Информационные процессы, Том 14, № 2, 2014, стр. 178–184.

Задача распознавания образов для диагностики сердечнососудистых заболеваний по данным ЭКГ

Ф. Н. Григорьев*, Ю. В. Гуляев*, С. Н. Дворникова, О. А. Коздоба**, Н. А. Кузнецов***

**Институт радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН, Москва, Россия*
***ЦКБ РАН, Москва, Россия*
e-mail: grigor@cplire.ru, kuznetsov@cplire.ru

Поступила в редколлегию 16.06.2014

Аннотация—Для диагностики сердечнососудистых заболеваний по электрокардиограмме (ЭКГ) определяется вектор диагностических признаков. Построено линейное решающее правило – гиперплоскость, разделяющая множество векторов, соответствующих больным и здоровым пациентам. Проведено моделирование диагностики заболеваний по реальным данным.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: диагностика, кардиология, ЭКГ, линейное решающее правило, разделяющая гиперплоскость.

1. ВВЕДЕНИЕ

Несмотря на значительные успехи при решении вопросов прогноза, терапии и профилактики сердечнососудистых заболеваний смертность от данной патологии растет. Во многом решение проблемы зависит от эффективной и своевременной, то есть ранней, диагностики патологических изменений в сердечной мышце с помощью электрокардиографии – самого доступного современного метода.

Электрокардиография является стандартным инструментальным методом регистрации электрической активности миокарда и используется в практической кардиологии уже не одно десятилетие. Метод имеет потенциально очень широкие возможности, но в настоящее время "обеспечивает абсолютно точную диагностику только одного состояния – нарушений ритма сердца. Приближается к абсолютной и диагностика острого крупноочагового инфаркта миокарда (с зубцом Q)" [1]. Сам метод является объективным, но его расширенная трактовка субъективна и зависит от опыта и квалификации врача. Обычно она основана на врачебной логике описания изменений контурного анализа ЭКГ и ортогональных отведений, нарушений ритма (характера ишемических изменений, нарушений ритма и проводимости, гипертрофии и т.д.).

Особенностью записываемых на ЭКГ электрофизиологических сигналов является отражение сложной взаимосвязи процессов различной природы, которые часто бывает невозможно отделить друг от друга и от помех. Помимо записи электрической активности сердца сигнал ЭКГ содержит шумовую составляющую, которая включает в себя колебания, вызванные мышечными сокращениями (электрофизиологические помехи), артефакты смещения электродов и наводки напряжения промышленной частоты (сетевая помеха) [2].

Основная мощность QRS-комплекса сосредоточена в области частот 2-30 Гц с наличием максимума в диапазоне 15 Гц, зубцы P и T являются более низкочастотными, а наличие поздних потенциалов предсердий или желудочков проявляется в виде высокочастотных составляющих в диапазоне 40–140 Гц [3]. Такие высокочастотные всплески могут быть представлены достаточно слабыми гармониками на фоне остального спектра, что затрудняет их выявление, но именно они несут информацию об угрожающих жизни пациента процессах.

С возникновением метода электрокардиографии высокого разрешения (ЭКГ ВР), основанном на усилении, фильтрации и усреднении множественных кардиоциклов [3] появилась возможность исследования тонкой структуры сигналов, в том числе в низкоамплитудной области 5-20 мкВ, небольшие колебания потенциала в которой невозможно было выявить при визуальном анализе.

Сложности при идентификации микросоставляющих сигналов обуславливают необходимость перехода от привычного амплитудно-временного анализа к другим базисам представления ЭКГ сигнала. По существу диагностика сердечнососудистых заболеваний по данным ЭКГ относится к классу обратных электродинамических задач, которые в обобщенном понимании заключаются в оценке характеристик электрического процесса в сердце по распределению электрического потенциала, порождаемого генераторами сердца на поверхности тела. Из-за вынужденно плохой модели электрического потенциала сердца и его распространения от сердца до кожи торса не удается с приемлемой точностью решить обратную задачу и, соответственно, поставить правильный диагноз.

Для диагностики сердечнососудистых заболеваний в данной работе предлагается использовать метод распознавания образов на основе обучающих выборок.

2. АНАЛИЗ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ. ОГРАНИЧЕНИЯ

В работе рассматривается конкретная аппаратурная реализация записи ЭКГ с фиксированным расположением электродов (рис. 1) с заданной временной дискретизацией считывания электрических сигналов с электродов $\Delta t = 0.001$ с.

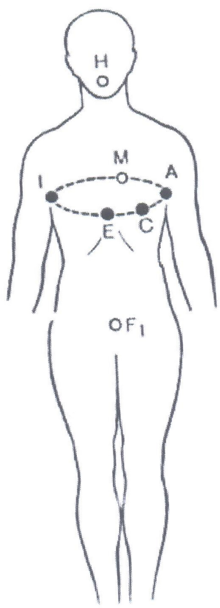

Рис. 1. Схема расположения электродов: H – шейный, F_1 – крестцовый, A и I –подмышечные, E и M – срединные.

Электрод E фиксируется по срединной линии спереди на уровне четвертого межреберья. Остальные четыре электрода прикрепляются на уровне электрода E по срединной линии сзади (электрод M), средней подмышечной линии справа (электрод I) и слева (электрод A), посередине между передней срединной и левой средней подмышечной линией (электрод C). Электрод H помещается на заднюю поверхность шеи, а электрод F_1 – в области крестца.

Первичная обработка измерений (записи ЭКГ) включает следующие вычисления.

Введем обозначения $\xi_i(j) = u_i^k(j) - u_i^H(j)$, где $\xi_i(j)$ – разность потенциалов в i-ом отведении на j-ом временном шаге, $i = 1, 2, 3$, $j = \overline{1, N}$, $N = 2^{16}$ – число обрабатываемых измерений по каждому электроду. Отведению X соответствует $i = 1$, отведению Y – $i = 2$, отведению Z – $i = 3$. $u_1^k(j)$ – потенциал в точке I (рис. 1), $u_1^H(j)$ – потенциал в точке A. Аналогично определяются $u_2^k(j)$, $u_2^H(j)$, $u_3^k(j)$, $u_3^H(j)$.

Определяется среднее значение разностей потенциалов в каждом из трех отведений

$$\overline{\xi}_i = \frac{1}{N}\sum_{\gamma=1}^{N} \xi_i(j), \quad i = 1, 2, 3.$$

Из каждого значения разностей потенциалов $\xi_i(j)$ вычисляется их среднее значение

$$\eta_i(j) = \xi_i(j) - \overline{\xi_i}, \quad i = 1, 2, 3, \quad j = \overline{1, N}.$$

Отдельно по каждому отведению производится нормировка полученных данных

$$\gamma_i(j) = \frac{\eta_i(j)}{\frac{1}{N}\sqrt{\sum\limits_{j=1}^{N} \eta_i^2(j)}}, \quad i = 1, 2, 3 \quad j = \overline{1, N}.$$

После выполнения описанных вычислений получаем набор данных, которые не зависят от сдвига и коэффициентов усиления по каждому отведению для различных пациентов. Сюда входит и сопротивление контакта электрода с кожей.

Далее, используя алгоритм быстрого преобразования Фурье (для этого выбрано специально $N = 2^m$, где $m = 16$), по $\gamma_i(j)$ строится дискретный спектр. В дальнейшем используется только зависимость величины квадрата амплитуды спектра от частоты f. При временном шаге записи ЭКГ $\Delta t = 0.001$ с, частота будет принимать дискретные значения от 0 до $500 - \Delta f$ Гц с шагом $\Delta f = \dfrac{1000}{65536}$.

Практика обработки реальных ЭКГ показала, что амплитуда спектра быстро уменьшается с увеличением частоты. Поэтому в дальнейшем более удобным оказалось использование не квадрата амплитуды спектра, а десятичный логарифм от него.

Таким образом, каждой записи ЭКГ были поставлены в соответствие три массива данных (по одному на каждое отведение) в каждом массиве из 32 768 чисел. При решении задачи распознавания образов подобные данные называются признаками образов. Для решения конкретной задачи следует выбирать существенно меньшее количество признаков. Мы отобрали по 120 признаков для каждого пациента, т.е. по 40 признаков для каждого отведения ЭКГ, в диапазоне частот от 200 до 250 Гц.

3. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ. ОПТИМАЛЬНАЯ РАЗДЕЛЯЮЩАЯ ГИПЕРПЛОСКОСТЬ

Содержательная постановка задачи состоит в следующем. Имеется обучающая выборка, состоящая из a здоровых и b больных пациентов. Для каждого здорового пациента провели запись ЭКГ и вычислили вектор y^i, $i = 1, \ldots, a$, (вектор признаков) размерности $m = 120$. Таким образом получили множество векторов

$$Y_a : y^1, \ldots, y^a. \tag{1}$$

Аналогично для больных пациентов получили множество векторов

$$\overline{Y}_b : \overline{y^1}, \ldots, \overline{y^b}. \tag{2}$$

Для пациента, обследуемого с целью выявления здоров он или болен, определили, аналогично, вектор Y_e.

Нужно выработать решающее правило, по которому на основе обучающей выборки можно определить, здоров или болен обследуемый пациент.

Поскольку множество векторов $\{Y_a, \overline{Y_b}, Y_e\}$ определяется по реализациям случайных процессов, то данная задача относится к классу задач обучения распознаванию образов в стохастической постановке.

Подобные задачи были сформулированы в конце 50-х годов 20-го века, и к настоящему времени их теория достаточно широко и подробно изложена в монографиях и статьях [4,5]. Поэтому остановимся только на кратком изложении некоторых, наиболее актуальных аспектах задачи.

Далее будем рассматривать только линейные решающие правила обучения распознаванию образов, основой для выработки которых является построение гиперплоскости в евклидовом пространстве E^m, разделяющей два конечных множества векторов (1) и (2).

Определение. Два конечных множества векторов: множество $Y = \{y^1, \ldots, y^a\}$ и $\overline{Y} = \{\overline{y^1}, \ldots, \overline{y^b}\}$ разделимы гиперплоскостью, если существуют такой единичный φ, $(\|\varphi\| = 1)$ и такое число c, что для любого вектора $Y = \{y^1, \ldots, y^a\}$ справедливо неравенство

$$\left(y^i, \varphi\right) > c,$$

а для любого вектора $\overline{y^j} \in \overline{Y}$ – неравенство

$$\left(\overline{y^j}, \varphi\right) < c.$$

Определим для любого единичного вектора φ две величины $c_1(\varphi)$ и $c_2(\varphi)$:

$$c_1(\varphi) = \min_{y^i \in Y} (y^i, \varphi), \tag{3}$$

$$c_2(\varphi) = \max_{\overline{y^j} \in \overline{Y}} (\overline{y^j}, \varphi). \tag{4}$$

Согласно определению величин $c_1(\varphi)$ и $c_2(\varphi)$ всегда справедливы неравенства

$$(y^i, \varphi) \geq c_1(\varphi), \quad i = 1, 2, \ldots, a,$$
$$(\overline{y^j}, \varphi) \leq c_2(\varphi), \quad j = 1, 2, \ldots, b.$$

Ясно, что если

$$c_1(\varphi) > c_2(\varphi),$$

то пара $\varphi, \dfrac{c_1(\varphi) + c_2(\varphi)}{2}$ определяет гиперплоскость

$$(y, \varphi) = \frac{c_1(\varphi) + c_2(\varphi)}{2},$$

разделяющую множество Y от множества $\overline{Y}$.

Заметим, что функции $c_1(\varphi)$ и $c_2(\varphi)$ непрерывны. Поэтому из существования одной гиперплоскости, разделяющей два конечных множества векторов Y и $\overline{Y}$, следует существование целого множества гиперплоскостей, разделяющих Y и $\overline{Y}$.

Будем выделять из множества разделяющих гиперплоскостей оптимальную.

Определение. Назовем оптимальной разделяющей гиперплоскостью такую разделяющую гиперплоскость, которая определяется парой: единичным вектором φ_{opt}, доставляющим максимум функции

$$\Pi(\varphi) = c_1(\varphi) - c_2(\varphi), \tag{5}$$

и числом

$$\frac{c_1(\varphi_{opt}) + c_2(\varphi_{opt})}{2}. \tag{6}$$

Оптимальная разделяющая гиперплоскость, разделяя два множества векторов $y^1, \ldots, y^a$ и $\overline{y^1}, \ldots, \overline{y^b}$, максимально от них удалена.

Для построения оптимальной разделяющей гиперплоскости рассмотрим все возможные разности

$$z^{i,j} = y^i - \overline{y^j}, \quad y^i \in Y, \quad \overline{y^j} \in \overline{Y}. \tag{7}$$

Вектор φ_{opt} обладает свойством [9]

$$\min_{i,j}\left(z^{i,j} \underset{=}{\cdot} \varphi_{opt}\right) \max_{\|\psi\|=1} \min_{i,j}\left(z^{i,j} \cdot \frac{\psi}{\|\psi\|}\right), \tag{8}$$

поэтому он коллинеарен минимальному по модулю вектору ψ, для которого выполняется неравенство

$$\left(z^{i,j} \cdot \psi\right) \geq 1, \quad i = 1, 2, \ldots, a, \quad j = 1, 2, \ldots, b.$$

Отыскать вектор ψ можно, максимизируя квадратичную форму

$$W(a) = \sum_{i,j} a_{i,j} - \frac{1}{2}\psi^T\psi, \tag{9}$$

$$\psi = \sum_{i,j} a_{i,j} \cdot z_{i,j} \tag{10}$$

в положительном квадранте $a_{i,j} \geq 0$.

В соответствии с выражениями (3) – (10) имеются алгоритмы для определения оптимальной разделяющей гиперплоскости [4, 5]. По одному из них написана компьютерная программа в системе MATLAB и проведено моделирование по реальным записям ЭКГ.

4. МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОПТИМАЛЬНОЙ РАЗДЕЛЯЮЩЕЙ ГИПЕРПЛОСКОСТИ

По обучающей выборке, содержащей пять записей ЭКГ здоровых пациентов и десять записей ЭКГ пациентов с диагнозами, включающими некоторые наборы из следующих заболеваний: ишемическая болезнь сердца, постинфарктный кардиосклероз, атеросклероз коронарных артерий, многососудистые поражения, нарушения ритма и проводимости сердца, пароксизмальная форма фибрилляции предсердий, суправентрикулярная экстрасистолия, различные виды блокады пучка Гиса и т.д., построен вектор y размерности 120.

Построена оптимальная гиперплоскость, разделяющая множество векторов Y, соответствующее здоровым пациентам, от множества векторов $\overline{Y}$, соответствующего больным. Уравнение гиперплоскости имеет вид

$$(y, \varphi_{opt}) = c,$$

где φ_{opt} – вектор размерности 120.

Найдены минимальные расстояния от векторов множества Y и множества $\overline{Y}$ до оптимальной разделяющей гиперплоскости.

Определены значения промежуточных величин для определения оптимальной разделяющей гиперплоскости:

$$c_1(\varphi_{opt}) = \min_{y_i \in Y} (y_i, \varphi_{opt}), \tag{11}$$

$$c_2(\varphi_{opt}) = \min_{\overline{y}_j \in \overline{Y}} (\overline{y}_j, \varphi_{opt}). \tag{12}$$

После того как в пространстве E^m по обучающей выборке определены оптимальная гиперплоскость, разделяющая множество векторов, соответствующих здоровым пациентам, от множества векторов, соответствующих больным, и $c_1(\varphi_{opt})$, $c_2(\varphi_{opt})$. Для определения болен или здоров обследуемый пациент нужно определить вектор y размерности m, координатами которого являются признаки диагностики.

Если для вектора Y_e, определенного для вновь обследуемого пациента, выполняется одно из условий

1) $(Y_e, \varphi_{opt}) \geq c_1(\varphi_{opt})$,

то принимается решение “Обследуемый пациент здоров”.

Если

2) $(Y_e, \varphi_{opt}) \leq c_2(\varphi_{opt})$,

то принимается решение “Обследуемый пациент болен”.

Если же

3) $c_2(\varphi_{opt}) < (Y_e, \varphi_{opt}) < c_1(\varphi_{opt})$

то выполняется дополнительное исследование.

Сначала полученный вектор Y_e включается во множество векторов, соответствующих здоровым пациентам. Определяется оптимальная гиперплоскость, разделяющая новое множество векторов $\{Y, Y_e\}$ здоровых пациентов от множества векторов для больных $\overline{\{Y\}}$. Вычисляется минимальное расстояние от векторов $\{Y, Y_e\}$ до разделяющей гиперплоскости.

Далее полученный вектор Y_e включается во множество векторов, соответствующих больным пациентам. Определяется оптимальная гиперплоскость, разделяющая множество векторов $\{Y\}$ здоровых пациентов от множества векторов для больных $\{\overline{Y}, Y_e\}$, и вычисляется минимальное расстояние от векторов $\{Y\}$ до новой разделяющей гиперплоскости.

Если расстояние от множества $\{Y, Y_e\}$ до гиперплоскости, полученной в первом случае, будет больше, чем расстояние от множества $\{\overline{Y}, Y_e\}$ до гиперплоскости, полученной во втором случае, то принимаем решение, что пациент здоров. В противном случае принимаем решение, что пациент болен.

Моделирование показало высокое качество разделения векторов, описывающих диагностические признаки, на два класса, соответствующих больным и здоровым пациентам. Это подтверждает достаточность информативности отобранных признаков при решении задач диагностики.

5. ВЫВОДЫ

Решена одна из задач диагностики сердечнососудистых заболеваний человека по записям ЭКГ, а именно, доврачебное определение, здоров пациент или болен, как задача обучения распознавания образов в стохастической постановке. Успешное решение задачи подтверждено компьютерным моделированием.

Для решения задач диагностики сердечнососудистых заболеваний человека на основе записи его ЭКГ предлагается предварительно вычислить значения векторов – признаков для каждого пациента, включенного в обучающую выборку, и определить разделяющую пациентов на две группы гиперплоскость.

Для обследуемого пациента по его записи ЭКГ предлагается вычислить значение вектора признаков и определить, к какой группе (больных или здоровых) отнести пациента.

Литература

1. Джанашия П.Х. Шевченко Н.М., Богданова Е.Я. *Карманный справочник кардиолога.* М.: ООО “Медицинское информационное агентство”, 2006.
2. Зайченко К.В., О.О. Жаринов, А.Н. Кулин. *Съем и обработка биоэлектрических сигналов.* СПб.: РИО ГУАП, 2001.
3. Н.Г. Іванушкіна, В.О. Фесечко. *Технології високого розрізнення в електрокардіографії.: Навч.посіб.* К.:НТУУ “КПІ”, 2007.
4. Вапник В.Н., Червоненкис А.Я. *Теория распознавания образов.* М.: Наука, 1974.
5. Вапник В.Н. *Восстановление зависимостей по эмпирическим данным.* М.: Наука 1979.

THE PROBLEM OF RECOGNITION OF IMAGES FOR DIAGNOSTICS OF CARDIOVASCULAR DISEASES ACCORDING TO A ELECTROCARDIOGRAM

F.N. Grigoriev[1], Yu.V.Gulyaev[1], S.N.Dvornikova[2], O.A.Kozdoba[2], N.A. Kuznetsov[1]

[1]Kotel’nikov Institute of Radio-engineering and Electronics of RAS
[2]Central Clinical Hospital of Russian Academy of Sciences

For diagnostics of cardiovascular diseases the vector of diagnostic signs is determined by the electrocardiogram (electrocardiogram). The linear decisive rule – the hyperplane dividing a set of vectors, corresponding to patients and healthy patients is constructed.

Modeling of diagnostics of diseases according to real data is carried out.

Keywords: diagnostics, cardiology, an electrocardiogram, the linear decisive rule, dividing hyperplane.