

НЕЙРОИНФОРМАТИКА ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ

НЕЙРОИНФОРМАТИКА И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

NEUROINFORMATICS AND INTELLIGENT SYSTEMS

УДК 004.021:004.622:65.021.1

Дубровин В. И.¹, Твердохлеб Ю. В.²

¹Канд. техн. наук, профессор Запорожского национального технического университета

²Студент Запорожского национального технического университета

УСОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ МЕТОДОВ АНАЛИЗА ЭКГ-СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ В СИСТЕМЕ ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАФИИ ВЫСОКОГО РАЗРЕШЕНИЯ

Предложен метод анализа ЭКГ-сигналов на основе вейвлет-преобразования в системе электрокардиографии высокого разрешения. Данный метод позволяет обнаружить девять важных координат точек кардиосигнала: начало, пик и смещение Р-зубца, QRS-комплекса и Т-зубца во всех отведениях ЭКГ-сигнала. Предлагаемый подход увеличивает точность обнаружения Р и Т зубцов. Обоснован оптимальный способ фильтрации ЭКГ-сигнала от шумов.

Ключевые слова: электрокардиограмма, P-QRS-T-комплексы, вейвлет-преобразование.

ВВЕДЕНИЕ

Электрокардиограмма (ЭКГ) представляет собой запись электрических потенциалов активности сердца, снятую с одного или нескольких отведений, и состоит из периодической последовательности кардиоциклов. В типичном кардиоцикле выделяют несколько элементов: Р-волна, QRS-комплекс и Т-волна (рис. 1). Отправной точкой ряда современных методик компьютерной электрокардиографии является выделение положения QRS-комплекса, который отражает процесс деполяризации желудочков. Затем обнаруживают Р и Т зубцы, отражающие процесс деполяризации правого и левого предсердий, и процесс конечной реполяризации миокарда желудочков соответственно [1–3].

В настоящее время для анализа ЭКГ-сигнала перспективно применение вейвлет-анализа. Вейвлеты – это обобщенное название семейств математических функций определенной формы, которые локальны по

времени и по частоте, и в которых все функции получают из одной базовой (порождающей) функции посредством ее сдвигов и растяжений по оси времени. По сравнению с разложением сигналов на ряды Фурье, вейвлеты способны с гораздо более высокой точностью представить локальные особенности сигналов, вплоть до разрывов первого рода [4–5].

Целью данной работы является усовершенствование методов анализа ЭКГ-сигналов в системе электрокардиографии высокого разрешения.

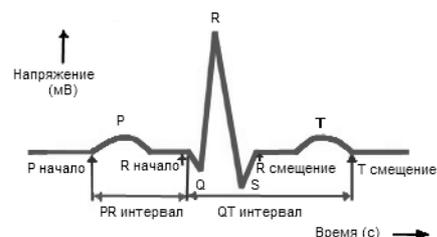


Рис. 1. Типичный комплекс ЭКГ-сигнала

1. ВЫБОР ВИДА ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ И ТИПА ВЕЙВЛЕТ-НОСИТЕЛЯ

Разработанный метод анализа ЭКГ-сигнала базируется на непрерывном вейвлет-преобразовании (CWT). Непрерывное вейвлет-преобразование в разных временных масштабах характеризует сигнал в различных частотных диапазонах, в то время как дискретное вейвлет-преобразование (DWT) ограничено масштабами, которые являются степенями двойки. Использование CWT вместо DWT предоставляет больше возможностей [4–5].

Пусть s – сигнал и ψ – вейвлет. При непрерывном преобразовании вейвлет-коэффициенты сигнала s , соответствующие масштабному коэффициенту a и положению b , определяются формулой (1) [4]:

$$CWT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad (1)$$

Для выбора оптимального вейвлета, используемого в качестве базиса, было протестировано несколько вейвлет-функций. Под оптимальным вейвлетом будем иметь в виду тот, который обеспечивает правильное местоположение координат девяти точек кардиоцикла: начало, пик и смещение Т-зубца, QRS-комплекса и Р-зубца. В работах [6, 7] применяются биортогональные вейвлеты с компактным носителем, используя масштабы, кратные степени двойки. В работах [7, 8] используются гауссовы вейвлеты (пред-

вейвлеты). Свойства этих семейств вейвлетов [4, 5] представлены в табл. 1.

Наилучшим вейвлет-носителем, удовлетворяющим перечисленным выше требованиям, согласно полученным результатам (табл. 2), является биортогональный вейвлет «bior1.5».

В качестве масштаба, используемого для определения правильного местоположения девяти координат точек ЭКГ-сигнала, был использован 15 масштаб для обнаружения QRS-комплекса [7–11] и 41 масштаб для обнаружения Р и Т зубцов [7]. Масштабы 15 и 41 обеспечивают наибольшую точность в обнаружении данных зубцов. Вейвлет «bior1.5» в масштабах 15 и 41 представлен на рис. 2.

2. МЕТОД АНАЛИЗА КАРДИОСИГНАЛА

Процесс анализа кардиосигнала условно можно разделить на две стадии: стадия предварительной обработки и выделение признаков (рис. 3).

Стадия предварительной обработки заключается в удалении шумов (электромиографические потенциалы мышц, артефакты взаимодействия электродов с кожей, электронный шум усилителей и фоновый шум сети) [3–5]. Шумом принято считать высокочастотные компоненты кардиосигнала. Удаление шума приводит к сжатию и сглаживанию ЭКГ-сигнала.

Стадия выделения признаков из кардиосигнала представляет собой процесс извлечения требуемой информации (зубцы, комплексы и т. д.).

Рассмотрим подробнее каждую стадию.

Таблица 1. Свойства гауссовых и биортогональных вейвлетов

Критерий	Гауссовы вейвлеты (gaus)	Биортогональные вейвлеты (bior)
Наличие функция ϕ	–	+
Наличие функция ψ	+	+
	(явно выражена)	
Ортогональный анализ	–	+
Наличие компактного носителя	–	+
		($\phi, \psi, \tilde{\phi}, \tilde{\psi}$)
Возможность восстановления	Восстановление не гарантируется	+
Симметрия	+	+
FIR-фильтры	–	+
Возможный вейвлет-анализ	CWT без использования быстрых алгоритмов	CWT и DWT с использованием быстрых алгоритмов

Таблица 2. Точность обнаружения координат точек ЭКГ-сигнала

Критерий	Gaus	Bior		
		«bior1.1»	«bior1.3»	«bior1.5»
Точность обнаружения координат точек ЭКГ-сигнала, %	91–92	93–94	95–96	98–99

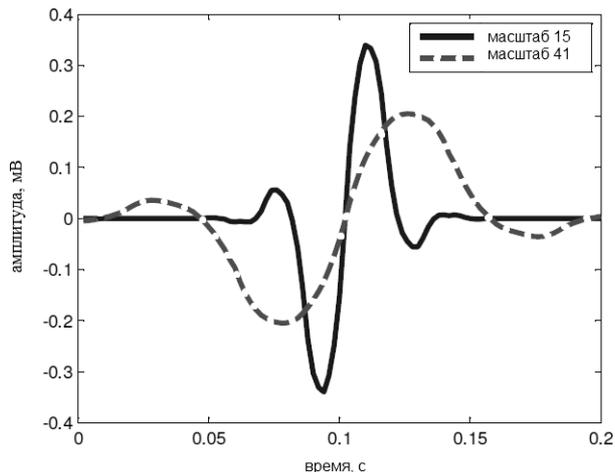


Рис. 2. Вейвлет «biog1.5» в масштабах 15 и 41



Рис. 3. Структура обработки ЭКГ-сигнала

2.1. Предварительная обработка

В простейшей модели предполагается, что зашумленный сигнал имеет вид (2) [4, 5]:

$$s(n) = f(n) + \sigma \cdot e(n), \tag{2}$$

где $f(n)$ – полезный сигнал, σ – уровень шума и $e(n)$ – гауссов белый шум, т.е. стационарная случайная последовательность с нулевым математическим ожиданием, абсолютно некоррелированная и с дисперсией, равной единице.

При вейвлет-анализе сигнал раскладывается на аппроксимирующие коэффициенты, которые представляют сглаженный сигнал, и детализирующие коэффициенты, описывающие колебания. Следовательно, шумовая компонента лучше отражается в детализирующих коэффициентах. Подобные составляющие могут быть удалены с использованием процедуры обнуления или пересчета коэффициентов детализации, значения которых меньше по сравнению со значением порога. Процедура пороговой обработки, или «трешолдинг», на сегодняшний день является пер-

спективным инструментом для «очистки» кардиосигнала от шумов (высокочастотных компонент) [4].

Существуют следующие виды трешолдинга [4, 5]:

1) жесткий трешолдинг, при котором все коэффициенты, превышающие некоторый порог, считаются принадлежащими к «оригинальному» сигналу, а остальные относят к шуму и обнуляют (3):

$$f(x) = \begin{cases} x, & |x| \geq t, \\ 0, & |x| < t, \end{cases} \tag{3}$$

где t – некоторый порог (коэффициент трешолдинга);

2) мягкий трешолдинг (4):

$$f(x) = \begin{cases} x - t, & x \geq t, \\ 0, & |x| < t, \\ x + t, & x \leq -t. \end{cases} \tag{4}$$

Качество шумоподавления сигнала и, следовательно, степень увеличения отношения сигнал/шум зависят не только от вида функции трешолдинга, но также от способа ее применения. В зависимости от этого трешолдинг делится на глобальный и локальный, а локальный в свою очередь на общий и многоуровневый [2, 3].

Для определения пороговых значений будем использовать следующие методы:

1) *SQR-LOG метод* (5) [12, 13]:

$$t = \sqrt{2 \left(\frac{(\text{median}\{c(i)\}, i = 1 \dots n)}{0,6745} \right)^2 \ln(n)}, \tag{5}$$

где 0,6745 – оценка среднеквадратичного отклонения белого Гауссового шума, $c(i)$ – вейвлет-коэффициенты.

2) *Метод Берга – Массара* (6) [14]:

$$t = |c(z)|, \\ z = \arg \min \left[-\Sigma \{c^2(i), i < k\} + 2\sigma^2 k \left(a + \ln \left(\frac{n}{k} \right) \right) \right]; \\ k = 1 \dots n, \tag{6}$$

где σ^2 – дисперсия шума, a – параметр разреженности $a \geq 1$.

Параметр разреженности является ключевым в методе Берга – Массара, так как именно его величина, задаваемая исследователем, определяет степень подавления имеющихся в сигнале шумов.

В методе Берга – Массара определяются три интервала изменений значения параметра a , которые задают величину «штрафа»:

- «высокий», при $2,5 \leq a \leq 10$;
- «средний», при $1,5 \leq a \leq 2,5$;
- «низкий», при $1 \leq a \leq 1,5$.

3) Метод Штейна (7) [15]:

$$T_m = \arg \min_{t \geq 0} [SURE(W)],$$

$$SURE(W) = \sigma^2 - \frac{1}{N} \left(2\sigma^2 \cdot \#\{n: |W(m, n)|\} - \sum_{k=1}^L \min(|W(m, n)|)^2 \right), \quad (7)$$

где $W(m, n)$ – вейвлет-коэффициенты на уровне разложения m ; L – длина вектора вейвлет-коэффициентов $W(m, n)$ на уровне m ; σ^2 – дисперсия шума; $\#S$ – мощность множества S .

В работе [16] был выбран вейвлет из семейства Добеши в качестве базисного. Введем следующее ограничение: базовый вейвлет может быть применен к дискретному вейвлет-преобразованию, порядок высокочастотных и низкочастотных фильтров, предназначенных для выделения детализирующей и аппроксимирующей составляющих, не должен превышать 10 (из-за большой ресурсоемкости). Вейвлеты «db2» и «db4» удовлетворяют данным требованиям.

Считается, что верхняя граничная частота кардиосигнала, заметно влияющая на ее форму, не превышает 100 Гц [4]. Поэтому компоненты сигнала частоты выше 100 Гц можно удалить без существенного изменения формы сигнала. Исходя из этого, рассчитаем уровень разложения сигнала для вейвлетов «db2» и «db4». Вейвлет «db2» имеет центральную частоту $F_r = 0,6667$ Гц [4]. Поскольку $\Delta t = 1/1024$, то центральная частота первого уровня разложения равна $F_{r1} = 0,6667 \times 1024 = 682,70$ Гц, далее для второго уровня $F_{r2} = 341,35$ Гц, для третьего уровня $F_{r3} = 170,68$, для четвертого уровня $F_{r4} = 85,34$ Гц. Аналогично для вейвлета «db4» с центральной частотой $F_r = 0,7143$ Гц [15]: $F_{r1} = 734,30$ Гц, $F_{r2} = 367,15$ Гц, $F_{r3} = 183,57$ Гц, $F_{r4} = 91,8$ Гц. Таким образом, для удаления компонент кардиосигнала, чья частота выше 100 Гц, требуется использовать четвертый уровень разложения, при этом мы получаем сжатие сигнала в $2^4 = 16$ раз.

В качестве меры при выборе базисного вейвлета, применяемого для удаления шумов, будем использовать среднеквадратическую ошибку (8) [16]:

$$MSE(w, l) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s(i) - \theta(i))^2, \quad (8)$$

где $s(i)$ – исходный сигнал, $\theta(i)$ – очищенный сигнал, w – вейвлет-функция, l – уровень разложения сигнала.

Результаты сравнения по видам и методам трешолдинга для вейвлетов «db2» и «db4» на четвертом уровне разложения с использованием локального многоуровневого трешолдинга представлены в табл. 3 и 4.

Таблица 3. Сравнение методов и типов вейвлет-трешолдинга для «db2»

	Жесткий трешолдинг	Мягкий трешолдинг
Метод Берга – Массара	0,0447	0,0563
SQR-LOG метод	2,5625	9,1393
Метод Штейна	1,0046	1,0239

Таблица 4. Сравнение методов и типов вейвлет-трешолдинга для «db4»

	Жесткий трешолдинг	Мягкий трешолдинг
Метод Берга – Массара	0,0393	0,0530
SQR-LOG метод	2,4873	8,9010
Метод Штейна	1,0073	1,0309

Согласно полученным результатам, наилучшим вейвлет-носителем для фильтрации сигнала от шумов является вейвлет «db4» на четвертом уровне разложения, а лучшим методом при локальном многоуровневом вейвлет-трешолдинге является жесткий трешолдинг с использованием метода Берга – Массара и штрафным порогом $a = 6$ (рис. 4, 5).

2.2. Выделение P-QRS-T комплексов

Как было сказано ранее, для выделения важных координат точек ЭКГ-сигнала (начало, пик и смещение Т-зубца, QRS-комплекса и Р-зубца) при непрерывном вейвлет-преобразовании требуется использование вейвлета «bior1.5» и 15 масштаб для обнаружения QRS-комплекса или 41 масштаб для обнаружения Р и Т зубцов. В работах [7–11] предложен следующий подход: выбираются две подряд пары коэффициентов, пересекающие нуль, между каждой из которых лежит локальный максимум (минимум) соответственно; в результате первый вейвлет-коэффициент является началом зубца, средний – пиком, а последний – смещением. Данный подход применяется для 15 и 41 масштабов в отдельности.

У предложенного выше метода низкое быстродействие (для использования в 24-часовом Холеровском мониторинге) из-за постоянного поиска локального максимума (минимума) в парах вейвлет-коэффициентов. Поэтому вместо поиска экстремумов авторами было предложено использовать пороговое значение, равное половине глобального максимума (минимума): $t_1 = 0,5 \max(\{C(i)\})$ или $t_2 = 0,5 \min(\{C(i)\})$, где $C(i)$ – вейвлет-коэффициенты, $i = 1 \dots N$. Также не учтена ситуация, когда имеется большая амплитудная разница между QRS-комплексом и Р, Т зубцами. В этом случае метод является малоэффективным. Поэтому, для точного обнаружения Р и Т зубцов, ав-

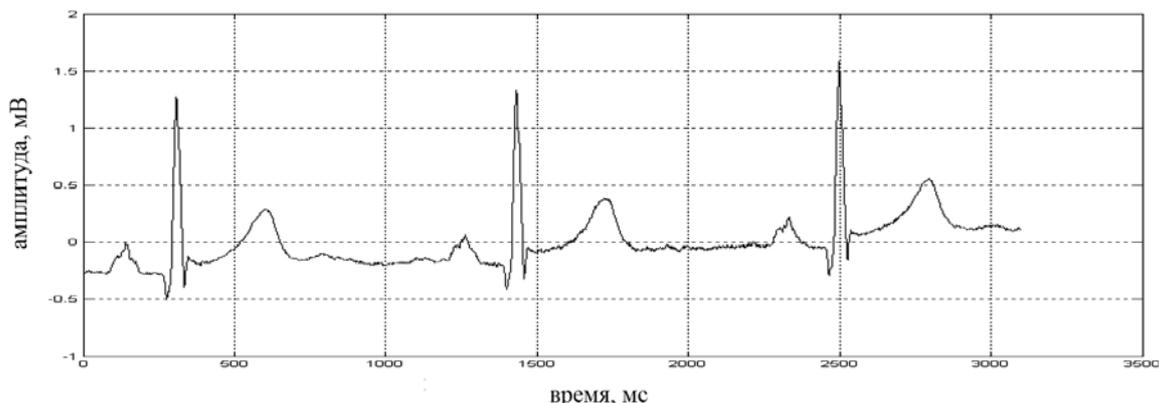


Рис. 4. Исходный кардиосигнал

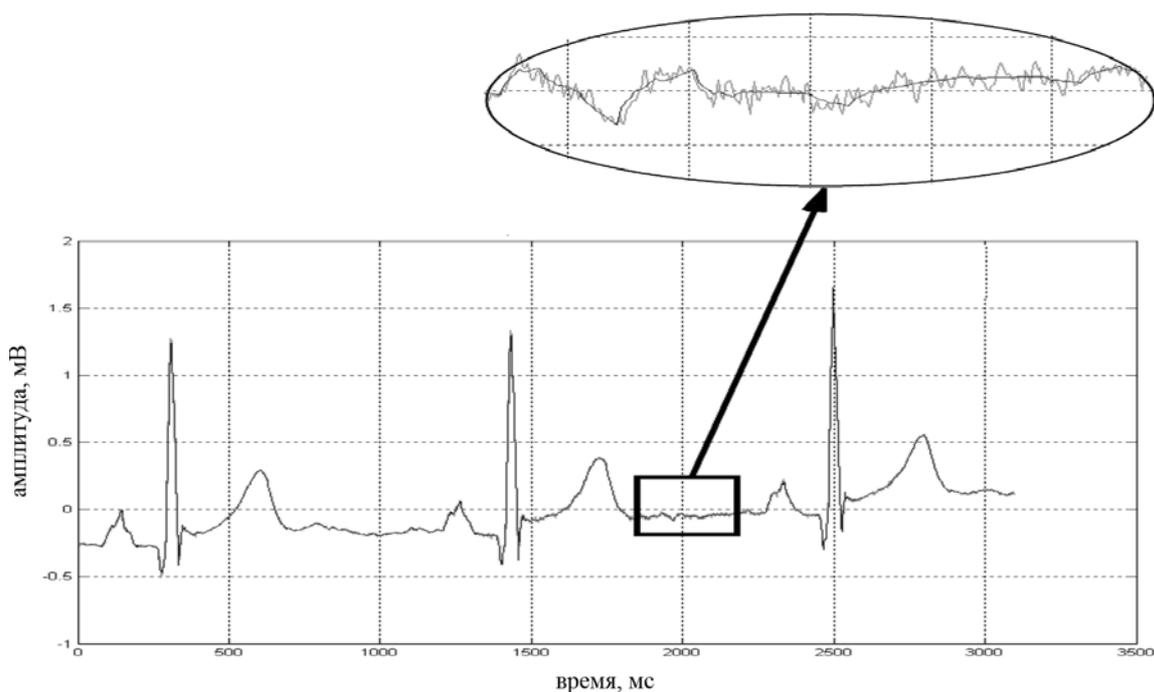


Рис. 5. Результат обработки ЭКГ-сигнала

торами предложено после обнаружения QRS-комплексов «удалить» их (QRS-комплексы), аппроксимировав линейно каждый такой участок сигнала.

Таким образом, процедура обнаружения важных координат точек кардиосигнала состоит из следующих этапов.

1. Выделение QRS-комплексов:

– Применить CWT с масштабным коэффициентом $a = 15$.

– Подсчитать пороговые значения $t_1 = 0,5 \max(\{C(i)\})$ и $t_2 = 0,5 \min(\{C(i)\})$.

– Найти пары коэффициентов, пересекающие нуль.

– Выбрать две последовательные пары так, чтобы между каждой из них находился вейвлет-коэффици-

ент, превышающий по модулю значение порога t_1 и t_2 . Тогда первый вейвлет-коэффициент будет началом QRS-комплекса, второй – пиком комплекса, а третий – его смещением.

2. «Удаление» QRS-комплексов:

Выполнить линейную аппроксимацию участков сигнала между точками, обозначенными как начало и смещение QRS-комплексов.

3. Выделение P и T зубцов:

– Применить CWT с масштабным коэффициентом $a = 41$.

– Подсчитать пороговые значения $t_1 = 0,5 \max(\{C(i)\})$ и $t_2 = 0,5 \min(\{C(i)\})$.

Найти пары коэффициентов, пересекающие нуль.

Выбрать две последовательные пары так, чтобы между каждой из них находился вейвлет-коэффициент, превышающий по модулю значение порога t_1 и t_2 . Тогда первый вейвлет-коэффициент будет началом R-зубца, второй – пиком зубца, а третий – его смещением.

Выбрать следующие две последовательные пары таким же образом, как и две предыдущие. Теперь первый вейвлет-коэффициент будет началом T-зубца, второй – пиком зубца, а третий – его смещением.

Этапы работы процедуры проиллюстрированы на рис. 6–10.

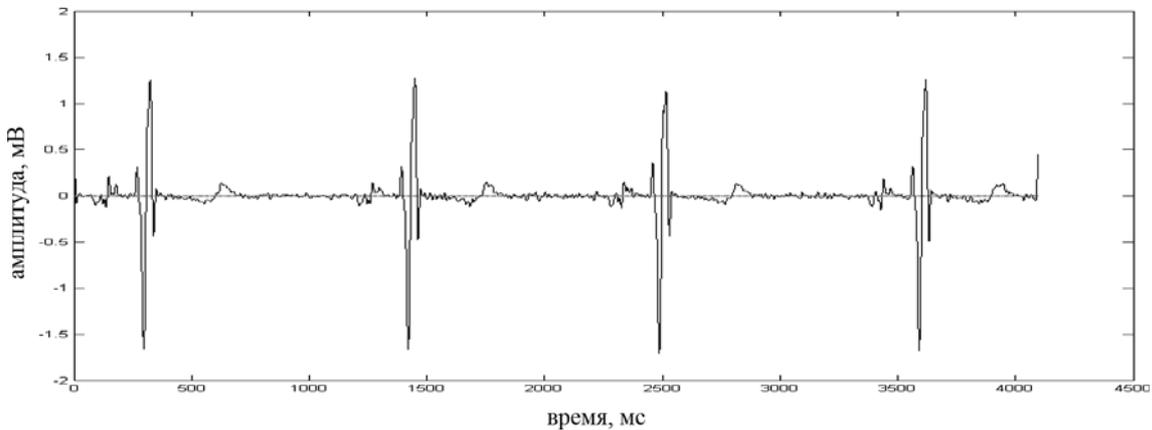


Рис. 6. Применение CWT с масштабным коэффициентом $a=15$ к ЭКГ-сигналу

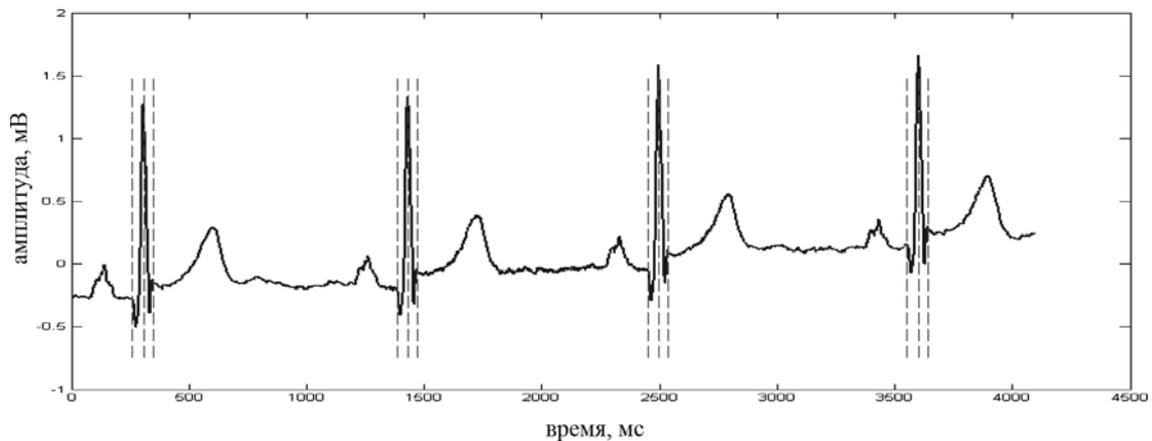


Рис. 7. Выделенные QRS-комплексы ЭКГ-сигнала

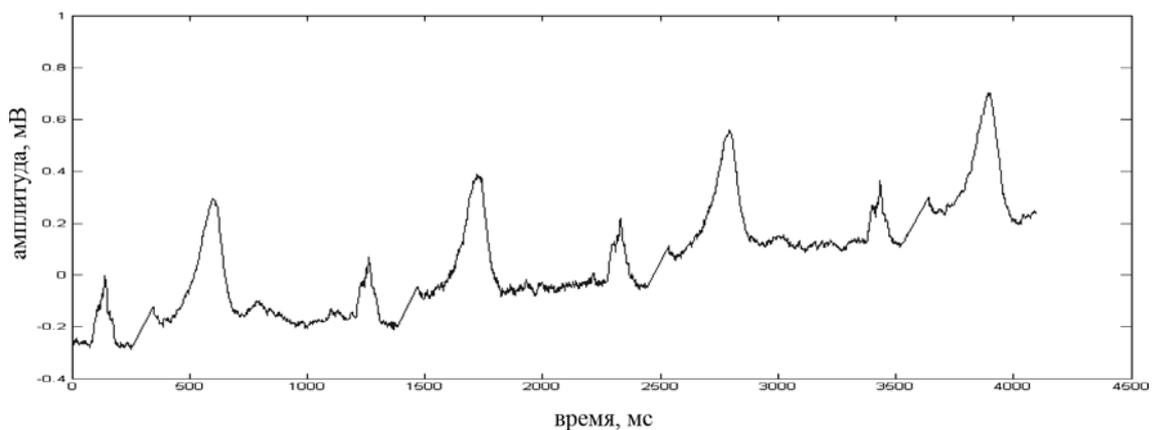


Рис. 8. «Удаление» QRS-комплексов из ЭКГ-сигнала

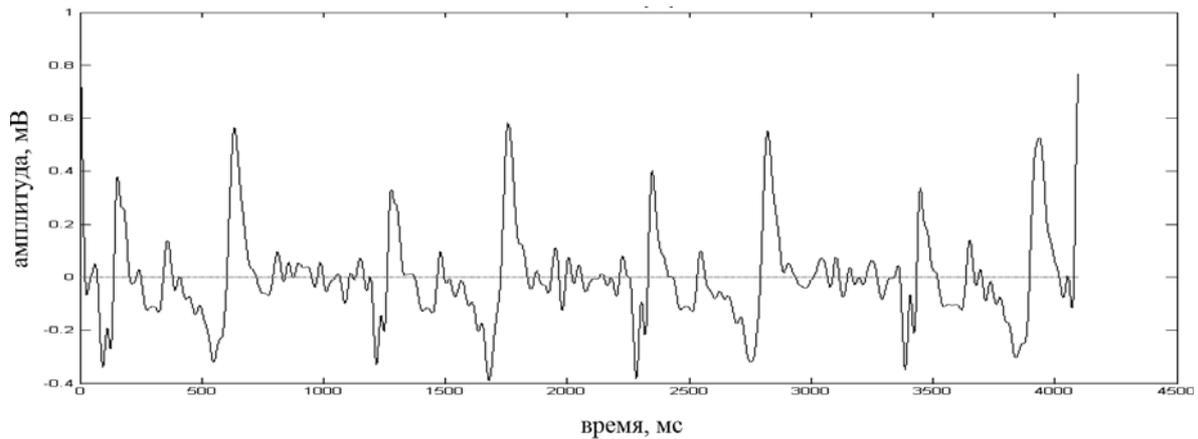


Рис. 9. Применение CWT с масштабным коэффициентом $a = 41$ к ЭКГ-сигналу

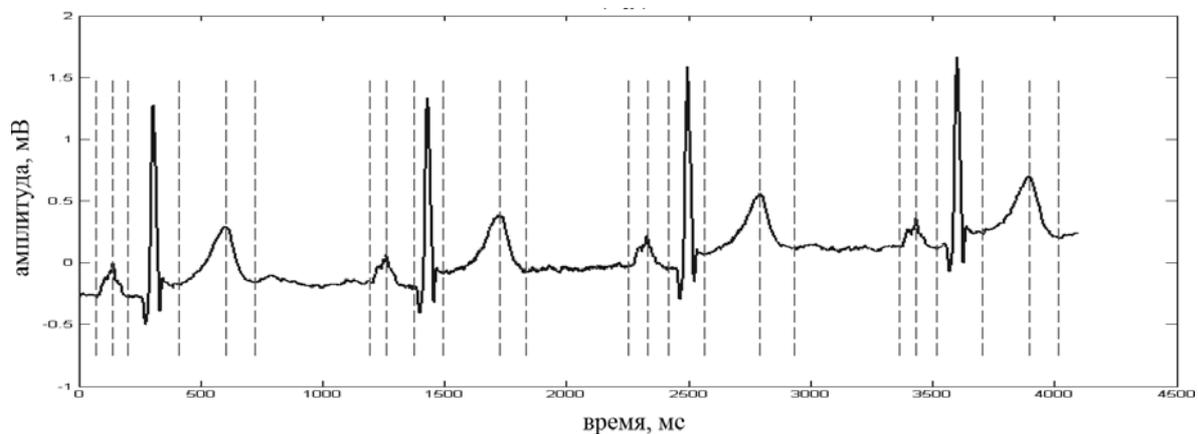


Рис. 10. Выделенные Р и Т зубцы ЭКГ-сигнала

3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

Для определения важных координат точек кардиосигнала (начало, пик и смещение Р-зубца, QRS-комплекса и Т-зубца), использовались базы данных ЭКГ Phisionet. Было протестировано тридцать пять кардиограмм людей с различными заболеваниями сердца

(30) и здоровых людей (5). Среди них: блокада пучков Гиса (6), атриовентрикулярная блокада (3), гипертрофия миокарда (6), стенокардия (5), инфаркт миокарда (10).

Результаты тестирования кардиосигналов здоровых людей и людей с различными патологиями приведены в табл. 5.

Таблица 5. Точность обнаружения P-QRS-T комплексов в ЭКГ-сигналах здоровых людей и людей с различными патологиями

Диагноз	Точность обнаружения, %
Блокада пучков Гиса	97–98
Атриовентрикулярная блокада	98–99
Гипертрофия миокарда	98–99
Стенокардия	98–99
Инфаркт миокарда	97–98
Без патологий	98–99

ВЫВОДЫ

1. Обоснован выбор типа вейвлет-преобразования и базисного вейвлета для анализа кардиосигналов (непрерывное вейвлет-преобразование с использованием базиса «bior1.5»).

2. Обоснован выбор масштабного коэффициента при непрерывном вейвлет-преобразовании для обнаружения P, QRS и T зубцов (15 масштаб для обнаружения QRS-комплекса и 41 масштаб для обнаружения P и T зубцов).

3. Усовершенствован метод обнаружения P-QRS-T зубцов: предложено пороговое значение и использование аппроксимации сигнала в областях QRS-комплекса с целью повышения точности обнаружения P и T зубцов.

4. Проанализированы существующие методики очистки сигналов от шумов.

5. Обоснован выбор типа и метода вейвлет-трешолдинга (локальный многоуровневый жесткий трешолдинг с использованием метода Берга – Массара и вейвлета «db4» на четвертом уровне разложения в качестве базиса).

Разработанный метод анализа ЭКГ-сигналов на основе вейвлет-преобразования в системе электрокардиографии высокого разрешения позволяет «очистить» кардиосигнал от шумов без потери информации. С помощью метода можно обнаружить девять важных координат точек кардиосигнала: начало, пик и смещение P-зубца, QRS-комплекса и T-зубца с точностью 98–99 %. Предлагаемый подход значительно увеличивает точность обнаружения P и T зубцов.

Направлением дальнейших исследований является разработка системы анализа и диагностики кардиосигнала.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Зудбинов, Ю. И. Азбука ЭКГ и боли в сердце / Ю. И. Зудбинов. – Ростов-на-Дону: Феникс, 2008. – 240 с.
2. Хан, М. Г. Быстрый анализ ЭКГ / М. Г. Хан. – М.: Бинном, 1999. – 230 с.
3. Хэмптон, Дж. Атлас ЭКГ: 150 клинических ситуаций / Дж. Хэмптон. – М.: Медицинская литература, 2007. – 320 с.
4. Смоленцев, Н. К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB / Смоленцев Н. К. – М.: ДМК Пресс, 2008. – 448 с.
5. Алексеев, К. А. Очерк «Вокруг CWT» [Электронный ресурс] / Алексеев К. А. – Электрон. дан. – Режим доступа: <http://matlab.exponenta.ru/wavelet/book3/index.php>, вільний. – Заг. з екрану.
6. Martinez, J. P. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases / Martinez J. P., Almeida R., Laguna P. // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. – 2004. – Vol. 51. – P. 570–581.
7. Vitec, M. A wavelet-based ECG delineation in Multilead ECG signals: Evaluation on the CSE Database / Vitec M.,

Hrubes J., Kozumplik J. // IFMBE Proceedings. – 2009. – Vol.25. – P. 177–180.

8. Sahambi, J. S. Using wavelet transform for ECG characterization / Sahambi J. S., Tandon S. B. // IEEE Engineering in Medicine and Biology. – 2000. – Vol. 9. – P. 1532–1546.
9. Chouhan, V. S. Delineation of QRS-complex, P and T-wave in 12-lead ECG / Chouhan V. S., Mehta S. S., Lingayat N. S. // IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security. – 2008. – Vol. 8. – P. 185–190.
10. De Chazazl, P. Automatic measurement of the QRS onset and offset in individual ECG leads / De Chazazl P., Celler B. // IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. – 1996. – Vol. 4. – P. 1399–1403.
11. Laguna, P. Automatic detection of wave boundaries in multilead ECG signals / Laguna P., Jane R., Caminal P. // Computers and Biomedical Research. – 1994. – Vol. 27. – P. 45–60.
12. Dohoto, D. L. De-Noiseing by soft-thresholding / Dohoto D. L. // IEEE Transactions on Information Theory. – 1995. – Vol. 41. – P. 613–627.
13. Dohoto, D. L. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage / Dohoto D. L., Johnstone I. M. // Biometrika. – 1994. – Vol. 81. – P. 425–455.
14. Walden, A. T. Spectrum estimation by wavelet thresholding of multitaper estimators / Walden A. T., Percival D. B., McCoy E. J. // IEEE Transactions on Signal Processing. – 1998. – Vol. 46. – P. 3153–3165.
15. Luisier, F. A new SURE approach to image denoising: Interscale Orthonormal wavelet thresholding / Luisier F., Blu T., Unser M. // IEEE Transactions on image processing. – 2007. – Vol. 16. – P. 593–606.
16. Stein, C. Estimation of the mean of a multivariate normal distribution / Stein C. // Ann. Statist. – 1981. – Vol. 9. – P. 1135–1151.

Надійшла 14.09.2010

Дубровін В. І., Твердохліб Ю. В.

ВДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДІВ АНАЛІЗУ ЕКГ-СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ В СИСТЕМІ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАФІЇ ВИСОКОГО ПІДСИЛЕННЯ

У цій статті запропоновано модифікований метод аналізу ЕКГ-сигналів, який базується на безперервному вейвлет-перетворенні та одномасштабному підході. Алгоритм дозволяє знайти дев'ять важливих координат точок у всіх відділеннях кардіосигналу: початок, пік та зсув T зубця, QRS комплексу та P зубця. Реалізований алгоритм забезпечує високу точність у виявленні P і T зубців, що було невирішеною частиною попередніх методів. Також запропоновано оптимальний спосіб фільтрації кардіосигналу від шумових складових, який є модифікацією методів вейвлет-трешолдинга.

Ключові слова: електрокардіограма, P-QRS-T комплекси, вейвлет-перетворення.

Dubrovin V. I., Tverdohlib J. V.

IMPROVEMENT OF ECG SIGNALS ANALYSIS BASED ON WAVELET CONVERSION IN HIGH-RESOLUTION ELECTROCARDIOGRAPHY SYSTEM

In this paper we present an improved method of ECG signals delineation based on continuous wavelet conversion and single-scale approach. The algorithm permits to detect nine reference points in all ECG parts: onset, peak and offset of T wave, QRS complex and P wave. The implemented algorithm significantly increases the accuracy of P wave and T wave detection, which was the problem of the previous methods. We propose also the improved method of ECG signals filtering from noise as updating of the wavelet-thresholding methods.

Key words: electrocardiogram, P-QRS-T waves, wavelet conversion.