

ОБРАБОТКА И АНАЛИЗ ДАННЫХ ЭЛЕКТРОФИЗИОЛОГИЧЕСКОЙ ИНСТРУМЕНТАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ В КАРДИОЛОГИИ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

О.М. Полещук, Н.Г. Поярко, Н.А. Яшин

МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), 141005, Московская область, г. Мытищи, ул. 1-я Институтская, д. 1
olga.m.pol@yandex.ru

Рассмотрен метод поиска и выделения желудочковых комплексов, которые регистрируются во время возбуждения желудочков сердца, с помощью вейвлет-преобразования. Разработан алгоритм фильтрации и обнаружения точек зубцов для электрокардиограммы, а также выполнено сравнение полученных результатов обнаружения с классическим алгоритмом выделения желудочковых комплексов. Сравнение результатов показывает, что новый алгоритм имеет хорошую скорость распознавания и меньшее количество ложных позитивных признаний. Структура разработанного в статье алгоритма позволила улучшить процесс фильтрации и повысить точность обнаружения точек зубцов для электрокардиограммы.

Ключевые слова: вейвлет-преобразование, электрокардиограмма, желудочковый комплекс, сравнение, вейвлет Хаара, принцип Штейна, чувствительность, специфичность

Ссылка для цитирования: Полещук О.М., Поярко Н.Г., Яшин Н.А. Обработка и анализ данных электрофизиологической инструментальной диагностики в кардиологии на основе вейвлет-преобразования // Лесной вестник / Forestry Bulletin, 2018. Т. 22. № 6. С. 116–122. DOI: 10.18698/2542-1468-2018-6-116-122

Электрокардиография — методика регистрации и исследования электрических полей, образующихся при работе сердца. Она представляет собой относительно недорогой, но ценный метод электрофизиологической инструментальной диагностики в кардиологии.

Прямым результатом электрокардиографии является получение электрокардиограммы (ЭКГ) — графического представления разности потенциалов, возникающих в результате работы сердца и выведенных на поверхность тела. На ЭКГ отражается усреднение всех векторов потенциалов действия, возникающих в определённый момент работы сердца.

С развитием медицины появилась потребность в автоматической или полуавтоматической обработке ЭКГ, которая привела к появлению новых методов мониторинга. Одним из них является суточное мониторирование ЭКГ. Это метод электрофизиологической инструментальной диагностики, предложенный американским биофизиком Норманом Холтером. Исследование представляет собой непрерывную регистрацию электрокардиограммы в течение 24 ч и более (48 ч, 72 ч, иногда до 7 суток) [1]. Запись ЭКГ осуществляется с помощью специального портативного аппарата — рекордера (регистратора), который пациент носит с собой (на ремне через плечо или на поясе). Запись ведется по 2, 3 или более каналам (до 12 каналов). До сих пор наиболее распространены именно 2- и 3-канальные регистраторы. В ряде случаев имеется возможность при трехканальной записи получить математически восстановленную ЭКГ 12 каналов, что может

быть полезно в диагностике экстрасистол. Однако такая восстановленная ЭКГ и запись 12-канального регистратора могут не совпадать с поверхностной ЭКГ (12 отведений), снятой стандартным методом, поэтому данные любой холтеровской записи (в том числе истинной 12-канальной) не могут заменить снятие обычной ЭКГ.

Цель работы

Рассмотреть и проанализировать данные электрофизиологической инструментальной диагностики, зарегистрированные во время возбуждения желудочков сердца с помощью вейвлет-преобразования.

Материалы и методы

QRS — желудочковый комплекс, который регистрируется во время возбуждения желудочков сердца. Это наибольшее отклонение на ЭКГ. Ширина комплекса QRS указывает на продолжительность внутрижелудочкового возбуждения и в норме составляет 0,06–0,08 (до 0,1) с. Ширина комплекса QRS несколько уменьшается с учащением сердечного ритма и увеличивается с его замедлением [2].

Рассмотрим метод выделения QRS комплексов с помощью вейвлет-преобразования. Важным зубцом графика ЭКГ является R-зубец — это самый высокий пик на графике. Его верхняя часть отмечается буквой R, а нижние — буквами Q и S (рис. 1).

Термин «вейвлет» (*wavelet*) в переводе с английского означает маленькая (короткая) волна. Вейвлеты — это обобщенное название семейств

математических функций определенной формы, которые локальны во времени и по частоте, и в которых все функции получаются из одной базовой (порождающей) посредством ее сдвигов и растяжений по оси времени. Вейвлет-преобразования рассматривают анализируемые временные функции в терминах колебаний, локализованных по времени и частоте. Как правило, вейвлет-преобразования подразделяют на дискретное (DWT) и непрерывное (CWT).

Непрерывным вейвлет-преобразованием функции $f(x) \in L_2(R)$ называют функцию двух переменных [2]:

$$C(a,b) = \langle f(x), \psi(a,b,x) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi(a,b,x)dx, a, b \in R, a > 0,$$

где вейвлеты $\psi(a, b, x)$ — масштабированные и сдвинутые копии порождающего вейвлета $\psi(x)$, $\psi(a, b, x) = \psi_{ab}(x)$.

Диадное вейвлет-преобразование — вариант дискретного вейвлет-преобразования, при котором коэффициенты a и b задаются следующими соотношениями [3]:

$$a = 2^j, b = k2^j, j, k \in Z.$$

Базисом пространства $L_2(R)$ (класс функций с суммируемым квадратом) являются функции

$$\Psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2}\psi(2^{-j}x - k).$$

Тогда прямое вейвлет-преобразование сводится к вычислению коэффициентов

$$d_{j,k} = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi(2^{-j}x - k)dx,$$

которые будем называть детализирующими.

Для обратного преобразования справедлива формула

$$f(x) = \sum_j \sum_k d_{j,k} 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k).$$

Алгоритм выделения QRS-комплексов с помощью вейвлет-преобразования

Алгоритм фильтрации выполняется в два этапа:

- 1) фильтрация сигнала;
- 2) выделение особенностей (R -зубцов).

Фильтрацию сигнала можно разделить на три этапа:

- 1) выполнение ДВП (дискретного вейвлет-преобразования) исходного сигнала. В качестве используемого вейвлета выберем вейвлет Добеши четвертого порядка. После преобразования получим набор детализирующих коэффициентов $d_{j,i}$ для j -уровней разложения;
- 2) фильтрация детализирующих коэффициентов на основе алгоритма мягкой фильтрации;
- 3) восстановление сигнала с отфильтрованными коэффициентами.

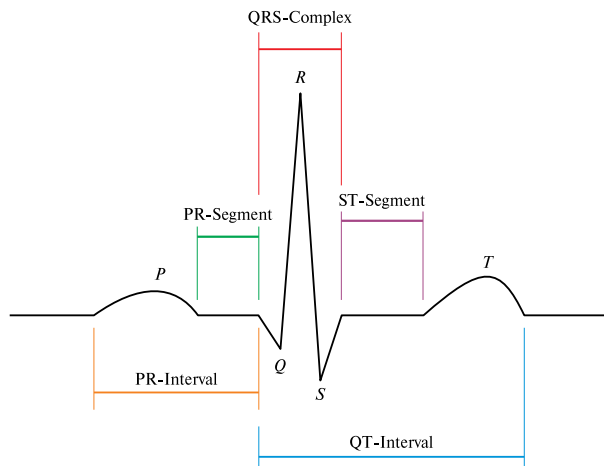


Рис. 1. QRS-комплекс
Fig. 1. QRS-complex

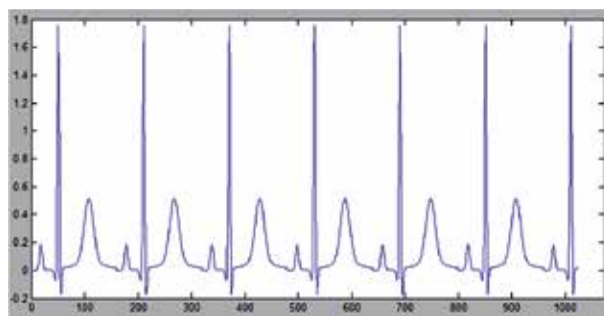


Рис. 2. Исходный сигнал ЭКГ без патологий
Fig. 2. The original ECG signal without pathologies

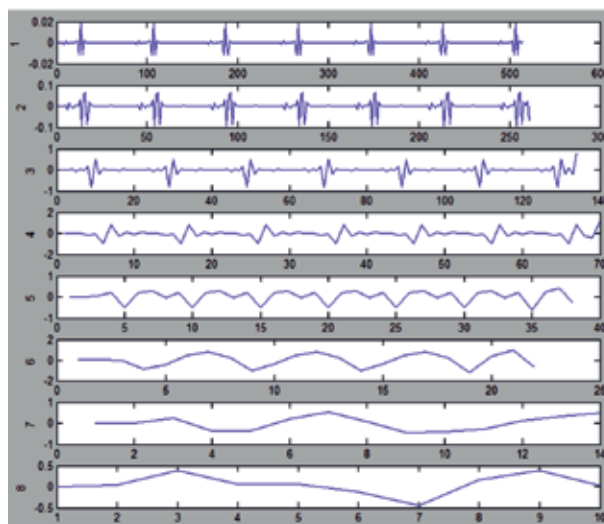


Рис. 3. Детализирующие коэффициенты исходного сигнала
Fig. 3. Detailing coefficients of the original signal

Выделение особенностей в свою очередь состоит из двух этапов:

- 1) выполнение ДВП. В данном случае будем использовать вейвлет Хаара. Здесь вейвлет-преобразование применяется для поиска масштабных изменений, которые будут характеризовать QRS-комплекс;

2) поиск масштабных изменений (пиков) и сбор статистики на основе найденных особенностей (например, расстояние между R -зубцами).

Реализация алгоритма проведена в среде Matlab.

Для демонстрации работы алгоритма возьмем небольшую часть ЭКГ без патологий (рис. 2).

Среда разработки обладает библиотекой функций для выполнения прямых и обратных вейвлет-преобразований. Полученные наборы коэффициентов можно увидеть на рис. 3.

Одним из способов избавления от посторонней информации в сигнале, например, шума является удаление коэффициентов. Для этого будем использовать алгоритм мягкой пороговой фильтрации [4]

$$d'_{j,i} = \begin{cases} d_{j,i} - \lambda; & d_{j,i} > \lambda; \\ 0; & |d_{j,i}| < \lambda; \\ d_{j,i} + \lambda; & d_{j,i} < -\lambda. \end{cases}$$

Выбор параметра λ — это фундаментальная задача, так как отфильтрованный сигнал f' должен оставаться близким к f .

Найдем ошибку между исходным и отфильтрованным сигналом

$$R(f', f) = \|f' - f\|_2^2.$$

Величина $R(f', f)$ пропорциональна

$$\sum_j \sum_k (d'_{j,k} - d_{j,k})^2 [4].$$

Для выбора порога воспользуемся принципом Штейна (*Stein principle*) [3].

Несмещенная оценка риска Штейна [3] (*Stein's unbiased risk estimate, SURE*) — это несмещенная оценка среднеквадратичной ошибки произвольной нелинейной смещенной оценки. Реальная среднеквадратичная ошибка оценки является функцией неизвестного параметра и не может быть вычислена точно.

Пусть $\mu \in R^d$ — неизвестный параметр и пусть $x \in R^d$ — вектор измерений с независимыми нормально распределенными компонентами со средним μ и дисперсией σ^2 . Представим, что $h(x)$ — оценка μ , которая может быть записана как $h(x) = x + g(x)$, где $g(x)$ — дифференцируемая функция. Тогда несмещенная оценка риска

$$SURE(h) = d\sigma^2 + \|g(x)\|^2 + 2\sigma^2 \sum_{i=1}^d \frac{\partial}{\partial x_i} g(x)_i.$$

Применим оценку риска Штейна к данной задаче [4], считая

$$\sum_{k=1}^n I|d_k| < (\lambda_j)$$

— количество обнуленных коэффициентов для заданного значения λ_j . Оптимальным значением λ_j для каждого уровня является то, при котором достигается минимум оценки *SURE*:

$$\lambda_j^{SURE} = \arg \min SURE(\lambda_j, d).$$

Применим описанный выше алгоритм фильтрации к рассматриваемому сигналу. График отфильтрованных детализирующих коэффициентов показан на рис. 4.

Как можно заметить, на некоторых уровнях значимых коэффициентов не осталось.

Обратной операцией к вейвлет-преобразованию является вейвлет-реконструкция, при которой по заданному набору детализирующих коэффициентов необходимо вычислить аппроксимирующие коэффициенты $a_{j_0,k}$. Для этого используется рекуррентная формула [3]

$$a_{j,n} = \sum_k h_{n-2k} a_{j+1,k} + \sum_k g_{n-2k} d_{j+1,k}.$$

Воспользуемся формулой для восстановления сигнала из набора отфильтрованных коэффициентов. Полученный сигнал показан на рис. 5.

После фильтрации у сигнала R -зубцы выделены намного сильнее, в то время как остальные детали сигнала, такие как P - и T -волны (см. рис. 1),

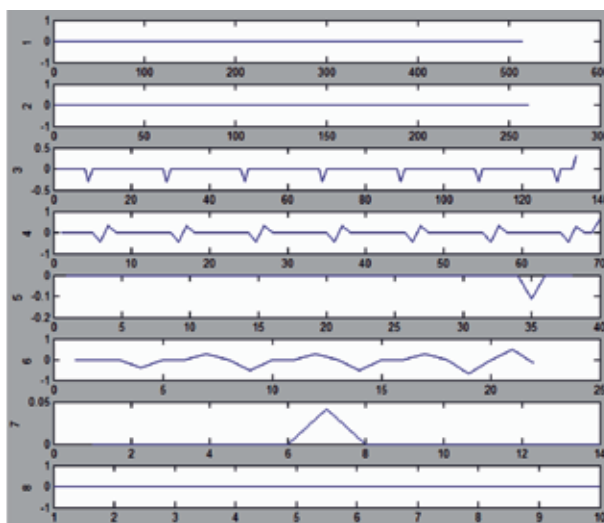


Рис. 4. Детализирующие коэффициенты после фильтрации
Fig. 4. Detailing factors after filtering

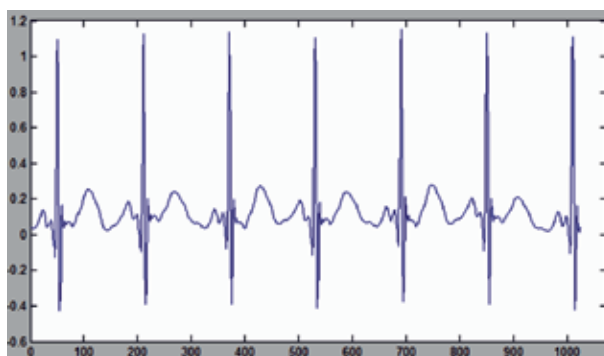


Рис. 5. Сигнал после фильтрации
Fig. 5. Signal after filtering

менее заметны. Это упростит задачу выделения R -зубцов, но, так как общая форма сигнала была сохранена, то выделение P - и T -волн также возможно. На этом процесс фильтрации сигнала закончен и можно перейти к следующей стадии алгоритма — выделению особенностей сигнала.

В данном случае под особенностями имеются в виду в первую очередь R -зубцы. Это одна из самых важных точек, наиболее простых для вычисления. Для определения многих сердечных патологий достаточно найти расположение R -зубцов и расстояние между ними. Так как основная задача алгоритма — анализ больших объемов данных, то важна высокая скорость обработки данных.

Будем использовать вейвлет Хаара для выполнения вейвлет-преобразования и нахождения детализирующих коэффициентов.

После нахождения коэффициентов алгоритм поиска состоит из следующих шагов [4].

1. Для каждого уровня разложения находим максимальное значение детализирующего коэффициента: $d_j^{\max} = \max(d_{j,i})$.

2. Для каждого уровня выбираем коэффициенты, удовлетворяющие следующему соотношению: $|d_{j,i}| > \alpha_1 d_j^{\max}$, где $\alpha_1 = 0,5$.

В данном алгоритме коэффициент α_1 является константой, что приводит к пропуску пиков при различных патологиях (например, наличие аномально высоких пиков (выделено зеленым) или низких (выделено красным)). Для повышения качества обнаружения было выполнено несколько проходов алгоритма с различными значениями данного параметра с целью найти наилучшее значение.

В табл. 1 приведены полученные результаты.

Для тестирования было выбрано 5 сигналов по 20 QRS-комплексов каждый, затем были найдены средние TP — число истинных положительных обнаружений, FN — число ложных отрицаний, FP — число ложных обнаружений, а также значения чувствительности и специфичности [5] для каждого значения параметра. Оптимальным значением было выбрано значение 0,45, так как при нем достигается наилучший показатель специфичности, а показатель чувствительности незначительно хуже наилучшего. В последствии для всех вычислений будет использоваться значение $\alpha_1 = 0,45$

3. Определяем коэффициенты, принадлежащие различным QRS комплексам. Пусть $d_{j,i}$ и $d_{j,r}$ — последовательные выбранные на предыдущем шаге коэффициенты; $\alpha_2 = 0,1$ сек. — стандартное время QRS-комплекса;

$$\Delta t = \frac{1}{f} = 0,005 \text{ с} \text{ — интервал снятия данных устройства.}$$

Т а б л и ц а 1

Полученные результаты Results

α	TP	FN	FP	Чувствительность, %	Специфичность, %
0,40	18	1,6	6,6	92	73,6
0,41	18	1,6	5,3	92	77,6
0,42	18	1,6	4,7	92	79,7
0,43	18	1,9	3,5	90,5	83,8
0,44	18	2,2	2,1	89	89,5
0,45	17	2,6	0,5	87	97,2
0,46	16	4,5	0,5	77,5	96,9
0,47	12	7,6	0,5	62	96,1
0,48	11	8,7	0,5	56,5	95,8
0,49	9	12	0,5	42,5	94,4
0,5	7	13	0,5	36	93,5

Тогда если $t = 2^j \Delta t |i - j| < \alpha_2$, то коэффициенты принадлежат одному и тому же комплексу, в противном случае — разным.

4. Собираем информацию по всем уровням воедино, получая набор точек.

Здесь важно помнить, что количество коэффициентов с каждым уровнем уменьшается в 2 раза, поэтому чтобы найти значение на исходном сигнале нужно умножить текущее значение на 2^j , при этом возникает погрешность в 2^{j-1} элементов. Чтобы минимизировать эту погрешность, будем придерживаться следующего правила: если коэффициент найден на нескольких уровнях, то более точным считаем коэффициент с наименьшим уровнем.

Применяем данный алгоритм к отфильтрованному сигналу, отображаем найденные точки на исходном сигнале. На этом описание алгоритма завершено. Рассмотрим его характеристики по сравнению с одним из самых популярных алгоритмов Пана — Томпкинса.

Сравнение алгоритмов выделения QRS-комплексов

Алгоритм Пана–Томпкинса [1] был предложен в конце 1990-х гг. Паном и Томпкинсом. В основе метода лежит анализ наклона, амплитуды и ширины QRS-комплекса. Этот алгоритм состоит из следующей последовательности фильтров: фильтр низких частот; фильтр высоких частот; оператор производной; возведение в квадрат; интегрирование; адаптивная пороговая фильтрация.

Сравним два представленных выше алгоритма на трех типах данных:

- 1) ЭКГ, синтезированные на компьютере;
- 2) реальные ЭКГ, снятые в спокойном состоянии;
- 3) реальные ЭКГ, записи с натальных мониторов.

Т а б л и ц а 2

Полученные результаты
Results

Параметры	I. Идеальный вариант		II. Добавление белого шума		III. Линейный тренд		IV. Нелинейный тренд		V. Нелинейный тренд	
	В	П-Т	В	П-Т	В	П-Т	В	П-Т	В	П-Т
<i>TP</i>	20	20	20	20	20	19	16	17	14	9
<i>FN</i>	0	0	0	0	0	1	4	3	6	11
<i>FP</i>	0	0	0	0	0	1	2	1	3	11
Чувствительность, %	100	100	100	100	100	95	80	85	70	45
Специфичность, %	100	100	100	100	100	95	88,89	94,44	82,35	45

Т а б л и ц а 3

Выявленные патологии
Pathologies identified

Параметры	I. ЭКГ без патологий		II. ЭКГ без патологий		III. Тахикардия		IV. Брадикардия		V. Нерегулярный ритм	
	В	П-Т	В	П-Т	В	П-Т	В	П-Т	В	П-Т
<i>TP</i>	20	20	20	20	18	19	20	19	14	15
<i>FN</i>	0	0	0	0	0	1	0	1	6	5
<i>FP</i>	0	0	0	0	3	1	1	3	5	4
Чувствительность, %	100	100	100	100	100	95	100	95	70	75
Специфичность, %	100	100	100	100	85,7	95	95,2	86,4	73,7	79

Для всех типов данных будем использовать размеченные ЭКГ, качество работы будут характеризовать два значения — чувствительность и специфичность.

Чувствительность и специфичность [5, 6] вычисляются по следующим формулам:

$$\frac{TP}{TP + FN}, \frac{TP}{TP + FP},$$

где *TP* — число истинных положительных обнаружений; *FN* — число ложных отрицаний; *FP* — число ложных обнаружений.

Для каждого типа данных возьмем 5 источников по 20 QRS комплексов каждый. Для первого типа данных сгенерируем основные виды помех: идеальный вариант — ЭКГ без шума и трендов (использовалась в демонстрации алгоритма вейвлет-преобразования выше); добавление белого шума; добавление линейного тренда; добавление нелинейного тренда (синусоида); добавление нелинейного тренда (сумма синусов).

Результаты и обсуждение

Полученные результаты представлены в табл. 2.

Рассмотрим различные ЭКГ, снятые с помощью электрокардиографа. У источников были выявлены следующие патологии, представленные в табл. 3: I, II — без патологий, III — тахикардия (ускоренный ритм), IV — брадикардия (замедленный ритм), V — нерегулярный ритм.

Сравнение результатов показывает, что разработанный в статье алгоритм справляется поставленной задачей в среднем лучше, чем традиционный алгоритм. При этом алгоритм распознавания может быть усовершенствован для повышения качества работы в сложных случаях, таких как нелинейные тренды [7–15] и различные виды аритмии.

Выводы

В статье предложен подход к обработке и анализу данных электрофизиологической инструментальной диагностики в кардиологии на основе вейвлет-преобразования. Разработан алгоритм, работа которого показана на реальных данных. Проведен сравнительный анализ полученных результатов с результатами работы широко используемого алгоритма Пана–Томпкинса. Анализ показал, что приведенный в статье алгоритм показывает лучшие результаты, чем алгоритм Пана–Томпкинса. При этом разработанный алгоритм имеет преимущество, поскольку позволяет анализировать не только QRS комплекс, но и другие части электрокардиограммы, например, такие, как *P*- и *T*-волны. Ранее основной проблемой сложных алгоритмов анализа QRS (в том числе алгоритма, описанного в статье) была высокая сложность вычислений. В настоящее время эта проблема не актуальна, поскольку вычислительные мощности позволяют выполнять анализ в реальном времени. Таким образом, разработанный

ный в статье подход к обработке и анализу данных электрофизиологической инструментальной диагностики может с успехом применяться на практике в кардиологии.

Список литературы

- [1] Уваров А.А., Малый М.В., Фролов М.Д. Алгоритмы обнаружения QRS-комплекса на электрокардиограмме // Сб. тр. XVIII международной научно-практической конференции «Современные техника и технологии» Томск, 9–13 апреля 2012 г., Национальный исследовательский Томский политехнический университет (ТПУ). Томск: Томский политехнический университет, 2012. Т. 2. С. 89–90.
- [2] Boggess A., Narcowich F.J. A First Course in Wavelets with Fourier Analysis. London: Wiley, 2009, 336 p.
- [3] Воскобойников Ю.Е., Гочаков А.В., Колкер А.Б. Фильтрация сигналов и изображений: фурье и вейвлет алгоритмы (с примерами в Mathcad). Новосибирск: НГАСУ, 2010. 188 с.
- [4] Adaptive ECG filtering and QRS detection using orthogonal wavelet transform / A.J. Kozakevicius, C. Ramos, R. Ceretta, R. Guerra // Biomedical Engineering, 2005, no. 7, pp. 237–243.
- [5] Poleschchuk O., Komarov E., Darwish A. Assessment of the state of plant species in urban environment based on fuzzy information of the expert group // XX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM), 2017, pp. 651–654. DOI: 10.1109/SCM.2017.7970678
- [6] Vidakovic B. Statistics for Bioengineering Sciences. New York: Springer New York, 2011, 753 p.
- [7] Домрачев В.Г., Комаров Е.Г., Полещук О.М. Мониторинг функционирования объектов на основе нечеткого описания их состояний // Информационные технологии, 2007. № 11. С. 46–53.
- [8] Зудбинов Ю.И. Азбука ЭКГ. Ростов-на-Дону: Феникс, 2003. 160 с.
- [9] Алтунин А.Е., Семухин М.В. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях: монография. Тюмень: Тюменский гос. ун-т, 2002. 268 с.
- [10] Ryjov A. Fuzzy Linguistic Scales: Definition, Properties and Applications. In: Reznik L., Kreinovich V. (eds) Soft Computing in Measurement and Information Acquisition // Studies in Fuzziness and Soft Computing, 2003, v. 127, pp. 55–57.
- [11] Полещук О.М., Комаров Е.Г. Методы и модели обработки нечеткой экспертной информации. М.: Энергоатомиздат, 2007. 288 с.
- [12] Poleschchuk O., Komarov E., Darwish A. The monitoring of enterprise bankruptcy risk on the basis of complete orthogonal semantic spaces // XX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM), 2017, pp. 837–839. DOI: 10.1109/SCM.2017.7970739
- [13] Darwish A., Poleschchuk O. New models for monitoring and clustering of the state of plant species based on semantic spaces // J. of Intelligent and Fuzzy Systems, 2014, v. 26, no. 3, pp. 1089–1094. DOI: 10.3233/IFS-120702
- [14] Экспертные системы. Принципы работы и примеры / под ред. Р. Форсайта. М.: Радио и связь, 1987. 224 с.
- [15] Poleschchuk O.M., Komarov E.G., Darwish A. Comparative analysis of expert criteria on the basis of complete orthogonal semantic spaces // Proceedings of the 19-th International Conference on Soft Computing and measurements (SCM), 2016. Pp. 369–373. DOI: 10.1109/SCM.2016.7519784

Сведения об авторах

Полещук Ольга Митрофановна — д-р техн. наук, профессор МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), olga.m.pol@yandex.ru

Поляков Николай Геннадьевич — канд. техн. наук, декан Космического факультета МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), polyakov@mgul.ac.ru

Яшин Николай Александрович — аспирант МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), nyashin92@gmail.com

Поступила в редакцию 04.05.2018.

Принята к публикации 25.09.2018.

USAGE OF WAVELET TRANSFORM FOR ECG DATA PROCESSING AND ANALYSIS IN INSTRUMENTAL CARDIOLOGY

O.M. Poleshchuk, N.G. Poyarkov, N.A. Yashin

BMSTU (Mytishchi branch), 1, 1st Institutskaya, 141005, Mytishchi, Moscow reg., Russia

olga.m.pol@yandex.ru

This paper presents a new way to detect of searching and isolating ventricular complexes, which are recorded during the excitation of the heart ventricles using a wavelet transform. The algorithm of filtration and detection of tooth points for an electrocardiogram is presented, and the obtained detection results are compared with the classical algorithm for isolating ventricular complexes. Comparison of results shows that new algorithm has good recognition rate and has lesser amount of false positive recognitions. Furthermore, due to algorithm structure both filtering and detection parts can be improved to increase detection accuracy.

Keywords: Wavelet-transform, electrocardiogram, ventricular complex, comparison, Haar-wavelet, Steins principle, sensitivity, specificity

Suggested citation: Poleshchuk O.M., Poyarkov N.G., Yashin N.A. *Obrabotka i analiz dannykh elektrofiziologicheskoy instrumental'noy diagnostiki v kardiologii na osnove veyvlet-preobrazovaniya* [Usage of wavelet transform for ecg data processing and analysis in instrumental cardiology]. *Lesnoy vestnik / Forestry Bulletin*, 2018, vol. 22, no. 6, pp. 116–122. DOI: 10.18698/2542-1468-2018-6-116-122

References

- [1] Uvarov A.A., Malyy M.V., Frolov M.D. *Algoritmy obnaruzheniya QRS-kompleksa na elektrokardiogramme* [Algorithms for detecting a QRS complex on an electrocardiogram]. Tr. XVIII international scientific-practical conference «Modern technology and technology» Tomsk, April 9–13, 2012, National Research Tomsk Polytechnic University (TPU). Tomsk: Tomsk Polytechnic University, 2012, t. 2, pp. 89–90.
- [2] Boggess A., Narcowich F.J. *A First Course in Wavelets with Fourier Analysis*. London: Wiley, 2009, 336 p.
- [3] Voskoboinikov Yu.E., Gochakov A.V., Kolker A.B. *Fil'tratsii signalov i izobrazheniy: fur'e i veyvlet algoritmy (s primerami v Mathcad)* [Filtering signals and images: Fourier and wavelet algorithms (with examples in Mathcad)]. Novosibirsk: NGASU, 2010, 188 p.
- [4] Kozakevicius A.J., Ramos C., Ceretta R., Guerra R. [Adaptive ECG filtering and QRS detection using orthogonal wavelet transform]. *Biomedical Engineering*, 2005, no. 7, pp. 237–243.
- [5] Poleshchuk O., Komarov E., Darwish A. The expert group on the environment of the expert group. XX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM), 2017, pp. 651–654. DOI: 10.1109 / SCM.2017.7970678.
- [6] Vidakovic B. *Statistics for Bioengineering Sciences*. New York: Springer New York, 2011, 753 p.
- [7] Domrachev V.G., Komarov E.G., Poleshchuk O.M. *Monitoring funkcionirovaniya ob'ektov na osnove nechetkogo opisaniya ikh sostoyaniy* [Monitoring the functioning of objects based on a fuzzy description of their states]. *Information Technologies*, 2007, no. 11, pp. 46–53.
- [8] Zudbinov Yu.I. *Azbuka EKG* [Alphabet ECG]. Rostov-on-Don: Phoenix, 2003, 160 c.
- [9] Altunin A., Semuhin M. *Modeli i algoritmy prinyatiya resheniy v nechetkikh usloviyakh* [Models and algorithms of decision-making in fuzzy conditions]. Tumen: Tumen State University, 2002, 268 p.
- [10] Ryjov A. Fuzzy Linguistic Scales: Definition, Properties and Applications. In: Reznik L., Kreinovich V. (eds) *Soft Computing in Measurement and Information Acquisition. Studies in Fuzziness and Soft Computing*, 2003, vol 127, pp. 55–57.
- [11] Poleshchuk O.M., Komarov E.G. *Metody i modeli obrabotki nechetkoy ekspertnoy informatsii* [Methods and models for processing fuzzy expert information]. Moscow: Energoatomizdat, 2007. 288 p.
- [12] Poleshchuk O., Komarov E., Darwish A. The monitoring of enterprise bankruptcy risk on the basis of complete orthogonal semantic spaces. XX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM), 2017, pp. 837–839. DOI: 10.1109/SCM.2017.7970739.
- [13] Darwish A., Poleshchuk O. New models for monitoring and clustering of the state of plant species based on semantic spaces. *J. of Intelligent and Fuzzy Systems*, 2014, v. 26, no. 3, pp. 1089–1094. DOI: 10.3233/IFS-120702.
- [14] *Ekspertnye sistemy. Printsipy raboty i primery* [Expert systems. Principles and examples]. Ed. R. Forsayt. Moscow: Radio i svyaz, 1987. 224 p.
- [15] Poleshchuk O.M., Komarov E.G., Darwish A. Comparative analysis of expert criteria on the basis of complete orthogonal semantic spaces. Proceedings of the 19-th International Conference on Soft Computing and measurements (SCM), 2016. pp. 369–373. DOI: 10.1109/SCM.2016.7519784.

Authors' information

Poleshchuk Olga Mitrofanovna — D-r Sci. (Tech.), Professor, Head of Higher Mathematics and Physics Department of BMSTU (Mytishchi branch), olga.m.pol@yandex.ru

Poyarkov Nikolay Gennad'evich — Cand. Sci. (Tech.), Head of Space Department of BMSTU (Mytishchi branch), poyarkov@mgul.ac.ru

Yashin Nikolay Aleksandrovich — Postgraduate of BMSTU (Mytishchi branch), nyashin92@gmail.com

Received 04.05.2018.

Accepted for publication 25.09.2018.