

Интеллектуальный анализ аритмий по спектральному описанию электрокардиосигнала

Л. А. Манило¹, А. П. Немирко²

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет

«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

¹lmanilo@yandex.ru, ²apn-bs@yandex.ru

Аннотация. Рассмотрен метод построения решающих функций при классификации нарушений сердечного ритма по спектральному описанию электрокардиосигнала. Особое внимание уделено процедуре преобразования пространства спектральных признаков, позволяющей сократить его размерность. Приводятся результаты экспериментальных исследований, направленных на распознавание разных видов опасных аритмий. Показаны возможности применения критерия Фишера для множественного дискриминантного анализа. Результаты исследований могут быть использованы при решении практических задач кардионаблюдения.

Ключевые слова: анализ ЭКГ-сигнала в частотной области; линейный дискриминант Фишера; распознавание аритмий

I. ВВЕДЕНИЕ

В практике медицинских исследований встречаются задачи, требующие распознавания нескольких (более двух) классов биомедицинских сигналов. К ним относятся задачи обнаружения опасных аритмий [1] и классификации различных нарушений ритма в ходе непрерывного контроля ЭКГ больного [2].

В системах кардиологического наблюдения необходимо надежно обнаруживать опасные аритмии в момент их внезапного возникновения [3, 4], но не менее важно распознавать нарушения, являющиеся их предвестниками. Кроме того, для предупреждения развития опасных ситуаций важна достоверная оценка текущего состояния пациента, которая связана с распознаванием аритмий, не представляющих прямой угрозы жизни больного [3, 5]. В этом случае возникает задача построения решающих функций для многих классов электрокардиосигналов.

Одним из способов решения такой многоклассовой задачи является множественный дискриминантный анализ на основе критерия Фишера [6]. Использование его позволяет сократить размерность исходного пространства признаков, в котором представлены анализируемые сигналы, и за счет этого упростить процедуру построения линейного классификатора.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ

В задачу исследования входила разработка алгоритмов распознавания пяти видов нарушений ритма: ω_1 – желудочковая фибрилляция (ЖФ), ω_2 – трепетание желудочков сердца (ТЖ), ω_3 – веретенообразная форма желудочковой тахикардии (пируэтная тахикардия, ПирТ), ω_4 – желудочковая пароксизмальная тахикардия (ПТ), ω_5 – фоновый ритм, включающий нормальный ритм, а также разные формы экстрасистолы (ФР). Выбор этих классов объясняется необходимостью надежного обнаружения опасных нарушений – желудочковой фибрилляции и трепетание желудочков сердца, но при этом анализировалась возможность распознавания этих аритмий на ранних стадиях проявления, а именно, в момент срыва пароксизмальной тахикардии на трепетание желудочков сердца, что сопровождается, как правило, появлением короткого периода пируэтной формы тахикардии.

Для опасных аритмий характерно появление на ЭКГ непрерывных волн различной формы и амплитуды, резкое изменение частотного состава сигнала. Это определяет переход из временной в частотную область анализа сигнала для решения поставленной задачи. Причем распознавание опасного нарушения должно быть выполнено в момент его появления за предельно короткий интервал времени (несколько секунд), что связано с необходимостью проведения срочных реанимационных мероприятий.

В качестве исходного описания объектов каждого класса, представленных фрагментами ЭКГ длительностью 2 с, использован упорядоченный набор спектральных признаков, полученных в частотной области, ограниченной 15 Гц. Некоррелированные оценки спектральной плотности мощности (СПМ) вычислены с шагом $\Delta f = 0,488$ Гц, но далее применена процедура усреднения смежных спектральных коэффициентов. После процедуры сглаживания шаг по частотной оси составлял 0,976 Гц. В этом случае удается сохранить особенности формы спектра анализируемых сигналов при относительной устойчивости получаемых оценок СПМ. В результате каждый фрагмент ЭКГ был представлен набором 15 спектральных признаков.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проекты №16-01-00159, 18-07-00264

Экспериментальный материал, используемый при построении решающих функций, включал 125 фрагментов ЭКГ-сигнала (по 25 2-секундных фрагментов для каждого класса), специально отобранных из электрокардиографической базы MIT-BIH [7].

III. МЕТОД РЕШЕНИЯ МНОГОКЛАССОВОЙ ЗАДАЧИ НА ОСНОВЕ КРИТЕРИЯ ФИШЕРА

Пусть каждый из объектов множества представлен вектором $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_L)$. При наличии c классов необходимо построить $(c-1)$ решающую функцию. Решение данной задачи возможно путем сведения ее к набору двухклассовых задач или на основе множественного дискриминантного анализа. Последний подход основан на применении критерия оптимизации J , который оценивает степень разделения нескольких классов сигналов. В общем виде критерий задается следом матрицы

$$J = \text{tr}(\mathbf{S}_w^{-1} \mathbf{S}_B), \quad (1)$$

где \mathbf{S}_B – матрица рассеяния между классами; \mathbf{S}_w – обобщенная матрица рассеяния внутри классов [6].

Этот критерий нужно максимизировать.

Для случая двух классов нахождение линейного преобразования $\mathbf{Y} = \mathbf{W}^T \mathbf{X}$ сводится к определению всего одного собственного значения матрицы $(\mathbf{S}_w^{-1} \mathbf{S}_B)$. Отсюда следует возможность определения вектора \mathbf{W} с максимальным отношением разброса между классами к разбросу внутри классов в виде

$$\mathbf{W} = \mathbf{S}_w^{-1} (\mathbf{M}_1 - \mathbf{M}_2),$$

где \mathbf{M}_1 и \mathbf{M}_2 – векторы средних значений двух классов.

Спроецировав множество объектов на направление \mathbf{W} , можно найти положение разделяющей гиперплоскости по минимуму средней ошибки классификации.

В случае c классов проекции объектов при переходе из L -мерного пространства признаков в $(c-1)$ -мерное пространство находятся с помощью того же матричного преобразования $\mathbf{Y} = \mathbf{W}^T \mathbf{X}$, но \mathbf{W} – это уже матрица размера $L \times (c-1)$. Нахождение ее связано с представлением в формуле (1) матрицы \mathbf{S}_B в виде:

$$\mathbf{S}_B = \sum_{i=1}^c n_i (\mathbf{M}_i - \mathbf{M})(\mathbf{M}_i - \mathbf{M})^T,$$

где n_i и n_j – частоты появления объектов, образующих классы ω_i и ω_j ; \mathbf{M} – вектор общего среднего для всех c классов.

Матрица \mathbf{S}_w определяется в виде:

$$\mathbf{S}_w = \sum_{j=1}^c n_j \mathbf{S}_w^{(j)},$$

где $\mathbf{S}_w^{(j)}$ – матрица разброса для j -го класса (выборочная матрица ковариации).

Ранг матрицы \mathbf{S}_B равен $(c-1)$, и это значение определяет число собственных значений и собственных векторов, задаваемых матрицей \mathbf{W} .

Нахождение элементов матрицы \mathbf{W} сводится к определению собственных значений матрицы $(\mathbf{S}_w^{-1} \mathbf{S}_B)$. Они могут быть найдены как корни характеристического уравнения $|\mathbf{S}_B - \lambda_i \mathbf{S}_w| = 0$, а затем получены $d = c-1$ собственных векторов \mathbf{W}_i как решение системы уравнений $(\mathbf{S}_B - \lambda_i \mathbf{S}_w) \cdot \mathbf{W}_i = 0$. В новом пространстве размерности d значение критерия J определяется в виде $J = \sum_{i=1}^d \lambda_i$.

Собственные векторы с ненулевыми собственными значениями определяют то $(c-1)$ -мерное пространство, в котором могут быть построены дискриминантные функции и определены решающие правила. На практике оказывается, что часто достаточно рассматривать множество объектов на плоскости двух первых векторов, для которых λ_1 и λ_2 имеют наибольшие значения. Оценить эффективность такого описания можно, вычислив отношение $(\lambda_1 + \lambda_2) / \sum_{i=1}^d \lambda_i$ и определив, таким образом, долю дисперсии в матрице преобразования $((\mathbf{W}^T \mathbf{S}_w \mathbf{W})^{-1} \cdot (\mathbf{W}^T \mathbf{S}_B \mathbf{W}))$, которая приходится на векторы $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2$.

Визуальная оценка распределения объектов на плоскости позволяет выяснить, возможна ли полная классификация всех групп объектов $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{(c-1)}$ на плоскости двух векторов, и построить решающие функции только для распознавания хорошо разделимых классов. Исключив из последующего рассмотрения эти классы объектов, можно применить ту же процедуру поиска пространства меньшей размерности по критерию J для выборки меньшего объема. В результате будет получена другая пара собственных векторов $\mathbf{W}_{11}, \mathbf{W}_{12}$, на плоскости которых строятся решающие функции. Если на каждом шаге преобразования удастся распознать лишь один класс, то потребуется $(c-2)$ шагов поиска собственных векторов для полного решения многоклассовой задачи. Построение решающих функций на каждом шаге многоэтапной процедуры возможно с применением критерия минимизации ошибок классификации.

IV. ВВЕДЕНИЕ ВЕСОВЫХ ФУНКЦИЙ В КРИТЕРИЙ ОПТИМИЗАЦИИ J

Как показано в работе [8], при увеличении числа классов c критерий J становится индикатором больших межгрупповых расстояний и слабо отражает взаимное расположение близко расположенных классов. Оптимизировать процедуру построения решающих правил можно путем сведения ее к набору задач попарной классификации с введением весовых коэффициентов $a_{i,j}$, усиливающих влияние на критерий J близко расположенных классов. В этом случае матрица S_B вычисляется как

$$S_B = \sum_{i=1}^{c-1} \sum_{j=i+1}^c n_i n_j (\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_j)(\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_j)^T = \sum_{i=1}^{c-1} \sum_{j=i+1}^c n_i n_j S_B^{(i,j)},$$

а обобщенное выражение для критерия J принимает вид:

$$J = \sum_{i=1}^{c-1} \sum_{j=i+1}^c n_i n_j a_{i,j} \text{tr}[(\mathbf{W}^T S_W \mathbf{W})^{-1} \cdot (\mathbf{W}^T S_B^{(i,j)} \mathbf{W})], \quad (2)$$

где n_i , n_j – частота появления объектов классов ω_i и ω_j .

Весовую функцию $a_{i,j}$ в (2) можно связать с ценой ошибки распознавания каждой пары классов ω_i и ω_j .

В работе [8] предлагается использовать веса в виде некоторого представления функции ошибок $\text{erf}\left(\frac{\eta - t}{\sigma}\right)$, где t – граница решающего правила, а η и σ – параметры распределений, вычисляемые для заданных групп объектов исходя из предположений о нормальном законе распределений с равными ковариационными матрицами. Этот подход представляется эффективным, поскольку критерий J приближен к оценке достоверности распознавания объектов путем суммирования вероятностей правильного решения при попарной классификации.

В этом случае весовые коэффициенты $a_{i,j}$ определяются следующим образом:

$$a_{i,j} = \frac{1}{2(\Delta_{i,j})^2} \cdot \text{erf}\left(\frac{\Delta_{i,j}}{2\sqrt{2}}\right),$$

где $\Delta_{i,j}$ – евклидово расстояние между центрами классов ω_i и ω_j .

Нахождение элементов матрицы \mathbf{W} сводится к задаче определения собственных значений и собственных векторов матрицы $S_W^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{c-1} \sum_{j=i+1}^c n_i n_j a_{i,j} \cdot S_B^{(i,j)}$. Построение решающих функций осуществляется аналогичным образом. Эксперименты показали [9], что этот метод дает

эффект в случае неравномерного взаимного расположения центров классов, т.е. когда величины $\Delta_{i,j}$ значительно отличаются.

V. РАСПОЗНАВАНИЯ ОПАСНЫХ АРИТМИЙ ПО СПЕКТРАЛЬНОМУ ОПИСАНИЮ ЭКГ

Эффективность применения рассмотренных процедур оценивалась по результатам экспериментов, выполненных на реальных данных, включающих более 20 минут записей ЭКГ. В ходе экспериментов были построены разделяющие функции для рассмотренных выше пяти классов сигналов, определены границы областей решений и найдены ошибки классификации, являющиеся критерием надежности распознавания аритмий.

На первом этапе в 15-мерном пространстве спектральных признаков были найдены два собственных вектора \mathbf{W}_{11} , \mathbf{W}_{12} , на плоскости которых удалось безошибочно распознать класс ω_5 (ФР) на фоне всех остальных четырех классов ЭКГ сигналов ($\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$). На рис. 1 показано множество объектов пяти классов и решающая функция, построенная из условия минимизации суммарной ошибки распознавания ФР. Здесь же приведено значение порога $a_1 = -0.017$, задающего положение разделяющей линии.

Учитывая непересекаемость объектов этих двух групп сигналов, в качестве критерия минимизации была выбрана теоретическая ошибка классификации. Суммарная ошибка вычислена исходя из описания классов нормальным законом распределения с параметрами среднего и дисперсии, полученными в эксперименте расчетным путем.

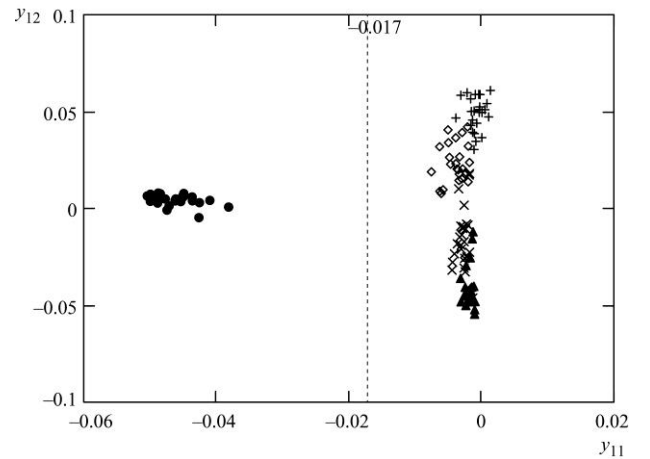


Рис. 1. Отображение объектов пяти классов на плоскости собственных векторов ($y_{11} = \mathbf{W}_{11}^T \mathbf{X}$, $y_{12} = \mathbf{W}_{12}^T \mathbf{X}$). Здесь и далее используются следующие обозначения: кружок – ФР; ромб – ЖФ; плюс – ТЖ; крестик – ПирТ; звездочка – ПТ. Распознается класс ФР.

Решающее правило для распознавания ω_5 (ФР) имеет вид:

если $\mathbf{W}_{11}^T \mathbf{X} < -0.017$, то ω_5 (ФР);

если $\mathbf{W}_{11}^T \mathbf{X} \geq -0.017$, то $(\omega_1 \vee \omega_2 \vee \omega_3 \vee \omega_4)$; требуется переход ко второму этапу распознавания;

координаты весового вектора $\mathbf{W}_{11} = (-0.007, -0.001, 0.001, 0.003, 0.008, -0.007, 0.018, -0.091, -0.165, -0.465, -0.321, -0.424, -0.427, -0.349, -0.401)$.

На втором этапе аналогичным образом решается задача поиска собственных векторов \mathbf{W}_{21} , \mathbf{W}_{22} на множестве объектов, представляющих четыре оставшихся класса $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ (ЖФ, ТЖ, ПирТ, ПТ). Как видно из рис. 2, на этом этапе удастся безошибочно распознать класс ω_1 (ЖФ). Решающее правило принимает вид

если $\mathbf{W}_{21}^T \mathbf{X} < 0.111$, то ω_1 (ЖФ);

если $\mathbf{W}_{21}^T \mathbf{X} \geq 0.111$, то $(\omega_2 \vee \omega_3 \vee \omega_4)$; требуется переход к третьему этапу распознавания.

Аналогичные действия по поиску собственных векторов $(\mathbf{W}_{31}, \mathbf{W}_{32})$, $(\mathbf{W}_{41}, \mathbf{W}_{42})$ и выбору порогов предпринимаются на следующих двух этапах распознавания. На третьем этапе удастся безошибочно распознать класс ω_2 (ТЖ). Наконец, на последнем этапе (рис.3) распознаются два оставшихся класса ω_3 и ω_4 . Решающее правило имеет следующий вид:

если $\mathbf{W}_{41}^T \mathbf{X} < 0.0088$, то ω_4 (ПТ);

если $\mathbf{W}_{41}^T \mathbf{X} \geq 0.0088$, то ω_3 (ПирТ).

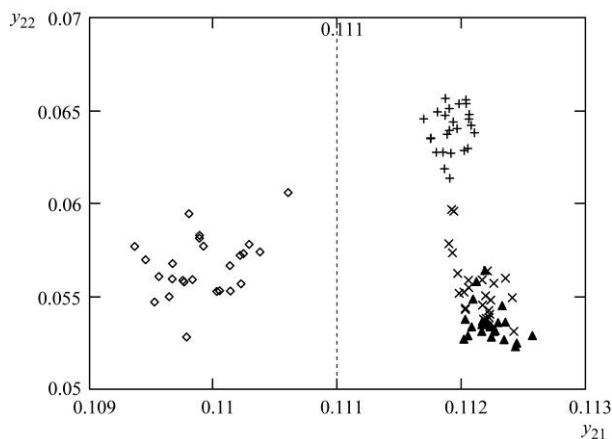


Рис. 2. Отображение объектов четырех классов (ЖФ, ТЖ, ПирТ, ПТ) на плоскости собственных векторов \mathbf{W}_{21} и \mathbf{W}_{22} . Распознается класс ЖФ

Как видно из рисунков, экспериментальные ошибки распознавания оказались равными нулю. Для построения решающих функций были оценены теоретические ошибки классификации: только при распознавании классов ω_2 (ТЖ), ω_3 (ПирТ), ω_4 (ПТ) они оказались отличными от нуля и равными 0.1%. Это свидетельствует о высокой надежности распознавания рассмотренных классов аритмий по спектральному описанию 2-секундных фрагментов ЭКГ-сигнала.

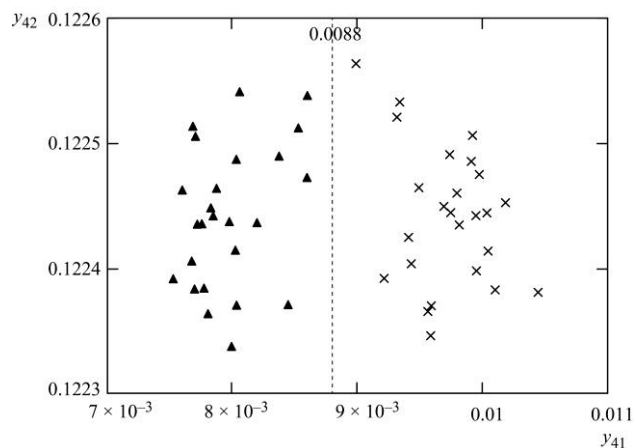


Рис. 3. Отображение объектов двух классов (ПирТ, ПТ) на плоскости векторов \mathbf{W}_{41} и \mathbf{W}_{42} . Распознаются классы ПТ и ПирТ

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрены методы и алгоритмы распознавания нескольких классов биомедицинских сигналов по их описанию в частотной области. Для многоклассовой задачи исследованы способы сокращения размерности исходного пространства спектральных признаков, а также методы построения линейных решающих функций по критерию Фишера. Получены решающие правила для распознавания по ЭКГ пяти классов аритмий, в том числе опасных нарушений ритма. Проведенные эксперименты показали высокую эффективность предложенных методов и алгоритмов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Meng O., Xia D., Zhang Q., Zhang Z. Detection Ventricular Tachycardia and Fibrillation using the Lempel-Ziv complexity and Wavelet transform. WSEAS Transactions on information science and applications. Vol. 13, pp. 118-125 (2016).
- [2] Moraes JCTB, Blechner M, Vilani FN, Costa EV. Ventricular Fibrillation Detection using a Leakage / Complexity Measure Method. Computers in Cardiology 2002; 29: 213-216.
- [3] Verma A., Dong X. Detection of Ventricular Fibrillation Using Random Forest Classifier. J. Biomed. Science and Engineering, 2016, 9, 259-268.
- [4] Kaur L., Singh V. Ventricular Fibrillation Detection using Empirical Mode Decomposition and Approximate Entropy. Intern. Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering. Vol. 3, No 5, pp. 260-268 (2013).
- [5] Ilankumaran V., ThamaraiSelvi S.: Ventricular Arrhythmias Detection using Wavelet Decomposition. International Journal of Computer Applications. Vol. 20, No.1, pp. 11-18 (2011).
- [6] Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G.: Pattern Classification (Pt.1). New York: Wiley, 659 p. (2001).
- [7] MIT-BIH Arrhythmia Database. Available from MIT-BIH database distribution // Massachusetts Institute of Technology. <http://www.physio-net.org/physiobank/database/mitdb>; <http://ecg.mit.edu>.
- [8] Loog M., Duin R.P.W., Haeb-Umbach R.: Multiclass linear dimension reduction by weighted pairwise Fisher criteria. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 23(7), pp.762-766 (2001).
- [9] Манило Л.А. Множественный дискриминантный анализ для распознавания электрокардиосигналов в частотной области. // Биомедицинская радиоэлектроника. 2016, № 8, С. 9-13.