

## Алгоритм обнаружения QRS-комплекса на электрокардиограмме в реальном времени

© С.А. Обухов, В.П. Степанов

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, 105005, Россия

*Большинство методов морфологического анализа электрокардиограммы (ЭКГ) базируется на поиске R-зубцов. При известном положении R-зубца определение остальных составляющих QRS-комплекса выполняется относительно просто. Основные проблемы машинного обнаружения R-зубца — артефакты записи ЭКГ и высокая изменчивость кардиокомплексов. Предложен и реализован алгоритм обнаружения QRS-комплекса, состоящий из двух этапов. На предварительном этапе для удаления шумов и неинформативных компонентов ЭКГ выполняются частотно-временные преобразования, как и в детекторе Пана — Томпкинса. Алгоритм имеет адаптивные параметры для учета вариативности R-зубцов. В качестве параметров выступают среднее арифметическое и стандартное отклонение высоты предшествовавших R-зубцов и длин RR-интервалов. На основном этапе работы алгоритма адаптивные параметры используются для прогноза характеристик следующего R-зубца. Предложена функция, которая оценивает отличие текущих метрик условного R-зубца с вершиной в данной точке от ожидаемых. Минимум данной функции на заданном интервале является критерием обнаружения R-зубца. Программная реализация алгоритма показала высокую чувствительность и специфичность на тестовых базах данных MIT-BIH. Алгоритм применим в кардиомониторах, автоматических дефибрилляторах, искусственных водителях ритма с цепью обратной связи и в других приборах с обработкой ЭКГ в реальном масштабе времени.*

**Ключевые слова:** QRS-комплекс, обнаружение R-зубца, QRS-детектор, алгоритм Пана – Томпкинса

**Введение.** Массовое обследование населения холтеровским мониторингом, нацеленное на выявление ранних стадий кардиологических заболеваний с бессимптомным течением, представляет собой одну из важнейших задач современной медицины. Экспертный анализ большого количества 24-часовых записей электрокардиограммы (ЭКГ) невозможен без применения средств автоматизации [1]. На ЭКГ по оси  $X$  откладывается время, по оси  $Y$  — разность потенциалов между точками на теле (рис. 1). В основе многих систем скрининга сердца лежат алгоритмы морфологического анализа ЭКГ: определение положения R-зубца и рядом стоящих Q- и S-зубцов, которые вместе образуют QRS-комплекс (важная характеристика здоровья). Q- и S-зубцы чаще всего имеют меньшую, чем у R-зубца, амплитуду и противоположную полярность относительно изолинии.

Следует заметить, что при известном положении R-зубца определение остальных составляющих QRS-комплекса упрощается [2]. Далее остановимся на задаче нахождения R-зубца.

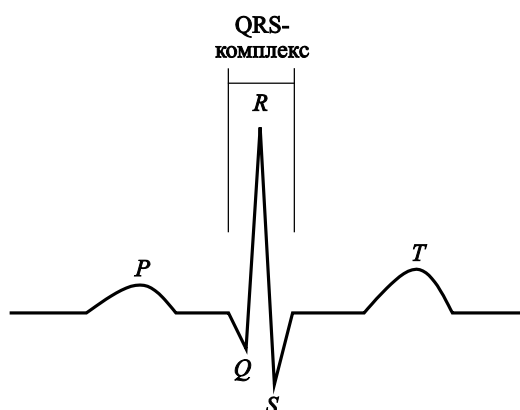


Рис. 1. Зубцы нормальной ЭКГ

Цель исследования — разработка детектора *QRS*-комплексов, который применяют для обработки ЭКГ в реальном масштабе времени. При эффективном использовании ресурсов компьютера он имеет точность обнаружения не ниже ранее предложенных алгоритмов.

**Обзор существующих методов.** Безошибочное машинное детектирование *R*-зубца представляет собой нетривиальную задачу.

Во-первых, на регистрируемой ЭКГ присутствуют искажения, вызванные шумами разного характера [3]:

- миографическая интерференция — высокочастотные помехи, связанные с активностью мышц тела пациента;
- низкочастотный дрейф изолинии из-за плохого контакта между электродом кардиоусилителя и кожей обследуемого либо недостаточной обработкой ее поверхности;
- наводка сети электропитания.

Во-вторых, форма *R*-зубцов, а также их частотные, амплитудные и временные характеристики имеют большую степень вариативности, вызванную физиологическими особенностями пациента, разным расположением датчиков регистратора, патологией сердечно-сосудистой системы. Даже при исследовании конкретного непрерывного участка ЭКГ, полученного от одного пациента, могут происходить медленные или скачкообразные девиации параметров сигнала, обусловленные адаптацией организма к изменению его внутреннего состояния или внешней среды [4].

В условиях реального электрокардиографического исследования модель полезного сигнала обычно неизвестна. Поэтому для обработки ЭКГ не подходят методы, основанные на поиске сходства с опорным модельным сигналом [5]. В алгоритмах детектирования описанные выше проблемы решают поэтапно [6].

*Этап 1.* Для устранения помех и увеличения отношения сигнал/шум исследуемого сигнала применяют цепочку линейных частотных фильтров. Эффективность этого метода обусловлена локализацией специфических шумов в определенной полосе частот. Для устранения миографического шума применяют фильтр нижних частот 35 Гц, для удаления дрейфа изолинии — ФВЧ 5 Гц, а для исключения помехи сети — режекторный узкополосный фильтр 50/60 Гц.

*Этап 2.* Специфическое преобразование обеспечивает формирование информативных признаков, что становится определяющим и влияет на построение решающего правила обнаружения [4]. В ходе этого этапа исходный сигнал может измениться до неузнаваемости. Выходные данные должны содержать характерные признаки, необходимые для идентификации *R*-зубца. По виду функции отображения алгоритмы классифицируют на следующие группы [6]: частотно-временные линейные и нелинейные преобразования, вейвлет-преобразования [3, 7], эмпирическая модовая декомпозиция [5, 8].

*Этап 3.* Принимают решение, является ли данный участок ЭКГ *R*-зубцом. В зависимости от используемых на этапе 2 операций применяемые далее подходы могут быть очень простыми (пороговый детектор амплитуды сигнала) либо довольно сложными: нейронные сети [9], анализ независимых компонентов [10]. Создаваемая программная система должна успешно функционировать в условиях вариабельности сердечного ритма. Поэтому часто применяют адаптивные алгоритмы обнаружения *R*-зубца, обладающие автоподстройкой своих параметров при изменении условий функционирования.

Методы, в основе которых лежит сложный математический аппарат (вейвлет, мультимасштабное морфологическое преобразование, нейронные сети), дают хорошие показатели точности выявления QRS-комплексов [3, 5, 6]. Однако эти методы имеют существенные недостатки:

- большая задержка между регистрацией отсчета и классификацией его как вершины *R*-зубца. Необходимость предварительного преобразования большого участка ЭКГ перед его анализом обеспечивает слабую временную локализацию. Это затрудняет применение данных методик в приборах, работающих в реальном масштабе времени;
- сложность реализации алгоритма. Зачастую использование сторонних библиотек для выполнения математических операций затруднительно по экономическим соображениям (тонкость лицензирования и использование патентов на сторонние изобретения, ухудшение переносимости кода между платформами). Возникает сложность сертификации разработанной в итоге целостной системы как изделия медицинского назначения в соответствии с существующими международными и национальными стандартами (ГОСТ Р 16142–2008),

поэтому обеспечение структурной простоты кода разрабатываемой программы — важная практическая задача;

- большое потребление ресурсов процессора и оперативной памяти затрудняет применение данных подходов во встраиваемых системах.

Алгоритмы, основанные на относительно простых математических операциях (частотная линейная фильтрация, дифференцирование, интегрирование, возведение в квадрат и сбор базовых статистик: среднее арифметическое, стандартное отклонение, максимум и минимум разных характеристик множества исследуемых объектов), остаются актуальными и эффективными для решения поставленной задачи. Особенно хорошо зарекомендовал себя классический алгоритм выявления *QRS*-комплексов в реальном времени Пана — Томпкинса [11]. Он имеет небольшую временную задержку и высокую точность работы, в том числе в условиях зашумленности сигнала и наличия аритмий.

За последние несколько лет появилось множество модификаций этого алгоритма в целях повышения помехозащищенности и точности детектирования комплексов, а также для решения более специфических задач. Некоторые модификации существенно усложняют реализацию детектора. В работе [12] для повышения устойчивости к определенным видам аритмий предлагается введение быстрого преобразования Фурье (БПФ) и последующий анализ спектра. Это приводит к асимптотической сложности алгоритма  $O(n \lg n)$  в зависимости от размера участка для анализа БПФ вместо линейной сложности изначального алгоритма. При этом правильная реализация БПФ представляет собой нетривиальную задачу: необходимо выбрать оптимальную длину анализируемого участка, использовать оконные функции для устранения эффектов конечности и неперIODичности сигнала.

В статье Пана — Томпкинса упоминаются некоторые особенности алгоритма.

1. Анализ проводится одновременно по двум разным сигналам — кардиограмма после частотного фильтра и после интегратора. Имеются два набора переменных *SPKF* — *SPKI*. Текущий пик — *R*-зубец только в том случае, если он является сигнальным для обоих наборов.

2. Сложная многоступенчатая оценка средней продолжительности *RR*-интервала:

$$RR_{AVERAGE1} = 0,125(RR_{n-7} + RR_{n-6} + \dots + RR_n);$$

$$RR_{AVERAGE2} = 0,125(RR'_{n-7} + RR'_{n-6} + \dots + RR'_n),$$

где  $RR_{n-7}, \dots, RR_n$  — последние 8 интервалов;  $RR'_{n-7}, \dots, RR'_n$  — последние 8 интервалов, лежащих в пределах  $[0, 92 RR_{AVERAGE2}, 1,16 RR_{AVERAGE2}]$ .

3. Двухпроходный алгоритм нахождения сигнального пика (searchback): если при первом проходе не выявлено сигнального пика, то происходит повторный обход анализируемого участка с понижением порогового значения в поисках сигнального пика.

В большинстве рассмотренных работ изложенные приемы направлены на снижение количества ошибок в сильно зашумленных, содержащих большое количество аритмий кардиограммах. В то же время дополнительные операции существенно увеличивают время расчета и объем необходимой оперативной памяти, а также усложняют тестирование ПО.

**Постановка задачи и алгоритм решения.** Имеется оцифрованная электрокардиограмма — последовательность  $x_1, x_2, \dots$  измерений разности потенциалов между определенными точками на коже человека, произведенных через равные промежутки времени в моменты  $n_1, n_2 \dots \in N$ . Цифровую ЭКГ можно задать дискретной функцией  $x(n)$ , где  $n \in N$ . Требуется найти такое подмножество точек  $R = \{r_i \in N : r_i \text{ есть вершина } R\text{-зубца функции } x(n) \text{ в окрестности } r_i\}$ .

Разделим алгоритм решения поставленной задачи на два последовательных этапа:

1) предварительный этап. Частотно-временные преобразования ЭКГ в целях устранения артефактов записи и  $P$ -,  $T$ -,  $U$ -зубцов;

2) основной этап. Специфическое преобразование, обеспечивающее формирование информативных признаков. Определение принадлежности точки  $n_i$  множеству  $R$  на основе заданных критериев.

Изложим более подробно алгоритм каждого из этапов. За основу предварительного этапа взят известный алгоритм Пана — Томпкинса. Для обработки ЭКГ на этапе используют те же самые преобразования [11]. Обозначим через  $y(n)$  сигнал на выходе из преобразователя, который подается на вход следующего преобразователя. Этап состоит из пяти последовательных шагов.

*Шаг 1.* Применение фильтра низких частот (НЧ-фильтра) для устранения миографического шума и наводок сети электроснабжения. Данный фильтр имеет частоту среза примерно 11 Гц, вносит временную задержку около 25 мс. Разностное уравнение имеет вид

$$y(n) = 2y(n-1) - y(n-2) + \frac{1}{32} [x(n) - 2x(n-6) + x(n-12)].$$

*Шаг 2.* Использование фильтра высоких частот (ВЧ-фильтра) для удаления дрейфа изолинии. Имеет частоту среза 5 Гц, вносит временную задержку 80 мс. Разностное уравнение имеет вид

$$y(n) = 32(n-16) - y(n-1) - x(n) - x(n-32).$$

*Шаг 3.* Дифференцирование. Данная операция описывается уравнением

$$y(n) = \frac{1}{8} [2x(n) + x(n-1) - x(n-3) - 2x(n-4)].$$

Операция дифференцирования подавляет низкочастотные компоненты зубцов *P* и *T*. Кроме того, предполагается, что угол наклона сигнала для *R*-зубца постоянен и имеет высокий коэффициент усиления для высокочастотных компонентов, которые возникают на крутых склонах *QRS*-комплекса.

*Шаг 4.* Далее полученные значения возводят в квадрат:

$$y(n) = x^2(n).$$

Операция увеличивает разницу в высоте пиков малой и большой амплитуд. Кроме того, теперь все отсчеты – положительные числа, а пики имеют одинаковую полярность и направлены вверх.

*Шаг 5.* Сигнал проходит через интегрирующий фильтр скользящего окна с использованием соотношения

$$y(n) = [x(n-(Q-1)) + x(n-(Q-2)) + \dots + x(n)]/Q.$$

Здесь  $Q$  — ширина окна, подбирается эмпирическим путем и примерно равна ширине *QRS*-комплекса. При правильном подборе ширины окна несколько пиков в районе *QRS*-комплекса сливаются воедино, а *ST*-сегмент и зубец *T* по возможности подавляются.

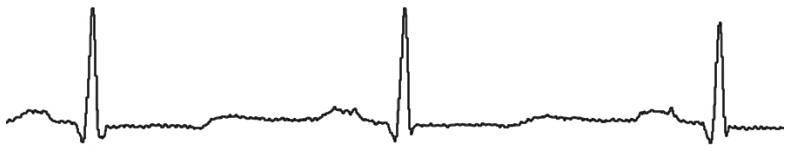
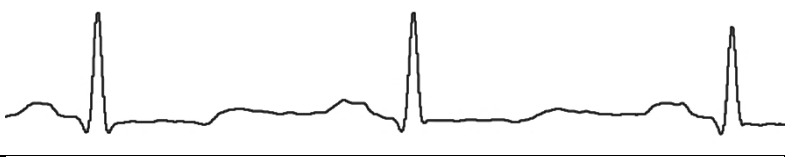
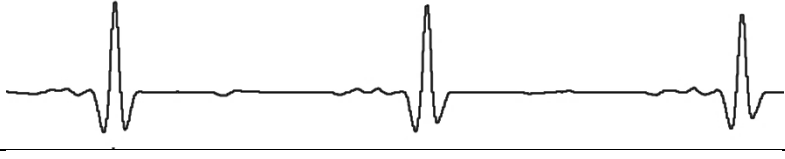

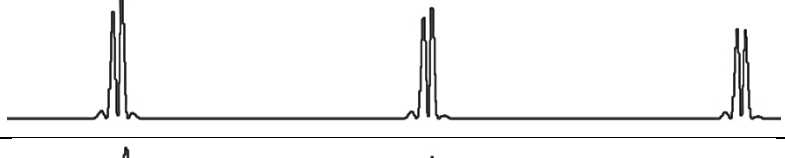

В ходе этапа **предварительной обработки** из входного набора данных исключаются шумы и неинформативные признаки. Форма сигнала существенно изменяется: на выходе наблюдается набор пиков одинаковой полярности с околонулевыми значениями функции в промежутках между ними. Графическая интерпретация преобразований на примере типового участка ЭРГ с нормальным синусовым ритмом приведена в табл. 1.

Рассмотрим **основной этап** разработанного алгоритма. В работе [13] показано, что длительность последующего *RR*-интервала можно с большой точностью предсказать, основываясь на статистике предыдущих интервалов. Аналогичные предположения выполняются и для высот *R*-зубцов в предварительно обработанной ЭКГ. Реализованный алгоритм учитывает некоторые адаптивные параметры — в определенные моменты времени выполнения они вычисляются за-

ново на основе статистики по ранее обнаруженным R-зубцам. В алгоритме ЭКГ разделяется на два временных интервала.

Таблица 1

Изменение ЭКГ после выполнения шагов

Шаг	ЭКГ после выполнения шага
Исходная ЭКГ	
Шаг 1. НЧ-фильтр	
Шаг 2. ВЧ-фильтр	
Шаг 3. Дифференцирование	
Шаг 4. Возведение в квадрат	
Шаг 5. Интегрирующий фильтр	

Первый интервал располагается в начале, имеет фиксированную длительность несколько секунд, что при холтеровском мониторинге значительно меньше длительности всей кардиограммы. Этот интервал служит для расчета начальных значений адаптивных параметров алгоритма. При обработке этой части ЭКГ алгоритм находится в фазе обучения.

Второй интервал — оставшаяся часть кардиограммы, при его обработке алгоритм находится в фазе детектирования и непосредственно выявляет R-зубцы.

В зависимости от того, в какой фазе находится алгоритм, основные этапы выполнения существенно различаются.

**Фаза обучения** состоит из пяти шагов:

**Шаг 1.** На исследуемом участке записи находятся все локальные максимумы функции  $M_1, \dots, M_k$ , которые располагаются в точках  $m_1, \dots, m_k$ .

**Шаг 2.** Два любых соседних локальных максимума  $M_p$  и  $M_{p-1}$ , имеющих дистанцию  $D = m_p - m_{p-1} < 200$ мс, заменяют на один, больший из них. В итоге останется  $k$  локальных максимумов.

**Шаг 3.** Если  $k < W$  (некоторого априори заданного числа, см. далее), данный участок считается непригодным для анализа и используется следующий отрезок ЭКГ, переход на шаг 1.

**Шаг 4.** Определяют локальный максимум с наибольшей амплитудой  $M_{\max}$ , выполняют выборку всех локальных максимумов, амплитуда которых больше или равна  $L = 0,5M_{\max}$ . Если получившаяся выборка содержит  $k < W$  элементов,  $L$  уменьшается в 2 раза и операция повторяется, пока получившаяся выборка не будет содержать  $k \geq W$  элементов, после чего осуществляется переход к шагу 5. Если  $L < L_{\min}$  (некоторого априори заданного ограничения) и  $k < W$ , то данный участок считается непригодным для анализа и используется следующий отрезок ЭКГ, переход на шаг 1.

**Шаг 5.** Полученные на предыдущем этапе  $k$  локальных максимумов рассматривают как вершины  $R$ -зубцов. Такой способ поиска  $R$ -зубцов довольно приближенный, но его достаточно для расчета статистических характеристик, которые будут выступать в роли адаптивных параметров:

- $A_m$  — среднее арифметическое высот  $W$  последних  $R$ -зубцов;
- $A_s$  — стандартное отклонение высот  $W$  последних  $R$ -зубцов;
- $T_m$  — среднее арифметическое длин  $W$  последних  $RR$ -интервалов;
- $T_s$  — стандартное отклонение длин  $W$  последних  $RR$ -интервалов.

Значение  $W$  подбирают эмпирическим путем, оно определяет, какое количество ранее найденных  $R$ -зубцов влияет на статистику. Слишком маленькое или слишком большое значение  $W$  уменьшает достоверность прогноза параметров следующего кардиокомплекса.

В качестве специфического преобразования основного этапа в настоящей работе предлагается использовать функцию  $f(n)$ :



$$f(n) = g\left(\frac{n - n_0}{T_m}\right) x(n)^{-2} \left( \alpha \frac{|T_m - n + n_0|}{T_s} + \beta \frac{|A_m - x(n)|}{A_s} + 1 \right), \quad (1)$$

где  $g(p)$  — нормировочная функция, заданная графически (рис. 2);  $x(n)$  — значение сигнала в точке  $n$ ;  $n_0$  — вершина последнего обнаруженного  $R$ -зубца;  $\alpha$ ,  $\beta$  — некоторые нормировочные коэффициенты;  $A_s$ ,  $T_s$ ,  $A_m$ ,  $T_m$  — адаптивные параметры, начальные значения которых вычислены в фазе обучения на шаге 5.

По осям  $X$  и  $Y$  (см. рис. 2) отложены безразмерные величины, на оси  $Y$  используют логарифмический масштаб.

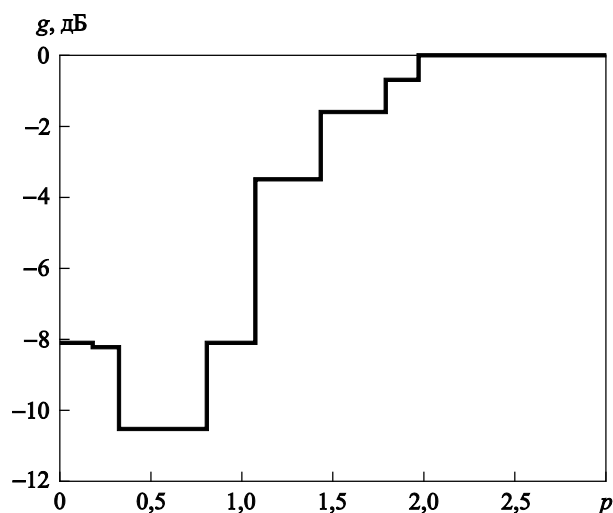


Рис. 2. Нормировочная функция  $g(p)$

Рассмотрим *фазу детектирования*. После каждого обнаруженного  $R$ -зубца с вершиной в точке  $n_0$  выполняют последовательность шагов.

*Шаг 1.* Игнорируют 200 мс кардиограммы после предыдущего комплекса, так как данный участок заведомо неинформативный. Для каждой точки на интервале  $(n_0 + 200; n_0 + 2,5T_m]$  находят значение функции  $f(n)$ . Эта некоторая функция, значение которой становится тем меньше, чем сильнее некоторый условный зубец с вершиной в точке  $n$  похож на прогнозируемый  $R$ -зубец.

*Шаг 2.* Минимум функции  $f(n)$  на заданном интервале можно считать полученной на подготовительном этапе вершиной  $R$ -зубца, смещенного по времени на некоторую константу для компенсации задержки сигнала.

*Шаг 3.* Пересчитывают значения параметров  $A_m$ ,  $A_s$ ,  $T_m$ ,  $T_s$ , возврат к шагу 1.

Для предложенной функции (1) константы  $\alpha$ ,  $\beta$  позволяют перераспределить влияние разных характеристик на конечный результат, эмпирически найдены оптимальные значения  $\alpha = 10$ ,  $\beta = 15$ .

Константа 1 внутри скобок формулы (1) и множитель  $x(n)^{-2}$  позволяют среди группы близко расположенных точек  $f(n) \rightarrow \min$  выбрать ту, которая имеет максимальную амплитуду сигнала. Иными словами,  $f(n)$  имеет локальные минимумы в точках локального максимума сигнала.

Для двух пиков, имеющих аналогичные характеристики и расположенных по оси времени примерно на одном расстоянии слева и справа от  $n_0 + T_m$ , предпочтение отдается левому пику с помощью введения нормировочной функции  $g(p)$ . Это позволяет не пропускать пики при быстром увеличении частоты сердечных сокращений. С помощью  $g(p)$  также занижается оценка для пиков, расположенных слишком близко к  $n_0$ , т. е. при  $\frac{n - n_0}{T_m} \leq 0,3$ . Значения функции

$g(p)$  получены в ходе многократных экспериментов.

При всей громоздкости записи функции  $f(n)$  ее вычисление сводится к нескольким простым арифметическим операциям чисел с плавающими точками. В алгоритме Пана — Томпкинса использована только целочисленная арифметика, так как процессоры, у которых имелась поддержка чисел с плавающими точками, на тот момент стоили дорого. Сейчас же ситуация изменилась: большинство систем, в том числе встраиваемых, имеют поддержку операций с плавающей точкой.

Определение  $R$ -зубцов происходит при одном последовательном проходе отсчетов ЭКГ. Применяемые преобразования вносят маленькую задержку между регистрацией и обнаружением  $R$ -зубца. Это делает возможным применение разработанного алгоритма в системах реального времени.

**Программная реализация и полученные результаты.** Большинство разрабатываемых алгоритмы обнаружения  $QRS$ -комплексов проверяют на базе данных MIT-BIH Arrhythmia Database (*mitdb*) [14]. База данных содержит 48 получасовых записей по два канала каждый. Для каждой записи имеется набор составленных вручную специалистами аннотаций: расположение  $R$ -зубцов, участки нормального синусового ритма и различных аритмий. Разработанный алгоритм реализован и протестирован на базе программы, написанной на C++.

Сравним экспертную оценку и результаты работы программы, в качестве оценки точности обнаружения выступают чувствительность (2) и специфичность (3):

$$Sn = \frac{TP}{TP + FN}; \quad (2)$$

$$Sp = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (3)$$

где  $TP$  — число истинно-положительных обнаружений;  $FN$  — число ложных отрицаний — пропуск  $R$ -зубца;  $FP$  — число ложных обнаружений.

Полученные результаты сведены в табл. 2. Итоговая чувствительность алгоритма  $Sn = 99,93\%$ , специфичность  $Sp = 99,54\%$ .

Таблица 2

Результаты работы алгоритма

Номер записи	Число правильных определений	Число ложно-положительных результатов	Число ложно-отрицательных результатов	Число ошибок	% ошибок
100	2271	0	0	0	0,00
101	3735	3	0	3	0,08
102	2185	0	0	0	0,00
103	2085	4	0	4	0,19
104	2234	30	0	30	1,34
105	2619	45	3	48	1,83
106	2028	28	0	28	1,38
107	2137	1	0	1	0,05
108	3552	62	0	62	1,75
109	2530	0	0	0	0,00
111	2124	7	0	7	0,33
112	2541	6	0	6	0,24
113	3588	0	0	0	0,00
114	3757	7	0	7	0,19
115	3910	2	0	2	0,05
116	2411	7	0	7	0,29
117	3068	3	0	3	0,10
118	2289	6	0	6	0,26
119	3973	4	0	4	0,10
121	3727	9	0	9	0,24
122	2476	0	0	0	0,00
123	3031	0	0	0	0,00
124	3236	2	0	2	0,06

Номер записи	Число правильных определений	Число ложно-положительных результатов	Число ложно-отрицательных результатов	Число ошибок	% ошибок
200	2614	26	0	26	0,99
201	3879	11	0	11	0,28
202	2134	0	2	2	0,09
203	3001	39	23	62	2,07
205	2652	1	5	6	0,23
207	2302	15	40	55	2,39
208	2967	10	3	13	0,44
209	3011	10	1	11	0,37
210	2652	15	0	15	0,57
212	2749	4	0	4	0,15
213	3249	0	0	0	0,00
214	2265	3	0	3	0,13
215	3369	7	1	8	0,24
217	2210	2	0	2	0,09
219	2286	0	0	0	0,00
220	2046	4	0	4	0,20
221	2434	4	0	4	0,16
222	2475	9	13	22	0,89
223	2607	7	0	7	0,27
228	2080	16	0	16	0,77
230	2255	2	0	2	0,09
231	3142	0	0	0	0,00
232	3567	202	0	202	5,66
233	3079	0	0	0	0,00
234	2752	4	0	4	0,15
<b>Всего</b>	<b>13324</b>	<b>617</b>	<b>91</b>	<b>708</b>	<b>0,53</b>

Результаты тестирования показывают, что разработанное решение имеет точность более высокую, чем у детектора Пана — Томпкинса. Количество пропусков *R*-зубца почти в 3 раза меньше при измеримом количестве ложных срабатываний  $FP = 507$ ,  $FN = 277$  [11]. Имеется хороший результат для набора сложных электрокардиограмм — с большим количеством аритмий и сильно зашумленных участков.

На базе данных MIT-BIH Normal Sinus Rhythm (*nsrdb*), содержащей нормальный синусовый ритм, оценки чувствительности и специфичности еще выше:  $Sn = 99,98\%$  и  $Sp = 99,81\%$  соответственно. Описанные ранее факторы, ухудшающие качество распознавания, для данной базы параметров играют меньшую роль.

Для оценки производительности реализованы рассмотренный алгоритм и алгоритм Пана — Томпкинса. Эти программы были многократно использованы на одинаковом аппаратном обеспечении и наборе входных данных с измерением времени выполнения. При этом предлагаемая в работе программа имела время выполнения в среднем в 2,8 раза меньшее, чем программа, выполняющая алгоритм Пана — Томпкинса.

**Заключение.** По результатам проведенных исследований были сделаны следующие выводы.

1. Предложен и реализован на базе программы C++ алгоритм обнаружения QRS-комплекса на электрокардиограмме.

2. Алгоритм последовательно за один проход обрабатывает набор входных данных, используя только базовый набор операций с плавающей точкой, вносит небольшую задержку между регистрацией и обнаружением R-зубца. Благодаря этому алгоритм можно применять в приборах, работающих в реальном масштабе времени: кардиомониторах, автоматических дефибрилляторах, искусственных водителях ритма с цепью обратной связи.

3. Алгоритм имеет хорошие показатели чувствительности и специфичности:  $S_n = 99,93\%$ ,  $S_p = 99,54\%$  для базы данных *mitdb* и  $S_n = 99,98\%$ ,  $S_p = 99,81\%$  для базы данных *nsrdb*.

4. Программа, реализующая описанный в статье алгоритм, имела время выполнения в среднем в 2,8 раза меньшее, чем программа, выполняющая алгоритм Пана — Томпкинса.

## ЛИТЕРАТУРА

- [1] Бахилин В.М. Автоматическое выделение участков электрокардиосигнала с нормальным синусовым ритмом. *Информационно-управляющие системы*, 2010, № 5, с. 78–84.
- [2] Тун Зо Зо, Филист С.А., Шаталова О.В. Способы и алгоритмы морфологического анализа в задачах распознавания QRS-комплексов. *Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: Экономика. Информатика*, 2011, № 7, с. 132–139.
- [3] Ладяев Д.А. Использование вейвлета Добеши-2 и алгоритма Берга — Масара при решении задачи обнаружения QRS-комплексов ЭКГ-сигналов. *Системы управления и информационные технологии*, 2007, № 2, с. 162–166.
- [4] Истомин Б.А. Систематизация методов анализа ЭКГ с учетом их помехоустойчивости. *Известия ЮФУ. Технические науки*, 2010, № 8, с. 86–91.
- [5] Кривоногов Л.Ю. Метод и алгоритмы помехоустойчивой обработки электрокардиосигналов на основе эмпирической модовой декомпозиции. *Известия ЮФУ. Технические науки*, 2014, № 10, с. 104–114.
- [6] Рослякова А.В., Чурпаков П.Г. Сравнительный анализ алгоритмов обнаружения R-зубца электрокардиосигнала. *Вятский медицинский вестник*, 2012, № 2, с. 29–35.

- [7] Singh O. A Robust R-peak Detection Algorithm using Wavelet Packets. *International Journal of Computer Applications*, 2011, vol. 36 (5), pp. 37–43.
- [8] Ling H., Lin Q.H., Chen J.D. Application of the Empirical Mode decomposition to the analysis of Esophageal Reflux Disease. *IEEE transactions on Biomedical Engineering*, 2005, vol. 52 (10), pp. 32–39.
- [9] Yu S.N., Chou K.T. Integration of independent component analysis and neural networks for ECG beat classification. *Expert systems with applications*, 2008, vol. 34 (4), pp. 2841–2846.
- [10] Kuzilek J., Lhotska L., Hanuliak M. An automatic method for holter ECG denoising using ICA. *Proceedings of the 4th International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies*. Barcelona, Spain, October 26–29, 2011. New York, USA, ACM, 2011, vol. 3, pp. 1–5.
- [11] Pan J., Tompkins W.J. A real time QRS detection algorithm. *IEEE transactions on Biomedical Engineering*, 1985, vol. 32, pp. 230–236.
- [12] Леонова А.В., Агейченко А.А. Модификация алгоритма распознавания QRS-комплексов в реальном времени Пана — Томпкинса. *Инженерный вестник Дона*, 2015, т. 36, № 2, с. 106–120.
- [13] Хохлов И.О., Калиниченко А.Н. Алгоритм предсказания параметров кардиокомплексов ЭКГ для помехоустойчивого обнаружения R-зубца. *Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ*, 2017, № 1, с. 72–77.
- [14] Goldberger A.L., Amaral L.A.N. Glass L. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. *Circulation Electronic Pages*, 2017, vol. 101 (23), pp. 215–220.

Статья поступила в редакцию 04.04.2019

Ссылку на эту статью просим оформлять следующим образом:

Обухов С.А., Степанов В.П. Алгоритм обнаружения QRS-комплекса на электрокардиограмме в реальном времени. *Инженерный журнал: наука и инновации*, 2019, вып. 5. <http://dx.doi.org/10.18698/2308-6033-2019-5-1877>

**Обухов Сергей Александрович** — студент магистратуры кафедры «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии» МГТУ им. Н.Э. Баумана.  
e-mail: osergey@live.com

**Степанов Валерий Павлович** — канд. техн. наук, доцент кафедры «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии» МГТУ им. Н.Э. Баумана. Автор 100 научных трудов в области математического моделирования, информационных технологий, проектирования автономных электрических сетей.  
e-mail: vapals@yandex.ru

## **Algorithm for detecting QRS-complex on the electrocardiogram in real-time mode**

© S.A. Obukhov, V.P. Stepanov

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, 105005, Russia

*Most methods of morphological analysis of the electrocardiogram (ECG) are based on the search for R-wave. Knowing the position of the R-wave, it is rather simple to determine the remaining components of the QRS complex. The main problems of machine detection of the R-wave are ECG trace artifacts and high variability of cardiac complexes. The algorithm for detecting the QRS-complex consisting of two stages is proposed and implemented. At the preliminary stage, time-frequency transformations as in the Pan-Tompkins detector are used to remove noise and non-informative ECG components. The algorithm has adaptive parameters to account for the variability of R-wave. The arithmetic mean and the standard deviation of the height of the preceding R-wave and the lengths of the RR intervals are used as these parameters. At the main stage of the algorithm, adaptive parameters are used to predict the characteristics of the next R-wave. A function evaluating the difference between the current metrics of the conditional R-wave with a vertex at the given point and the expected ones is proposed. The minimum of the given function on a given interval is a criterion for the detection of the R-wave. The software implementation of the algorithm showed high sensitivity and specificity on MIT-BIH test databases. The algorithm can be used in cardiomonitors, automatic defibrillators, artificial pacemakers with feedback and other devices with real-time ECG processing.*

**Keywords:** *QRS-complex, R-wave detection, QRS-detector, Pan-Tompkins algorithm*

### REFERENCES

- [1] Bakhilin V.M. *Informatsionno-upravlyayuhchie sistemy — Information and Control Systems*, 2010, vol. 5, pp. 78–84.
- [2] Tong Z.Z., Filist S.A., Shatalova O.V. *Nauchnye vedomosti Belgorodskogo gosudarstvennogo universiteta. Ser. Ekonomika. Informatika — Belgorod State University Scientific Bulletin. Series: Economics. Computer science*, 2011, vol. 7, pp. 132–139.
- [3] Ladyaev D.A. *Sistemy upravleniya i informatsionnye tekhnologii (Control systems and information technologies)*, 2007, vol. 2, pp. 162–166.
- [4] Istomin B.A. *Izvestiya Yuzhnogo federalnogo universiteta. Tekhnicheskie nauki — Izvestiya of Southern Federal University. Engineering Sciences*, 2010, vol. 8, pp. 86–91.
- [5] Krivonogov L.Yu. *Izvestiya Yuzhnogo federalnogo universiteta. Tekhnicheskie nauki — Izvestiya of Southern Federal University. Engineering Sciences*, 2014, vol. 10, pp. 104–114.
- [6] Roslyakova A.V., Chuprakov P.G. *Vyatskiy meditsinskiy vestnik (Vyatka Medical Bulletin)*, 2012, vol. 2, pp. 29–35.
- [7] Singh O. *International Journal of Computer Applications*, 2011, vol. 36 (5), pp. 37–43.
- [8] Ling H., Lin Q.H., Chen J.D. *IEEE transactions on Biomedical Engineering*, 2005, vol. 52 (10), pp. 32–39.
- [9] Yu S.N., Chou K.T. *Expert systems with applications*, 2008, vol. 34 (4), pp. 2841–2846.

- [10] Kuzilek J., Lhotska L., Hanuliak M. An automatic method for holter ECG denoising using ICA. *Proceedings of the 4th International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies. Barcelona, Spain, October 26–29, 2011*. USA, New York, Association for Computing Machinery Publ., 2011, vol. 3, pp. 1–5.
- [11] Pan J., Tompkins W.J. *IEEE transactions on Biomedical Engineering*, 1985, vol. 32, pp. 230–236.
- [12] Leonova A.V., Ageychenko A.A. *Inzhenernyy vestnik Dona — Engineering journal of Don*, 2015, vol. 36 (2), pp. 106–120.
- [13] Khokhlov I.O., Kalinichenko A.N. *Izvestiya SPbGETU “LETI”*, 2017, vol. 1, pp. 72–77.
- [14] Goldberger A.L., Amaral L.A.N. Glass L. *Circulation Electronic Pages*, 2017, vol. 101 (23), pp. 215–220.

**Obukhov S.A.**, Graduate Student, Department of Computer Software and Information Technologies, Bauman Moscow State Technical University. e-mail: osergey@live.com

**Stepanov V.P.**, Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Computer Software and Information Technologies, Bauman Moscow State Technical University. Author of 100 research publications in the field of mathematical modeling, information technology, design of autonomous electrical networks. e-mail: vapals@yandex.ru