

# СИГНАЛЫ, ИХ ФОРМИРОВАНИЕ И ОБРАБОТКА

УДК [616. 12: 615.478]:004.032.2

## АВТОМАТИЗАЦИЯ АНАЛИЗА ЭЛЕКТРОКАРДИОСИГНАЛОВ

В.В. СЕМЕНЕЦ, В.И. ЛЕОНИДОВ

Рассматривается способ обработки биомедицинских сигналов, основанный на исследовании взаимных корреляционных функций между входной реализацией и моделями, которые включают информативные признаки сигналов. В качестве данных сигналов используются медицинские диагностические признаки.

The paper considers a processing method of biomedical signals, based on investigation of cross-correlation functions between entrance realization and models of informative attributes of signals. As the signals the medical diagnostic attributes are used.

### ВВЕДЕНИЕ

Современные проблемы медицинской диагностики вообще и неотложных состояний в частности ставят задачу разработки и все более широкого применения автоматизированных методов регистрации, систематизации и анализа электрических сигналов, отображающих состояние жизненных функций (ЖФ) организма человека. В настоящее время огромный потенциал возможностей современной вычислительной техники не в полной мере реализован в медицинском приборостроении, хотя эта область исследований в последнее время интенсивно развивается [1–5]. Причиной такого положения является не достаточный уровень современных разработок в области автоматизированного анализа специфических сигналов сложной формы, которыми, как правило, отображается состояние ЖФ. В результате этого практическое использование автоматизированных алгоритмов имеет ограниченный характер, что требует проведения дальнейших исследований в этой области с целью оптимизации и внедрения методик автоматизированного анализа биомедицинских сигналов (БМС) в медицинскую диагностическую практику. В связи с этим целью настоящей работы является обсуждение результатов использования модельно-корреляционного подхода для решения задач автоматизированного анализа биомедицинских сигналов.

### 1. ПРОБЛЕМЫ АВТОМАТИЗАЦИИ АНАЛИЗА БМС

При анализе БМС разнообразие наблюдаемых объектов (реализаций) значительно превышает число действий (диагнозов), предпринимаемых в результате появления этих объектов. Задачи такого типа относятся к классификационным задачам и решаются методами распознавания образов. Известно, что образ это описание объекта в системе признаков. Особенность

признаков БМС состоит в том, что информация об образе заключена в форме сигнала, которая трудно поддается формализации. Поэтому выбор методологии классификации при разработке методов автоматического анализа БМС имеет решающее значение.

В настоящее время для разработки алгоритмов автоматического анализа БМС в большинстве случаев используются две методологии. Это методы контурного анализа в совокупности со структурными (лингвистическими) методами распознавания образов и математические методы классификации реализаций БМС [6–9]. Алгоритмы, реализующие эти подходы, не нашли широкого применения в практике. Первый из них реализует метод идентификации медицинских признаков БМС путем измерений абсолютных значений численных характеристик отдельных частей реализации — экстремумов, крутизны перегиба, точек пересечения с базовой линией и др. Автоматизация такой процедуры в большинстве случаев опирается на применение эвристических решений и сама по себе относится к очень сложным, так как требует обработки большого числа условий, что при нестационарных процессах дает основание к возникновению неопределенности идентификации координаты информативного элемента (медицинского признака). Это означает, что как угодно точные измерения элементов сигнала не приводят к однозначному диагнозу главным образом из-за неопределенности в процедуре его автоматизированной идентификации.

Использование математических методов классификации БМС состоит в приближенном представлении непрерывного процесса  $f(t)$  ( $t_1 \leq t \leq t_2$ ) в виде некоторой линейной комбинации

$$\tilde{f}(t) = \sum_{i=1}^m c_i \varphi_i(t)$$

базисных функций  $\varphi_1(t), \varphi_2(t), \dots, \varphi_m(t)$ , включая и системы «приспособленного базиса» [10]. В этом случае признаками служат коэффициенты разложения:  $c_1, c_2, \dots, c_m$ , которые рассматриваются как код непрерывной кривой  $f(t)$ , позволяющие приближенно восстановить кодируемую временную зависимость  $f(t)$ . Погрешность приближения при этом определяется функцией ошибки  $\varepsilon(t)$ , равной:

$$\varepsilon(t) = f(t) - \tilde{f}(t) = f(t) - \sum_{i=1}^m c_i \varphi_i(t).$$

Общепринятой оценкой качества приближения является относительная среднеквадратичная ошибка, исчисляемая в процентах и определяемая выражением:

$$\sigma(t) = \left( \int_0^T \varepsilon^2(t) dt / \int_0^T f^2(t) dt \right) \cdot 100\%.$$

С узко математической точки зрения в качестве базисных функций  $\varphi_1(t), \varphi_2(t), \dots, \varphi_m(t)$  может быть взята любая полная ортонормированная система функций, поскольку с помощью любой такой системы возможно приближенное представление любой непрерывной функции  $f(t)$  с любой требуемой точностью [10]. Сравнительные оценки эффективности использования различных систем базисных функций для приближенного описания ЭКГ приведены в [11, 12]. Недостатком такого подхода являются трудности формализации процедуры синтеза функций «приспособленного базиса» и слишком большая размерность вектора признаков, а также сложности разработки классифицирующих функций, поскольку в общем случае можно считать, что БМС не свойственно образовывать кластеры.

## 2. СТРУКТУРА ПРОЦЕДУРЫ АНАЛИЗА БМС

В основу системы автоматического анализа БМС нами положено структурное представление входной реализации, где элементами структуры являются медицинские признаки БМС. Идентификация структурных элементов производится методом взаимного корреляционного анализа нормированной входной реализации с моделями структурных элементов. Наша концепция использования моделей состоит в определении координат положения на временной оси тех элементов в каждом новом сигнале, которые имеют медицинский диагностический смысл. Это, во-первых, упрощает решение обратной задачи и, во-вторых, минимизирует размерность вектора признаков, так как каждый признак и есть неотъемлемый элемент анализа.

Рассмотрим процедуру анализа БМС на примере анализа биопотенциалов сердечной мышцы (сигналов ЭКГ). Информативными неприводимыми медицинскими признаками сигналов ЭКГ являются амплитуды и длительности «зубцов» (например,  $R, P, T, Q$ ) [13]. Цель анализа состоит в определении амплитуд и длительностей признаков и временных интервалов между ними. Их координаты на временной оси определяются исследованием корреляционных связей между входной реализацией и моделями «зубцов». Модели

признака разрабатываются в стандартном масштабе амплитуды и периода сердечного цикла. Входная реализация с помощью масштабного преобразования по амплитуде (ось «у») и периоду (ось «х») также приводится к стандартному формату, при этом коэффициенты преобразования запоминаются. В большинстве случаев оказывается, что оптимальным масштабом преобразования по «х» является требование постоянства числа отсчетов амплитуды на одном периоде сердечного цикла, а по «у» — постоянство максимального значения амплитуды сигнала, например, амплитуда зубца  $R$  всегда приводится к единице. Однако в зависимости от исследуемого процесса условия масштабирования могут быть и другими. Для реализации процедуры масштабирования по времени предварительно рассчитывается период сердечного цикла. Для этого рассчитывается автокорреляционная функция входной реализации и определяется координата «х», при которой наблюдается ее второй максимум. Для этого входная реализация должна содержать порядка трех сердечных циклов. Это условие легко соблюдается путем использования фиксированной длительности реализации, принимаемой к анализу, например, не менее 5 с.

Корреляционная функция  $k_x(\tau)$  по определению [14] есть математическое ожидание случайной функции  $\dot{x}(t)\dot{x}(t+\tau)$  где  $\dot{x}(t)$  — центрированная случайная функция, или:

$$k_x(\tau) = M[\dot{x}(t) \cdot \dot{x}(t+\tau)],$$

которое вычисляется в данном случае как среднее по времени.

Для дискретных величин  $\tau = m\Delta t$ , где  $\Delta t = T/n$ , или  $\tau = \frac{mT}{n}$ , где  $T$  — длительность реализации;  $n$  — общее число дискретных отсчетов на длительности  $T$ ;  $m$  — текущий номер отсчета, тогда:

$$k_x\left(\frac{mT}{n}\right) = \frac{1}{n-m} \sum_{i=1}^{n-m} \dot{x}(t_i) \cdot \dot{x}(t_{i+m}),$$

то есть в этом случае  $k_x$  это функция  $m$  или  $\tau$ .

Взаимная корреляционная функция двух сигналов рассчитывается по аналогичному выражению:

$$k_x\left(\frac{mT}{n}\right) = \frac{1}{n-m} \sum_{i=1}^{n-m} \dot{x}(t_i) \cdot \dot{y}(t_{i+m}).$$

В настоящем исследовании для анализа структуры сигналов рассчитывались оценки нормированных корреляционных функций:

$$\tilde{R}\left(\frac{mT}{n}\right) = \frac{1}{\tilde{\sigma}_x \tilde{\sigma}_y} \frac{1}{n-m} \sum_{i=1}^{n-m} \dot{x}(t_i) \cdot \dot{y}(t_{i+m}),$$

где  $\tilde{\sigma}_x$  и  $\tilde{\sigma}_y$  — соответственно оценки среднеквадратичного отклонения исследуемых реализаций. При расчете автокорреляционной функции вместо произведения  $\tilde{\sigma}_x$  и  $\tilde{\sigma}_y$  используется оценка дисперсии  $\tilde{D}_x$  исследуемого сигнала.

На рис. 1 приведен фрагмент реализации реальной ЭКГ, а именно, ее отведение V3 (рис. 1, а) и автокорреляционная функция этого фрагмента (рис. 1, б). Здесь

и далее по оси «х» откладывается  $m$  — число дискретных интервалов времени. Величина дискретного отсчета времени  $\Delta t$  выбирается из общих требований к дискретизации непрерывных функций [15, 16].

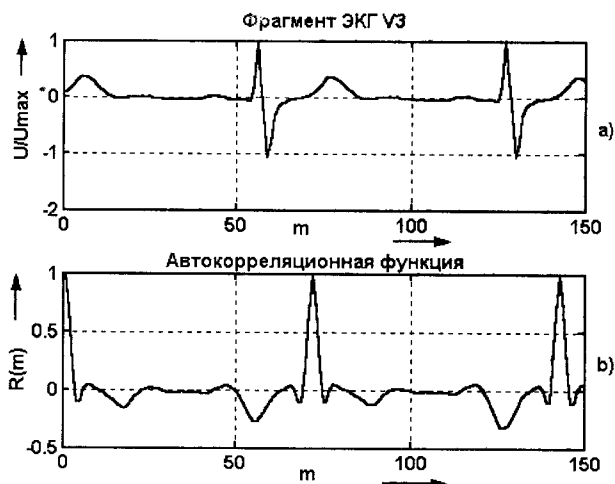


Рис. 1. Фрагмент ЭКГ отведения V3 (a) и его автокорреляционная функция (b)

На этом этапе может быть проведен тест на периодичность ритма (реализации БМС). Он реализуется путем сравнения полученной автокорреляционной функции с ее моделью для синусового ритма. Критериями оценки сравнения являются величина второго максимума автокорреляционной функции, его координата «х» и среднеквадратичное отклонение между автокорреляционной функцией входной реализации и ее моделью для синусового ритма. В случае синусового ритма автокорреляционная функция входного нормированного сигнала будет мало отличаться от ее модели. Исследования в части разработки моделей автокорреляционных функций неперiodических процессов в пределах настоящей работы не проводились. Однако это важная часть исследований, и мы рассчитываем провести их в будущем.

Реализация, над которой проведена процедура нормализации, далее подвергается корреляционному анализу совместно с моделью признака (зубца), условно принятого за первый. В качестве критерия для определения того признака, который будет считаться первым, можно, например, использовать максимум площади информативного зубца. Строгого определения последовательности анализа в данном случае не требуется, поэтому для решения этого вопроса может использоваться контекстная информация, и порядок анализа может быть установлен априори. Например, известно, что во втором стандартном отведении ЭКГ максимальную площадь имеет зубец R. И далее, последовательность анализа производится в порядке уменьшения «веса» признаков.

Взаимный корреляционный анализ входной реализации с моделью признака производится с целью выявления координаты этого признака на оси «х». Для этого определяется положение первого максимума взаим-

ной корреляционной функции. На рис. 2, a, b и c соответственно приведены графики фрагмента входной реализации, модель R-зубца и их взаимная корреляционная функция. Интервал времени  $t_i = \tau \cdot N$ , где  $N$  — число дискретных отсчетов от начала координат до первого максимума взаимной корреляционной функции, дает координату начала модели зубца R.

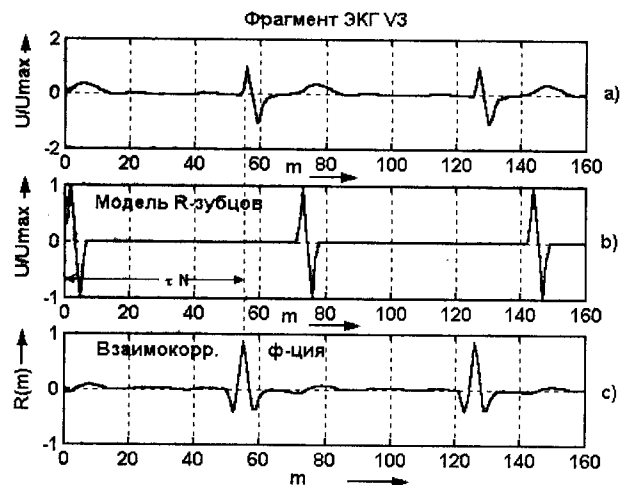


Рис. 2. Фрагмент ЭКГ (a), модель зубца R (b) и их взаимная корреляционная функция (c)

Получив эту координату, автомат рассчитывает координату максимума модели зубца R, который совпадает с координатой максимума собственно R-зубца входного сигнала. Измерение длительности этого зубца осуществляется программно на некотором заданном уровне, например, 0,1 влево и вправо от максимального значения. Полученное значение длительности совместно с истинной амплитудой зубца при данной координате, а также координаты максимума, начала и окончания интервала длительности зубца записываются в файл данных.

По завершении этой процедуры исследованный зубец исключается из рабочей копии входной реализации путем замены его истинных ординат на величину уровня, по которому измерялась его длительность, в данном случае 0,1. В полученной реализации далее идентифицируется следующий зубец, то есть процедура повторяется для всех информативных зубцов. На рис. 3, a, b и c представлены соответственно модифицированный таким образом фрагмент предыдущей (рис. 2, a.) реализации ЭКГ, модель идентифицируемого зубца T и их взаимная корреляционная функция соответственно. Затем процедура повторяется для R-зубца и т. д.

Использование последовательного анализа в порядке убывания веса исследуемых признаков, а также исключение исследованных зубцов из дальнейшего рассмотрения позволяют поддерживать вес очередного исследуемого зубца на максимальном уровне. Эта процедура обеспечивает высокую различимость максимума автокорреляционной функции.

По завершении процедуры измерения параметров производных элементов производится расчет вре-

менных интервалов между информативными зубцами (производных элементов), для чего используются полученные координаты соответствующих зубцов. В результате этих процедур в файле данных формируется перечень параметров всех исследованных информативных признаков.

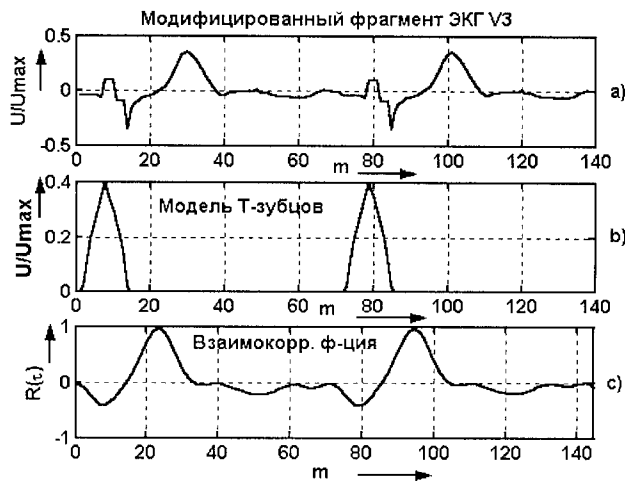


Рис. 3. Модифицированный фрагмент ЭКГ (а), модель Т-зубца (б) и их взаимная корреляционная функция (с)

По завершении формирования файла параметров производится классификация полученной реализации относительно диагноза. Эта процедура производится в три этапа.

На первом этапе полученные параметры классифицируются с помощью матричного алгоритма в зависимости от измеренной величины и с учетом всей контекстной информации о данном пациенте. При этом применяются соответствующие индивидуальные или общие нормы параметров, разработанные априори для каждого класса норм параметров. Результатом классификации являются коды параметров признаков.

Второй этап необходим в том случае, если признаки представлены больше чем одним параметром. В противном случае, собственно параметри есть признак (например, амплитуда R-зубца или длительность интервала P-Q). Таким образом, на втором этапе классифицируются признаки по их параметрам. Результатом классификации является описание признака в виде кода.

На третьем этапе классифицируется входная реализация по полученным признакам. Коды признаков объединяются по позиционному принципу и результирующий код является адресом ячейки, в которой хранится ответ (например, диагноз). В результате получаем некоторую, в данном случае трехступенчатую, иерархическую систему классификации. В ней синтезируются методы выявления признаков по их моделям, статистический анализ параметров признаков и удобство матричного алгоритма классификации образов. Результатом этой классификации является решение относительно принадлежности входной реализации к одному из известных классов.

Применение матричного алгоритма обеспечивает простой программный доступ к установке и переопре-

делению значимости (классификации) параметров и признаков через интерфейс пользователя, т. е. фактически реализуется процедура «обучения», которая применяется в детерминистском подходе, но в значительно упрощенном виде. В данном подходе термин «обучение» означает расширение библиотеки готовых решений за счет рутинной статистической обработки новых случаев. Возможность такой обработки закладывается программно в компьютерную мониторинговую систему, которая рассматривается в данном случае как основа проектируемой системы автоматического анализа биомедицинских сигналов.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Структура системы автоматического анализа биомедицинских сигналов состоит из двух частей. Во-первых, это процедура описания реализации сигнала, подобная той, которую делает врач, но выполняемая с помощью оригинальной алгоритмической структуры, использующей корреляционно-модельный анализ. И, во-вторых, ее автоматический анализ путем классификации полученных параметров (идея применения методов распознавания образов), для чего использован матричный алгоритм, так как перечень медицинских параметров у функциональных кривых, как правило, невелик.

В рассмотренном подходе к анализу БМС применяются упрощенные модели реализации, каждая из которых содержит только единственный тип зубцов, исследуемый в данной операции, например, только R или только T и т. д. зубцы. Цель модельного анализа — определить координату аналогичного зубца в исследуемой реализации, измерить его параметры относительно полученной координаты и исключить из рабочей копии сигнала, так что дальнейший анализ реализации производится только с оставшимися зубцами. Для этого достаточно использовать только упрощенные, но принципиальные модели, так как здесь не требуется полного совпадения, а нужны лишь оценки координат искомых признаков. Мы вообще не используем семантической информации, получаемой дискриминантными методами, для идентификации признаков, т. к. считаем такой подход ненадежным. Результатом модельного анализа является разрешение вопроса — присутствует данный признак в реализации или нет.

**Литература:** 1. А.З. Эвентов, М.М. Литвинов, Л.М. Куликов. ЭВМ и сердце. — М.: Наука, 1989, — 150 с. 2. П.И. Чалый, А.Н. Селезнев, Р.И. Клятис, А.И. Слободин, А.И. Поздеев, В.С. Торопов, М.А. Прокопьев, В.Г. Красильников, Р.Л. Чуйко, А.Е. Гагарин. Опыт внедрения мониторно-компьютерной системы в практику работы отделения анестезиологии и реанимации. // Мед. Техника. — №2. — 1996. 3. Н.И. Калядин, В.А. Леменков, И.Р. Лосев, С.И. Кантор. Проблемы врачебного мониторинга больных и требования к разработке компьютерных мониторинговых систем. // Мед. Техника. — №2. — 1996. 4. Чирейкин Л.В., Шурыгин Д.Я., Лабутин В.К., Автоматический анализ электрокардиограмм. — Л.: Медицина, 1977. — 248 с. 5. Кокс, Нолл, Артур. Анализ электроэнцефалограмм, кривых кровяного давления и электрокардиограмм на цифро-

вой вычислительной машине. — ТИИЭР, — 1972. — Т. 60. — № 10, — с. 36-73. 6. В.А. Калантар, А.Г. Аракчеев, В.П. Гундаров. Теоретические основы и программное воплощение контурного анализа кардиосигналов в реальном масштабе времени. — Мед. Техника, — №1. — 1999. — С. 26–31. 7. К. Фу. Структурные методы распознавания образов. — М.: Мир, 1977. 8. Дж. Ту, Р. Гонсалес. Принципы распознавания образов. — М.: Мир, 1979. 9. А.П. Немирко. Цифровая обработка биологических сигналов. — М.: Наука, 1984. 10. Распознавание образов и медицинская диагностика. / Под ред. Ю.И. Неймарка, — М.: Наука, 1972. — 328 с. 11. Малиновский Л.Г., Пинскер М.Ш., Цукерман Б.М., Математический метод описания электрокардиограмм. // Медицинская техника, вып. 5, 1968. 12. Янушкевичус З.И., Валужтис К.К. Витенштейнас Г.А., Эрмицкитс Д.А., Сравнение методов кодирования электрокардиограмм. Сб. «Статистическая электрофизиология», часть I, Материалы симпозиума, г. Паланга, август 1968. 13. Инструментальные методы исследования сердечно-сосудистой системы. / Под ред. Т.С. Виноградовой, — М.: Медицина, 1986. — 416 с. 14. Е.С. Вентцель. Теория вероятностей. — М.: Наука, 1964. — 576 с. 15. Жуковский В.Д. Автоматизированная обработка данных медицинских фун-

кциональных исследований. — М.: Медицина, 1984. — 286 с. 16. Пипбергер Х.В. Анализ электрокардиограмм на вычислительной машине. Сб. «Вычислительные устройства в биологии и медицине», Изд-во «Мир», 1967.

Поступила в редколлегию 21.04.2004



**Семенец Валерий Васильевич**, доктор технических наук, профессор, проректор ХНУРЭ. Область научных интересов: системы автоматизированного проектирования.



**Леонидов Владимир Иванович**, заведующий ПНИЛ ХНУРЭ. Область научных интересов: автоматизация анализа электрических сигналов методами распознавания образов в экологии и медицине.