



УДК 621.37

С. В. Моторина, А. Н. Калиниченко Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Алгоритм распознавания мерцательной аритмии на основе графических методов

Мерцательная аритмия (фибрилляция предсердий) является одним из наиболее распространенных и опасных видов аритмий и может вызвать инсульт или даже привести к смерти, поэтому своевременная диагностика этого заболевания крайне важна. На сегодняшний день существует множество алгоритмов выявления мерцательной аритмии, при этом точность лучших из них не превышает 94.5%. В настоящей работе представлен новый подход к решению данной проблемы, основанный на исследовании закономерностей в порядке следования и длине RR-интервалов (расстояний между соседними R-зубцами кардиограммы).

Автоматический анализ ЭКГ, мерцательная аритмия, линейный дискриминанный анализ

Одним из наиболее распространенных и опасных видов нарушений сердечного ритма является мерцательная аритмия (фибрилляция предсердий), которая может вызвать у пациента инсульт или даже привести к смерти. Вследствие этого своевременная и надежная автоматическая диагностика данного заболевания относится к важнейшим функциям приборов и систем мониторинга сердечного ритма человека. На сегодняшний день предложено множество алгоритмов выявления мерцательной аритмии, однако точность даже лучших из них не превышает 94.5 % [1]. В настоящей работе представлен новый подход к решению данной проблемы, основанный на исследовании закономерностей в порядке следования и длине RR-интервалов (расстояний между соседними *R*-зубцами электрокардиограммы).

На рис. 1 показаны примеры электрокардиограммы (ЭКГ), соответствующие различным видам сердечного ритма: *а* – фоновый ритм; *б* – экстрасистолия; *в* – мерцательная аритмия. Хотя ЭКГ несет важную информацию о сердечной деятельности, характер сердечного ритма на ней недостаточно наглядно, поэтому применяют несколько других способов графического представления, которые лучше демонстрируют особенности того или иного типа сердечного ритма: – ритмограмма (тахограмма), представляющая собой последовательность вертикальных отрезков, длины которых соответствуют *RR*-интервалам. На рис. 2 приведены примеры ритмограмм: *a* – фоновый ритм; *б* – экстрасистолия; *в* – мерцательная аритмия;

скатерограмма, имеющая вид облака точек, абсцисса каждой из которых соответствует текущему *RR*-интервалу, а ордината – предыдущему.
 На рис. 3 приведены примеры скатерограмм: *a* – фоновый ритм; *б* – экстрасистолия; *в* – мерцательная аритмия;

– фазовый портрет, который строится путем последовательного соединения точек скатерограммы прямыми линиями. На рис. 4 приведены примеры графиков фазового портрета: a – фоновый ритм; δ – экстрасистолия; ϵ – мерцательная аритмия. Фазовый портрет отражает закономерность не только в значениях *RR*-интервалов, но и в порядке их следования.

Описанные формы графического представления сердечного ритма использованы в данной работе для определения количественных показателей, позволяющих дифференцировать различные ритмы друг от друга. Для проведения экспериментального исследования из набора холтеровских записей была сформирована выборка данных, состоящая из 69 фрагментов по 200 *RR*-ин-



тервалов. Эта выборка содержит фрагменты трех типов сердечного ритма:

- фоновый ритм (26 фрагментов);
- мерцательная аритмия (29 фрагментов);
- другие виды аритмий (14 фрагментов).

Исследование проводилось в среде программирования MATLAB 7.7.0 (R2009a).

Графический метод:

1. Предварительная обработка данных. На этапе предварительной обработки данных каждая линия фазового портрета представлялась в виде вектора (рис. 5), характеризуемого длиной L и направлением α (углом наклона к оси абсцисс):









где \mathbf{RR}_{i2} – вектор, соединяющий начало координат и конец текущего вектора на фазовом портрете; \mathbf{RR}_{i1} – вектор, соединяющий начало координат и начало текущего вектора. Координаты этих векторов соответствуют абсциссам и ординатам точек конца и начала определяемого вектора:

$$L = |\mathbf{RR}_{i}| = \sqrt{(RR_{i+1} - RR_{i})^{2} + (RR_{i+2} - RR_{i+1})^{2}},$$

$$\alpha = \operatorname{arctg} \frac{RR_{i+2} - RR_{i+1}}{RR_{i+1} - RR_{i}}.$$

Все векторы строились в полярной системе координат (рис. 6).

Полученный сигнал $L(\alpha)$ из полярной системы координат был развернут в декартову систему (рис. 7).

Диапазон возможных значений угла α разбивался на 360 интервалов φ_i с шагом 1°, а длины векторов в каждом *i*-м интервале $\varphi_i \leq \alpha < \varphi_{i+1}$ суммировались, образуя диаграмму распределения длин векторов по направлениям (углам) $D(\varphi)$ (рис. 8, *a*).

При таком представлении сигнала возможна ситуация, когда информативные участки попадают на границу, разделяющую первую и четвертую четверти пространства координат (360°), что приводит к скачкообразному изменению аргумента и затрудняет анализ данных как одномерной последовательности. Для устранения такой ситуации применялось сглаживание по трем точкам и изменение начала отсчета на первый минимум сглаженного сигнала $S_0(\varphi_0)$ (рис. 8, δ):











Таким образом, задача обработки изображения (фазового портрета) была сведена к анализу одномерного сигнала $L(\beta)$.

2. Выявление различий между типами ритма. На изображении векторов в полярной системе координат хорошо видны отличительные признаки каждого из типов сердечного ритма: – для фонового ритма характерна малая длина векторов;

 – для всех видов аритмий, кроме фибрилляции предсердий, характерна концентрация векторов по определенным направлениям;

– для мерцательной аритмии – хаотическое распределение векторов по длинам и направлениям (рис. 9: *a* – фоновый ритм; *б* – экстрасистолия; *в* – мерцательная аритмия).

Для построения алгоритма требовалось получить оценки следующих величин:

– пороговая длина векторов для отделения фонового ритма от аритмии и мерцательной аритмии (L_n);

– максимальный возможный разброс в значениях углов наклона векторов в пучке (области их концентрации) для аритмии (Δβ);

– максимальный возможный разброс в значениях длин векторов в пучке для аритмии (ΔL).

Для того чтобы найти пороговую длину векторов L_n, по данным обучающей выборки строилось распределение количества векторов N, относящихся к фоновому ритму, и векторов, относящихся к аритмии, по длинам L (рис. 10, a: линия 1 – фоновый ритм, линия 2 – аритмия). Для этого распределения рассчитывалась ошибка δ, зависящая от положения границы между фоновым ритмом и аритмией, которая определялась суммой количества аритмических векторов, попавших в область фонового ритма, и фоновых векторов, попавших в аритмическую область. Затем определялось минимальное значение ошибки, а исходя из этого – оптимальное положение границы, которое находится на уровне 55 мс (рис. 10, б).





Максимальный разброс значений длины вектора ΔL определялся по данным обучающей выборки графически. Для всех фрагментов с типом сердечного ритма «аритмия» разность между максимальной и минимальной длинами векторов в пучке принималась равной малой полуоси эллипса, охватывающего концы всех векторов в нем. При этом центр эллипса находился на конце самого длинного вектора в пучке. Из всех полученных значений выбиралось максимальное – 185 мс (рис. 11).



Максимальный разброс значений угла наклона ($\Delta\beta$) векторов определялся эмпирически по данным обучающей выборки, его значение составило 11°.

3. Пространство признаков. При разработке алгоритма запись в первую очередь проверялась на наличие патологических участков. Для этого был предложен параметр N_0 , равный нормированному по количеству *RR*-интервалов в записи *N* числу векторов, длина которых превышает порог L_n :

$$N_0 = \frac{\sum_{i=1}^N N_i}{N}, \quad \begin{cases} N_i = 0, \qquad L_i \le L_n; \\ N_i = 1, \qquad L_i > L_n. \end{cases}$$

Если для разграничения записей с нормальным и патологическим сердечным ритмом достаточно установить пороговое значение, то для того чтобы отличить мерцательную аритмию от других видов аритмий, необходимо учитывать порядок следования векторов в записи. Поэтому при разработке алгоритма, вектора анализировались не по отдельности, а группами.

Для каждой пары векторов использовался счетчик числа пар векторов R_k , для которых разность по длинам и по направлениям не превышала пороговых значений ΔL и $\Delta \beta$:

$$R_{k} = \sum_{i=1}^{N} R_{i}, \quad \begin{cases} R_{i} - R_{j} \leq \Delta L, \\ R_{i+1} - R_{j+1} \leq \Delta L, \\ \beta_{i} - \beta_{j} \leq \Delta \beta, \\ \beta_{i+1} - \beta_{j+1} \leq \Delta \beta, \\ \beta_{i+1} - \beta_{j+1} > \Delta L, \end{cases} \quad j = \overline{1, N}.$$

$$R_{i} = 0, \quad \begin{cases} R_{i} - R_{j} > \Delta L, \\ R_{i+1} - R_{j+1} > \Delta L, \\ \beta_{i} - \beta_{j} > \Delta \beta, \\ \beta_{i+1} - \beta_{i+1} > \Delta \beta, \end{cases}$$

Максимальное значение счетчика нормировалось по количеству *RR*-интервалов в записи:

$$R = \frac{\max R_k}{N}.$$

4. Алгоритм. Полученные параметры (N₀ и R) использовались как координаты в двумерном пространстве. Для построения алгоритма был использован линейный дискриминантный анализ. В двумерном пространстве признаков рассчитывался вектор **w**, при проекции на который все объекты (записи) выборки разделяются наилучшим образом на два класса: «мерцательная аритмия» и «другой тип ритма (немерцательная аритмия)»:

$$\mathbf{W} = \frac{1}{2} (\boldsymbol{\Sigma}_1 + \boldsymbol{\Sigma}_2)^{-1} (\mathbf{M}_1 - \mathbf{M}_2),$$
$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{W}}{\|\mathbf{W}\|}.$$

Здесь \mathbf{M}_1 и \mathbf{M}_2 – векторы средних значений двух классов, $\boldsymbol{\Sigma}_1$ и $\boldsymbol{\Sigma}_2$ – ковариационные матрицы двух классов, $\|\mathbf{W}\|$ – норма вектора \mathbf{W} .

Перпендикулярно вектору **w** на расстоянии *a* от начала координат проводилась оптимальная разделяющая прямая [2]. Координаты вектора **w** составили {0.4595; 0.8882}, а длина расстояния *a* – 0.2720.

Алгоритм	Чувствительность (Se), %	Специфичность (Sp), %	Суммарная ошибка (Err), %
Разработанный алгоритм	94.49	90.84	7.21
Алгоритм Муди [4]	87.54	95.14	7.88
Алгоритм Татенто [5]	91.20	96.08	5.32
Алгоритм Шмидта [6]	89.20	94.58	7.57
Алгоритм Бабайзадеха [7]	87.27	95.47	7.80



Таким образом, предложенное решающее правило имеет следующий вид: $\begin{cases} H_0, & \mathbf{w}^{\mathrm{T}} \mathbf{x} < a, \\ H_1, & \mathbf{w}^{\mathrm{T}} \mathbf{x} \ge a, \end{cases}$

где H_0 – основная гипотеза о том, что запись содержит участки с мерцательной аритмией; H_1 – альтернативная гипотеза о том, что в записи отсутствуют участки с мерцательной аритмией; **х** – вектор признаков анализируемого объекта (рис. 12:

1. Larburu N., Lopetegi T., Romero I. Comparative study of algorithms for atrial fibrillation detection

// Computing in cardiology. 2011. № 38. P. 265–268.

2. Немирко А. П. Цифровая обработка биологических сигналов. М.: Наука, 1984. 144 с.

3. Physionet: the reseach resource for complex physiologic signals. URL: www.physionet.org.

4. Moody G. B., Mark R. G. A new method for detecting atrial fibrillation using R-R intervals // Computers in cardiology. 1983. № 10. P. 227–230. 1 – мерцательная аритмия; 2 – другой тип ритма (немерцательная аритмия); 3 – разделяющая прямая; 4 – направление вектора проекций).

Результаты. Для проверки эффективности разработанного алгоритма использовалась база данных, содержащая записи с мерцательной аритмией MIT-BIH AF Database [3]. Результаты тестирования приведены в таблице. Также в ней приведены данные по алгоритмам, которые проходили проверку на тех же данных и показали наилучшие результаты.

Из таблицы видно, что по уровню суммарной ошибки разработанный алгоритм уступает лишь алгоритму Татенто, по уровню чувствительности он превосходит другие алгоритмы более чем на 3 %, при этом уровень специфичности не выходит за пределы 90 %.

Представленный алгоритм выявления мерцательной аритмии показал хорошие результаты при сравнении с другими алгоритмами. Дальнейшее его улучшение может быть достигнуто уточнением границ мерцательной аритмии, а также сокращением длительности обрабатываемого участка записи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

5. 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. P. 664–671.

6. WO Pat. 2,008,007,236. Atrial fibrillation detection / R. Schmidt, M. Harris, D. Novac, M. Perkhun. Eindhoven, Netherlands. 2008.

7. Improvements in atrial fibrillation detection for real-time monitoring / S. Babaeizadeh, R. E. Gregg, E. D. Helfenbein, J. M. Lindauer, S. H. Zhou // J. of Electro-cardiology. 2009. № 42. P. 522–526.

.....

S. V. Motorina, A. N. Kalinichenko Saint-Petersburg state electrotechnical university «LETI»

ATRIAL FIBRILLATION RECOGNITION ALGORITHM BASED ON GRAPHICAL METHODS

Atrial fibrillation is one of the most common and dangerous types of arrhythmias and can cause a stroke or even lead to death, so timely diagnosis of this disease is extremely important. Today, there are many algorithms for detection of atrial fibrillation, the accuracy of the best of them does not exceed 94.5 % [1]. This study presents a new approach to the analysis of cardiographic signals based on the study of patterns in the sequence and length of the RR intervals (the distance between the adjacent tops R-wave) ECG.

Automated ECG analysis, atrial fibrillation, linear discriminant analysis