

Алгоритм выявления мерцательной аритмии в реальном масштабе времени*

Аннотация

Одна из задач программы скрининга населения – контроль и профилактика кардиологических заболеваний. Указанная задача, в частности, решается в рамках проекта CardioQVARK. Среди наиболее важных функций аппаратуры контроля ЭКГ – выявление мерцательной аритмии (фибрилляции предсердий), которая относится к наиболее распространенным и опасным нарушениям ритма. На сегодняшний день существует множество алгоритмов выявления этого нарушения, однако точность лучших из них не превышает 94,5 %. В настоящей статье предложен алгоритм, основанный на графическом представлении закономерностей в порядке следования и длине RR-интервалов (расстояний между соседними R-зубцами кардиограммы), и рассмотрен способ его реализации.

Введение

Одним из наиболее опасных видов нарушений сердечного ритма является мерцательная аритмия (фибрилляция предсердий), поэтому ее своевременная и надежная автоматическая диагностика является важнейшей функцией приборов и систем мониторинга сердечного ритма человека. Мерцательная аритмия проявляется на ЭКГ в виде хаотично возникающих желудочковых комплексов, в промежутках между которыми наблюдаются волны спонтанной активности предсердий (нижний график на рис. 1).

Существующие на сегодняшний день алгоритмы распознавания мерцательной аритмии можно подразделить на три основные группы. В первую группу входят алгоритмы, основанные на выявлении нерегулярностей в последовательности RR-интервалов. К ним относятся: алгоритм Moody и Mark [1], использующий для выявления этой нерегулярности модель в виде марковской цепи; алгоритм Logan и Healey [2], использующий дисперсионный анализ; алгоритм Linker [3], использующий комбинации статистических окон; алгоритм Tatento и Glass [4], использующий модель Колмогорова-Смирнова; алгоритм Cerutti с соавт. [5], использующий авторегрессионную модель. Ко второй группе относятся алгоритмы, основанные на установлении факта отсутствия P-волны в кардиограмме, в частности алгоритм Slocum с соавт. [6], в котором применяется спектральный анализ ЭКГ. В третью группу входят алгоритмы, сочетающие в себе оба описанных выше подхода. К ним относятся: алгоритм Schmidt с соавт. [7], построенный на сочетании модели марковской цепи и спектрального анализа; алгоритм Babaeizadeh с соавт. [8], сочетающий выявление нерегулярности RR-интервалов с исследованием положения и морфологии P-волны; алгоритм Souceiro с соавт. [9], основанный на применении нейронных сетей.

В рассматриваемой работе предложен новый алгоритм, основанный на использовании методов графического представления последовательности RR-интервалов. Алгоритм позволяет выделять характерные признаки, которые дают возможность идентифицировать как мерцательную аритмию, так и ряд других типов сердечного ритма.

Алгоритм выявления мерцательной аритмии

При обработке данных в режиме реального времени анализ сигнала должен выполняться не по всей записи целиком, а с использованием последовательно выбираемых относительно небольших фрагментов. При этом требуется обеспечить по возможности меньшее время задержки между моментом поступления данных на вход алгоритма и моментом получения результатов обработки. В предложенном алгоритме данные обрабатываются фрагментами по 80 значений RR-интервалов с шагом 20 с [11].

Алгоритм обработки текущего фрагмента данных состоит из трех этапов:

- предварительная обработка данных, которая заключается в формировании из последовательности RR-интервалов набора векторов, каждый из которых является линией фазового портрета (графика, построенного из линий, последовательно соединяющих точки, абсцисса каждой из которых равна текущему RR-интервалу, а ордината – следующему за ним);
- вычисление признака сходства с фоновым ритмом (который определяется как относительное число векторов, характерных для синусового ритма) и признака регулярности ритма, который характеризует число пар векторов, имеющих близкие значения длины и направления. Наличие таких пар векторов характерно для регулярных видов аритмий, например экстрасистолии;

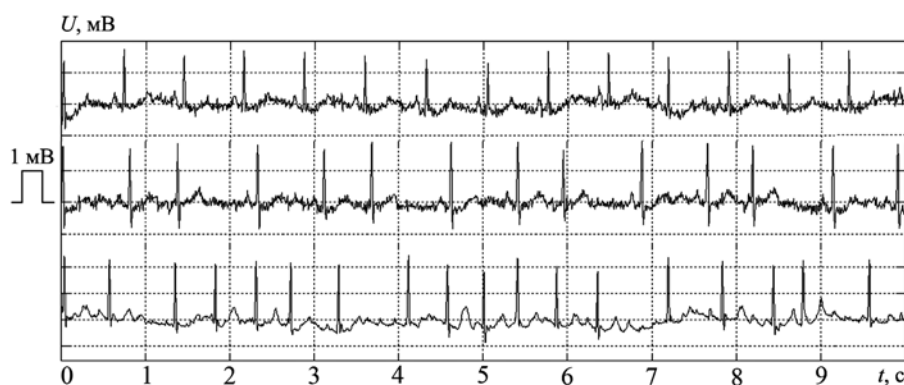


Рис. 1. Примеры ЭКГ при различных видах сердечного ритма. Сверху вниз: нормальный ритм, предсердная экстрасистолия, мерцательная аритмия

* На первой полосе обложки журнала представлен кардиомонитор «CardioQVARK», используемый в рамках проекта CardioQVARK.

- вычисление итогового показателя, который принимает ненулевое значение в случае, если в пространстве указанных выше двух признаков обрабатываемый фрагмент попадает в область, соответствующую мерцательной аритмии.

Исследуемый алгоритм основан на представлении линий фазового портрета (рис. 2а) в виде векторов (рис. 2б), характеризующихся длиной и направлением, которые вычисляются по формулам

$$L_i = \sqrt{(R_{i+1} - R_i)^2 + (R_{i+2} - R_{i+1})^2};$$

$$\alpha_i = \arctg \frac{R_{i+2} - R_{i+1}}{R_{i+1} - R_i};$$

$$i = \overline{1, N},$$

где L_i – длина вектора; α_i – направление вектора; (R_i, R_{i+1}) – координаты начала вектора; (R_{i+1}, R_{i+2}) – координаты конца вектора; N – количество векторов.

Первоначально векторы строятся в полярной системе координат (рис. 2в), а затем разворачиваются в декартовую (рис. 2г), где по оси абсцисс откладываются значения углов по-

ворота векторов, а по оси ординат – их длины. Это позволяет свести задачу к анализу одномерного сигнала, что является более удобным для автоматической обработки.

При представлении векторов в декартовой системе координат возможна ситуация, когда информативные участки попадают на границу, разделяющую первую и четвертую четверти пространства координат, что затрудняет анализ данных. Чтобы этого избежать, используется процедура переопределения начала отсчета анализируемой последовательности [10].

Для этого диапазон возможных значений направления вектора разбивается на M интервалов с шагом $\Delta\phi = 360 / M$, а длины векторов в каждом интервале суммируются, образуя диаграмму распределения длин векторов по направлениям (рис. 3а):

$$D_i = \sum_{j=1}^N L_j; \quad \varphi_i \leq \alpha_i \leq \varphi_{i+1};$$

$$\varphi_i = (i-1)\Delta\phi;$$

$$i = \overline{1, M},$$

где D_i – значение на i -м интервале; φ_i – соответствующий ему угол.

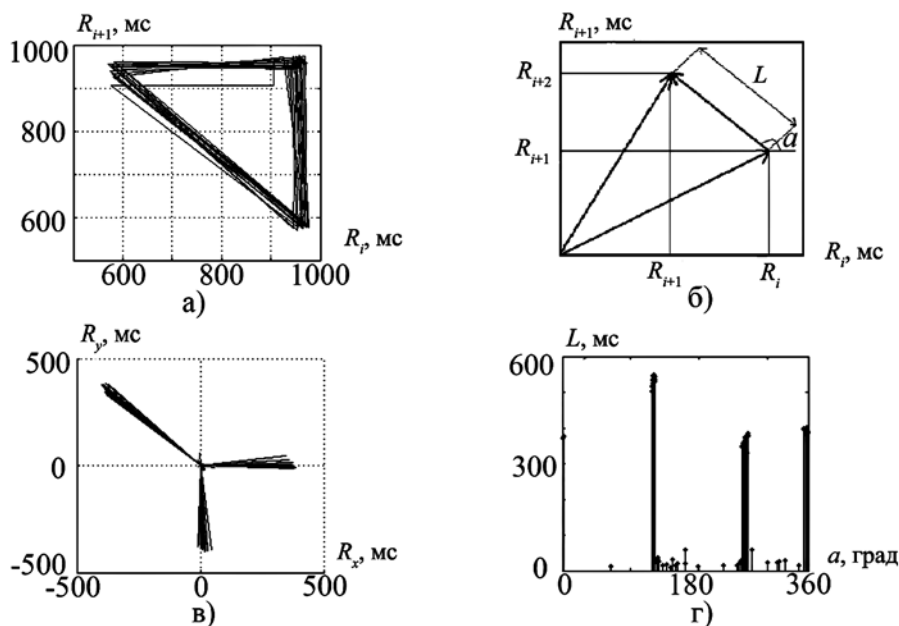


Рис. 2. Этапы трансформации геометрического представления последовательности RR-интервалов для ЭКГ, содержащей экстрасистолию: а) фазовый портрет; б) формирование вектора; в) набор векторов в полярных координатах; г) представление векторов в декартовых координатах

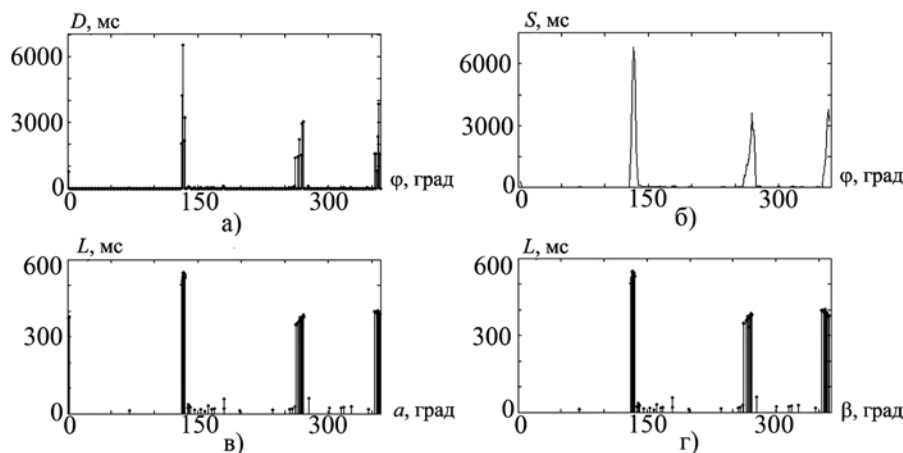


Рис. 3. Диаграммы распределения длин векторов по направлениям и иллюстрация процедуры переопределения начала отсчета углов векторов: а) исходная диаграмма длин векторов; б) сглаженная диаграмма; в) исходная диаграмма векторов; г) диаграмма после переопределения начала отсчета

К диаграмме применяется операция сглаживания по трем точкам:

$$S_i = [D_{i-1} + D_i + D_{i+1}] / 3,$$

где S_i – сглаженное значение (рис. 3б).

Начало отсчета векторов переопределяется относительно первого минимума по порядку минимума сглаженного сигнала:

$$S_0 = \min_i (S_i), \quad i = \overline{1, M-1};$$

$$\varphi_0 = \varphi(S_0);$$

$$\beta_j = \alpha_j - \varphi_0, \quad j = \overline{1, N},$$

где S_0 – минимум сглаженного сигнала; φ_0 – направление вектора, соответствующее минимуму сигнала S_0 ; β_j – переопределенное направление вектора. Переопределение начала отсчета иллюстрируется на рис. 3в, г.

В качестве численных показателей, характеризующих особенности различных типов сердечного ритма, предложены описанные ниже признаки.

1. Признак сходства анализируемого ритма с нормальным синусовым ритмом, который определяется как нормированное по числу RR-интервалов количество векторов, длина которых не превышает заданный порог:

$$C_i = \begin{cases} 1, & L_i \leq L_n; \\ 0, & L_i > L_n; \end{cases}$$

$$P_1 = \frac{\sum_{i=1}^N C_i}{N};$$

$$i = \overline{1, N},$$

где L_n – пороговое значение; C_i – счетчик векторов, удовлетворяющих условию сходства с синусовым ритмом; P_1 – признак сходства с синусовым ритмом.

2. Для вычисления признака регулярности ритма используется счетчик числа пар векторов, разность которых по длине и направлениям не превышает пороговых значений:

$$g_i = \begin{cases} 1, & \begin{cases} L_i - L_j \leq \Delta L; \\ L_{i+1} - L_{j+1} \leq \Delta L; \\ \beta_i - \beta_j \leq \Delta \beta; \\ \beta_{i+1} - \beta_{j+1} \leq \Delta \beta; \end{cases} \\ 0, & \begin{cases} L_i - L_j > \Delta L; \\ L_{i+1} - L_{j+1} > \Delta L; \\ \beta_i - \beta_j > \Delta \beta; \\ \beta_{i+1} - \beta_{j+1} > \Delta \beta; \end{cases} \end{cases}$$

$$G_k = \sum_{i=1}^N g_i;$$

$$j = \overline{1, N-1}; \quad k = \overline{1, N-1},$$

где g_i – счетчик пар векторов, удовлетворяющих условию регулярности; G_k – количество пар векторов, удовлетворяющих условию регулярности; ΔL и $\Delta \beta$ – пороговые значения разности длины и направления векторов; L_i, β_i – длина и направление оцениваемого вектора; L_j, β_j – длина и направление вектора, с которым он сравнивается.

Признак регулярности ритма P_2 определяется как максимальное значение счетчика G_k , нормированное количеством RR-интервалов во фрагменте:

$$P_2 = \frac{\max_{k=1}^N G_k}{N}.$$

Каждый фрагмент записи, подаваемый на вход алгоритма, отражается в двумерном пространстве признаков P_1 и P_2 в виде точки. По данным обучающей выборки в пространстве этих признаков была определена область концентрации объектов, относящихся к мерцательной аритмии. Используемая обучающая выборка включала в себя 129 фрагментов последовательностей RR-интервалов с тремя различными типами сердечного ритма: фоновым ритмом, мерцательной аритмией, другими видами аритмий. В качестве границы области, соответствующей фрагментам с мерцательной аритмией, была выбрана дуга эллипса, как показано на рис. 4 [11].

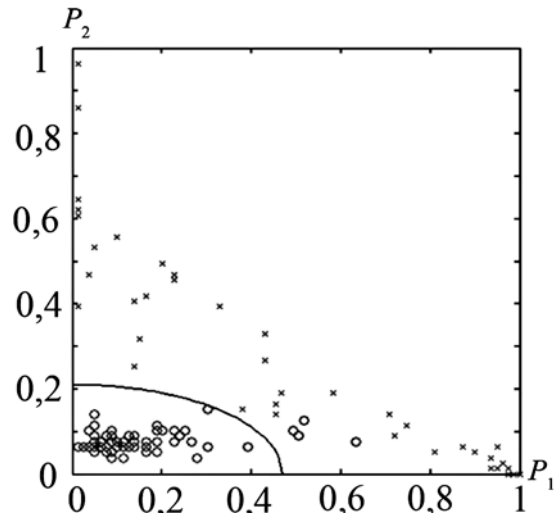


Рис. 4. Объекты обучающей выборки в пространстве признаков (кружки – мерцательная аритмия, крестики – другие типы ритма)

Процедура окончательного распознавания мерцательной аритмии осуществляется в соответствии со следующим правилом: исследуемый фрагмент относится к мерцательной аритмии (итоговый показатель приравнивается к 1), если попадает в область, ограниченную эллипсом, в противном случае он относится к другим типам ритма:

$$E = \begin{cases} 1, & \frac{P_1^2}{a^2} + \frac{P_2^2}{b^2} \leq 1; \\ 0, & \frac{P_1^2}{a^2} + \frac{P_2^2}{b^2} > 1, \end{cases}$$

где E – итоговый показатель; a и b – полуоси эллипса, ограничивающего область мерцательной аритмии.

Таблица 1

Показатели эффективности алгоритмов

Алгоритм	Показатели качества			
	T , с	Se , %	Sp , %	Err , %
Предложенный алгоритм	60	93,22	95,57	5,45
Moody и Mark [1]	60	87,54	95,14	7,88
Logan и Healey [2]	120	87,30	90,31	10,89
Linker [3]	10	97,64	85,55	9,61
Tatento и Glass [4]	50	91,20	96,08	5,32
Cerutti и др. [5]	90	96,10	81,55	16,62
Slocum и др. [6]	180	62,80	77,46	28,39
Schmidt и др. [7]	60	89,20	94,58	7,57
Babaeizadeh и др. [8]	40	87,27	95,47	7,80
Couceiro и др. [9]	60	96,58	82,66	11,77

Результаты тестирования алгоритма

Для оценки качества разработанного алгоритма выявления мерцательной аритмии в режиме реального времени исполь-

зовалась база данных MIT-BIH AF Database, содержащая записи ЭКГ с мерцательной аритмией и доступная на сайте www.physionet.org [12]. Результаты тестирования приведены в табл. 1. Также в ней приведены данные по другим описанным в литературе алгоритмам, которые проходили проверку на той же базе данных.

В табл. 1 T – длительность обрабатываемого фрагмента; Se – чувствительность; Sp – специфичность; Err – суммарная ошибка. По данным табл. 1 видно, что как суммарная ошибка предложенного алгоритма, так и значения чувствительности и специфичности алгоритма находятся на уровне лучших показателей, достигнутых другими авторами.

Описанный алгоритм включен в состав программно-алгоритмического обеспечения анализа ЭКГ, используемого в проекте CardioQVARK [13].

Заключение

Предложенный алгоритм выявления мерцательной аритмии показал хорошие результаты при сравнении с другими известными на сегодняшний день алгоритмами. Дальнейшее его улучшение может быть достигнуто за счет более точного определения границ эпизодов мерцательной аритмии, а также за счет дополнения алгоритма процедурой анализа предсердной активности. Функциональные возможности алгоритма могут быть расширены для распознавания не только мерцательной аритмии, но и других нарушений ритма.

Список литературы:

1. Moody G.B., Mark R.G. A new method for detecting atrial fibrillation using R-R intervals // Computers in Cardiology. 1983. № 10. PP. 227-230.
2. Logan B., Healey J. Detection of Atrial Fibrillation for a Long Term Telemonitoring System // Computers in Cardiology. 2005. № 32. PP. 619-622.
3. Linker D.T. Long-Term Monitoring for detection of Atrial Fibrillation / Patent Application Publication. – US, Seattle, 2006. P. 498.
4. Tatento K., Glass L. Automatic detection of atrial fibrillation using the coefficient of variation and density histograms of RR and RR intervals // Medical & Biological Engineering & Computing. 2001. № 39. PP. 664-671.

5. Cerutti S., Mainardi L.T., Porta A., Bianchi A.M. Analysis of the dynamics of RR interval series for the detection of atrial fibrillation episodes // Computers in Cardiology. 1997. № 24. PP. 77-80.
6. Slocum J., Sahakian A., Swiryn S. Diagnosis of Atrial Fibrillation From Surface Electrocardiograms Based on Computer-detected Atrial Activity // Journal of Electrocardiology. 1992. № 25. PP. 1-8.
7. Schmidt R., Harris M., Novac D., Perkhun M. Atrial Fibrillation Detection. – Netherlands, Eindhoven: Patent Cooperation Treaty, 2008. P. 731.
8. Babaeizadeh S., Gregg R., Helfenbein E., Lindauer J., Zhou S. Improvements in atrial fibrillation detection for real-time monitoring / Journal of Electrocardiology. 2009. № 42. PP. 522-526.
9. Couceiro R., Carvalho P., Henriques J., Antunes M., Harris M., Habetha J. Detection of Atrial Fibrillation using model-based ECG analysis / 19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa, 2008. PP. 1-5.
10. Моторина С.В., Калинин А.Н. Алгоритм распознавания мерцательной аритмии на основе графических методов // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2014. № 10. С. 55-60.
11. Моторина С.В., Калинин А.Н., Немирко А.П. Выбор метода кластеризации для алгоритма выявления мерцательной аритмии // Биотехносфера. 2015. № 4 (40). С. 2-5.
12. Physionet: The research resource for physiologic signals / www.physionet.org.
13. Сайт проекта CardioQVARK / www.cardioqvark.ru.

Светлана Валерьевна Моторина,
аспирант,
кафедра биотехнических систем,
СПбГЭТУ «ЛЭТИ»,
специалист,
Отдел информационного развития
Северо-Западного федерального медицинского
исследовательского центра им. В.А. Алмазова,
Александр Николаевич Калинин,
д-р техн. наук, профессор,
кафедра биотехнических систем,
СПбГЭТУ «ЛЭТИ»,
г. С.-Петербург,
e-mail: motorina_sv@mail.ru

Н.Т. Абдуллаев, О.А. Дышин, М.М. Гасанкулиева

Параметризация регулярной составляющей ЭКГ-сигнала для выявления критических состояний сердечно-сосудистой системы

Аннотация

Рассматривается процедура параметризации регулярной составляющей электрокардиографического сигнала для определения ее вклада в общую спектральную мощность сигнала. Разработан алгоритм определения диагностических информативных параметров регулярной составляющей ЭКГ-сигнала. Получены зависимости разностного момента второго порядка для ряда функциональных состояний сердечно-сосудистой системы. Для рассмотренных состояний сердечно-сосудистой системы на основании полученных зависимостей рассчитаны информативные диагностические параметры.

Определение параметров хаотического сигнала, заданного на ограниченном интервале T , оценивается на основе метода фликкер-шумовой спектроскопии с учетом вкладов «резонансных составляющих» в автокорреляционную функцию

$$\Psi(\tau) = \langle V(t), V(t + \tau) \rangle,$$

а следовательно, в косинус-преобразование

$$S_c(f) = \int_{-T/2}^{T/2} \Psi(\tau) \cos(2\pi f \tau) d\tau$$

и разностный момент второго порядка

$$\Phi^{(2)}(\tau) = \langle |V(t) - V(t + \tau)|^2 \rangle,$$

где $V(t)$ – стационарный сигнал ($\langle V(t) \rangle = 0$); $\langle \bullet \rangle$ – символ среднего значения.

Разработанный в [1], [2] метод параметризации сигнала основан на том, что вводимые «нерегулярности-всплески» и «нерегулярности-скачки» дают вклад в различные спектральные области зависимости $S(f)$.