоэлектроники и связи, Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б. Н. Ельцина (Екатеринбург, Россия), главный конструктор конструкторского бюро медицинских изделий АО «Производственное объединение “Уральский оптико-механический завод” имени Э. С. Яламова» (Екатеринбург, Россия).

Жданов Алексей Евгеньевич, секретарь международного инженерного общества IEEE в области медицины и биологии EMBS Россия-Сибирь, руководитель направления конструкторского бюро медицинских изделий АО «Производственное объединение “Уральский оптико-механический завод” имени Э. С. Яламова» (Екатеринбург, Россия), инженер-исследователь и аспирант департамента радиоэлектроники и связи, Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б. Н. Ельцина (Екатеринбург, Россия).

Князев Сергей Тихонович, доктор технических наук, доцент, директор по образовательной деятельности, Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б. Н. Ельцина (Екатеринбург, Россия).

Рахматуллов Фагим Касымович, доктор медицинских наук, профессор и заведующий кафедрой внутренних болезней Пензенского государственного университета (Пенза, Россия).

Рахматуллов Руслан Фагимович, кандидат медицинских наук, доцент кафедры внутренних болезней Пензенского государственного университета (Пенза, Россия).

Долганов Антон Юрьевич, кандидат технических наук, заместитель председателя международного инженерного общества IEEE Россия-Сибирь, доцент департамента радиоэлектроники и связи, Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина (Екатеринбург, Россия).

Information about the authors

Alexey A. Chupov, PhD student, Engineering School of Information Technologies, Telecommunications and Control Systems, Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin, Russia; Chief Designer, Medical Devices Research and Development Bureau, Joint Stock Company «Production Association «Urals Optical & Mechanical Plant» named after Mr. E. S. Yalamov» (Ekaterinburg, Russia).

Aleksei E. Zhdanov, Secretary of IEEE EMBS Russia-Siberia Section; Area Chief of Medical Devices Research and Development, Joint Stock Company «Production Association «Urals Optical & Mechanical Plant» named after Mr. E. S. Yalamov» (Yekaterinburg, Russia); Research Engineer and Postgraduate student, Engineering School of Information Technologies, Telecommunications and Control Systems, Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin (Ekaterinburg, Russia).

Sergey T. Knyazev, Doctor of Technical Sciences, Director of Academic Affairs, Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin, (Ekaterinburg, Russia).

Fagim K. Rakhmatullof, Doctor of Medical Sciences, Professor, Head of the Department of Internal Diseases, Penza State University (Penza, Russia).

Ruslan F. Rakhmatullof, Candidate of Medical Sciences, Associate Professor of the Department of Internal Diseases, Penza State University (Penza, Russia).

Anton Yu. Dolganov, Candidate of Technical Sciences, Deputy Chairman of IEEE Russia-Siberia Section, Associate Professor of the Engineering School of Information Technologies, Telecommunications and Control Systems, Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin (Ekaterinburg, Russia).

Поступила / Received: 14.10.2021

Принята в печать / Accepted: 12.12.2021