

Дистанционный мониторинг сердечной активности на основе измерения баллистокардиографического сигнала

Аннотация

Предложен бесконтактный метод наблюдения сердечной активности человека, в основе которого лежит измерение баллистокардиографического сигнала. Измерительная установка основана на использовании пьезоэлектрического датчика высокой чувствительности, фиксирующего микроскопические движения тела. Для устранения шумов, вызванных высокой чувствительностью датчика, использовались математические методы обработки широкополосных акустических сигналов. Качество получаемого кардиосигнала позволяет наблюдать циклы сердечной активности пациента.

Введение

В статье рассматривается метод измерения сердечной активности посредством получения и обработки баллистокардиографического (БКГ) сигнала, который отображает механическую активность тела пациента. Идея измерения механической активности сердца была предложена еще во второй половине XIX века [1]. Как правило, измерительные установки были основаны на использовании акселерометра [2] – прибора для измерения ускорения.

Тем не менее, методики, использующие измерение БКГ-сигнала, пока не применяются широко в практической медицине. По мнению авторов, это связано в основном со следующими двумя факторами: во-первых, исследователи прошлого века не располагали достаточно чувствительными приборами измерения, позволяющими получить сигнал хорошего качества; во-вторых, не был разработан подходящий математический аппарат обработки и анализа БКГ-сигнала.

Добиться качественного сигнала в рассматриваемой работе удалось благодаря применению пьезоэлектрических датчиков «Emfit» (<https://www.emfit.com/r-series-sensors>). Эти приборы позволяют достичь гораздо большей чувствительности, чем стандартные акселерометры. Для разделения полезного сигнала и шумов, обусловленных высокой чувствительностью датчика и внешними воздействиями, полезный сигнал отфильтровывается при помощи математических методов.

Измерительное устройство и программное обеспечение

Схема измерительной установки представлена на рис. 1.

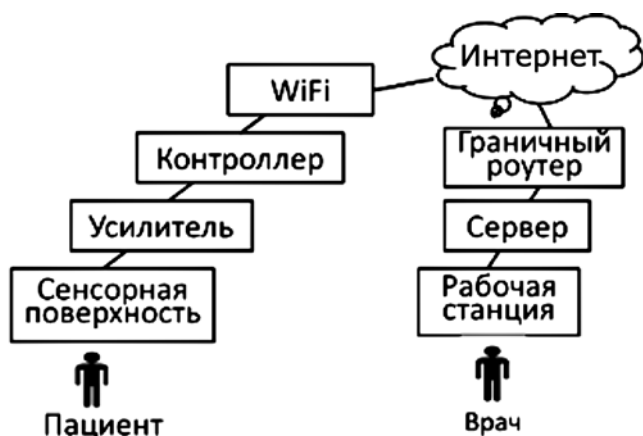


Рис. 1. Схема экспериментальной установки получения БКГ-сигнала

Пациент находится на матрасе в положении лежа на спине. Матрас расположен на поверхности, состоящей из чувствительных пьезоэлектрических элементов. Микродвижения тела пациента воздействуют на пьезодатчики. Аналоговый сигнал, вызванный этим воздействием, с сенсорной поверхности поступает на усилитель, с которого после усиления передается

на контроллер. Контроллер состоит из модуля управления, цифро-аналогового преобразователя (ЦАП) и модуля преобразования и передачи данных по сети [3]. На контроллере сигнал разбивается на отдельные пакеты, которые по беспроводному каналу, через маршрутизатор, посредством сети Интернет передаются на сервер, где из отдельных пакетов восстанавливается единая последовательность, которая сохраняется в базе данных.

На сервере производится обработка поступающей информации, в процессе которой осуществляются фильтрация и разметка биометрического сигнала, представляющего собой непрерывный временной ряд дискретных значений частотой 1000 Гц. В качестве средства визуализации данных выступает персональный компьютер с установленным программным обеспечением для фильтрации и визуализации сигналов.

В формировании БКГ-сигнала вносит вклад не только работа сердечной мышцы, но и другие движения тела пациента, а также внешние воздействия. На рис. 2 представлен неотфильтрованный БКГ-сигнал в сравнении с отфильтрованным и одновременно снятой электрокардиограммой (ЭКГ).

Неотфильтрованный БКГ-сигнал (верхний график на рис. 2) в отличие от ЭКГ, приведенной на нижнем графике рис. 2, не поддается визуальной интерпретации и требует доработки. Применение фильтров позволяет выделить в БКГ-сигнале кардиокомпоненту (средний график на рис. 2).

Для фильтрации кардиокомпоненты сигнала в различных работах были предложены подходы, основанные на дискретном вейвлет-преобразовании [4], [5], низкочастотных и полосных фильтрах [6], [7] и т. д. В последние годы все чаще для выделения БКГ-сигнала выбирается фильтр Баттерворта [6], [7]. В отличие от вейвлет-преобразований, которые лучше зарекомендовали себя при анализе негармонических сигналов [8], [9], указанный фильтр больше подходит для фильтрации периодических сигналов.

Фильтр Баттерворта подавляет в сигнале частоты определенного диапазона [10]. Полосной фильтр Баттерворта имеет три параметра: порядок фильтра, частота среза, отсекающая высокие частоты ω_{cL} , и частота среза, отсекающая низкие частоты ω_{cH} . На среднем графике рис. 2 представлен сигнал, полученный после применения фильтра Баттерворта 8-го порядка с нижней частотой среза, установленной на 25 Гц, и верхней частотой среза, установленной на 35 Гц.

Модель распознавания кардиоциклов

От качества сигнала зависит, насколько хорошо с его использованием решаются прикладные задачи. Для оценки качества получаемого БКГ-сигнала была рассмотрена одна из наиболее часто решаемых задач – оценка пульса пациента. Предлагаемые в литературе алгоритмы измерения пульса условно можно разделить на две группы [11]: 1) определяющие среднее количество сердцебиений в некотором временном интервале; 2) рассчитывающие пульс по непосредственно выделенным индивидуальным сердечным сокращениям. При использовании второго подхода возможно получение более детализированной информации, поэтому он более интересен с точки зрения оценки качества сигнала.

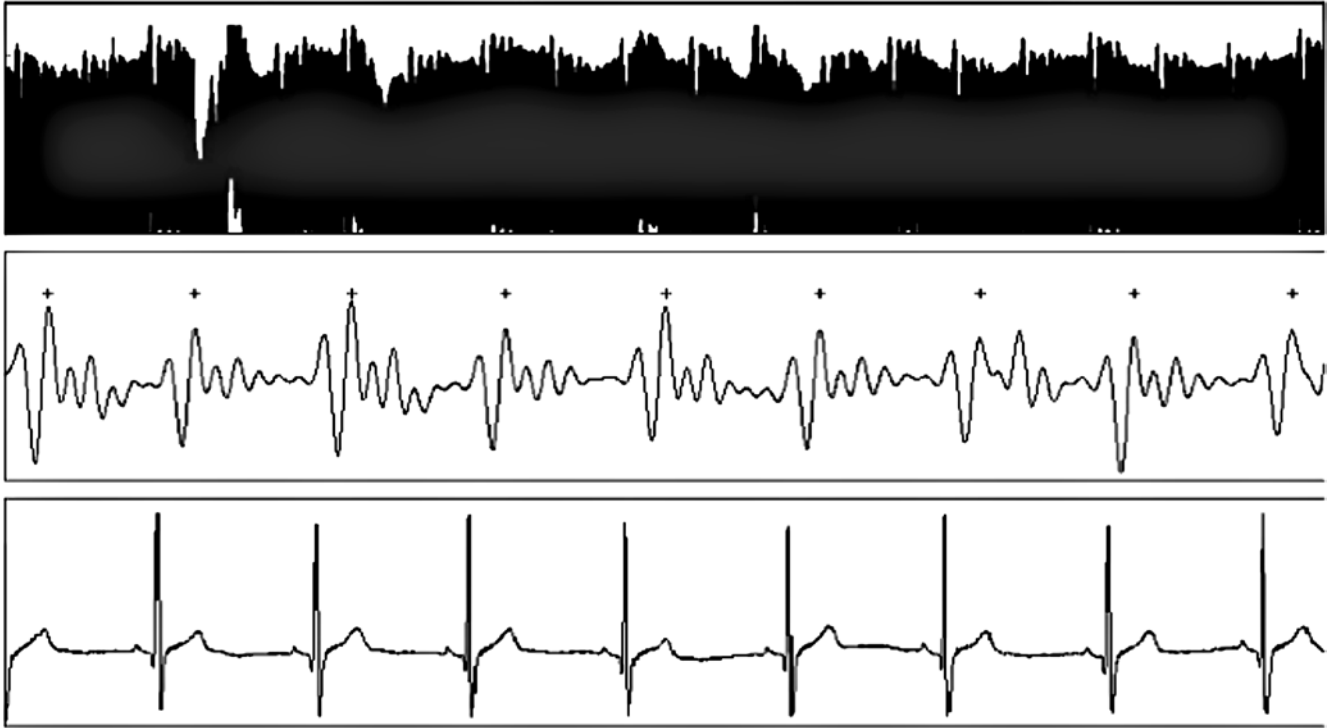


Рис. 2. Сравнение необработанного сигнала с датчика с обработанным сигналом и ЭКГ. Верхний рисунок – усиленный сигнал датчика после оцифровки. Средний – сигнал после применения полосного фильтра Баттерворта. Нижний – одновременно измеренный ЭКГ-сигнал пациента

Одно сердцебиение пациента, находящегося в положении лежа на спине, представляется на графике так называемым HIJKLMN-комплексом, состоящим из четырех пиков и трех провалов (рис. 3).

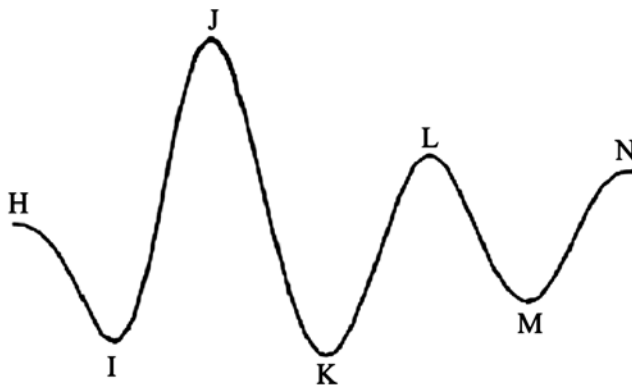


Рис. 3. Форма кардицикла в БКГ-сигнале

Такие структуры можно наблюдать в полученной кардиокомпоненте БКГ-сигнала (средний график рис. 2). У здорового человека самым высоким пиком является так называемый J-пик, соответствующий сокращению левого желудочка. Приняв за интервал между сердцебиениями расстояние между соседними J-пиками, можно свести задачу вычисления пульса к задаче распознавания J-пиков в БКГ-сигнале. Для выделения J-пиков применялся следующий алгоритм:

- в дискретном сигнале x_1, x_2, \dots, x_N выделялись точки x_i локального максимума, для которых $x_{i-1} < x_i$ и $x_i \geq x_{i+1}$, и локального минимума: $x_{i-1} > x_i$ и $x_i \leq x_{i+1}$;
- для каждого максимума рассчитывался показатель $Z(J) = X(J) - 2X(I) + X(H)$, где $X(J)$ – высота данного пика; $X(I)$ – уровень сигнала, соответствующий предшествующему ему провалу; $X(H)$ – высота предшествующего пика;
- максимумы, для которых значение показателя $Z(J)$ больше значений $Z(J)$ трех соседних пиков слева и трех соседних пиков справа, принимались за J-пики.

Результаты и их сопоставление с работами других авторов

Тестирование алгоритма проводилось на записях БКГ длительностью от 7 до 10 мин, принадлежащих пяти разным пациентам. На среднем графике рис. 2 проставлены метки над J-пиками, автоматически полученные посредством предложенного алгоритма. ЭКГ, одновременно снимаемая с пациента, служила вспомогательным ориентиром для эксперта, задача которого состояла в оценке правильности выявления моделью J-пиков (согласно [6], J-пик, как правило, находится в рамках временного окна шириной 200 мс после R-пика QRS-комплекса).

Точность выявления J-пиков можно описать двумя показателями:

- чувствительностью

$$Sens = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}},$$

где N_{TP} – число правильно определенных, а N_{FN} – число нераспознанных моделью J-пиков;

- относительной ошибкой

$$Err = \frac{N_{FP}}{N_{TP} + N_{FN}},$$

где N_{FP} – ошибочно указанные J-пики.

Описанная выше модель демонстрирует (после усреднения по всем пациентам) следующие значения чувствительности и относительной ошибки:

$$Sens = 98,7\%; Err = 0,6\%. \quad (1)$$

В работе [12] предлагается модель распознавания кардициклов, использующая в своей основе алгоритм обучения без учителя, показывающая следующие результаты:

$$Sens = 49,2\%; Err = 0,09\%.$$

Из приведенных данных видно, что по значению чувствительности этот результат существенно уступает результату, полученному в рассматриваемой работе, однако превосходит его по значению ошибки.

В работе [7] предлагается модель распознавания кардиоциклов, основанная на расчете кросс-корреляции анализируемого сигнала с некоторыми шаблонными сигналами. В ней приводятся следующие значения показателей чувствительности и положительной прогностической ценности (Ppv):

$$Sens = 95,16\%; Ppv = 94,76\%. \quad (2)$$

Положительная прогностическая ценность $Ppv = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FP})$ связана с чувствительностью и относительной ошибкой соотношением

$$Err = Sens \left(\frac{1}{Ppv} - 1 \right).$$

Соответствующая значениям выражений (2) относительная ошибка будет порядка 5 %, и можно утверждать, что данный результат уступает показателям выражений (1).

Можно заключить, что описанная в статье математическая модель позволяет получить точность распознавания кардиоциклов, как минимум не уступающую методам, использующим существенно более сложные математические модели. Это в первую очередь обусловлено качеством получаемого БКГ-сигнала.

Заключение

В работе было предложено устройство измерения баллистокardiографического сигнала пациента. Ключевые элементы установки – пьезоэлектрический датчик семейства «Emfit R-Series» и разработанный авторским коллективом аналого-цифровой усилитель. Эта конфигурация позволяет получить баллистокardiографический сигнал высокого качества, в котором после фильтрации шумов можно наблюдать HIJKLMN-комплексы.

Предложенная параметрическая модель автоматического выделения J-пикув дает хорошую точность распознавания. Данный результат подтверждает качество получаемого с установки сигнала.

Оценка пульса – далеко не единственное возможное применение созданного прибора. Например, форма HIJKLMN-комплекса может указывать на различные заболевания сердца. В качестве следующего шага предполагается организовать сбор баллистокardiографических сигналов различных пациентов и систематизацию HIJKLMN-комплексов патологий сердечной деятельности, что позволит в дальнейшем строить диагностику сердечно-сосудистых заболеваний по баллистокardiографическому сигналу.

Работа выполнена на средства Российского научного фонда (проект № 17-71-10215).

Список литературы:

1. Gordon J.W. Certain molar movements of the human body produced by the circulation of the blood // J. Anatomy Physiol. 1877. Vol. 11. PP. 533-536.
2. Деятельный А.С. Интерпретация измерений оптического акселерометра // Журнал технической физики. 2004. Т. 74. Вып. 9. С. 141-142.
3. Прозоров А.А., Бугаев В.И., Царенко С.В. Устройство бесконтактной регистрации основных биометрических показателей пациента в непрерывном режиме в состоянии лежа / Патент № 2017101824 РФ от 20 января 2017 года.

4. Chen W., Zhu X., Nemoto T., Kitamura K., Sugitani K., Wei D. Unconstrained monitoring of long-term heart and breath rates during sleep // Physiol. Meas. 2008. Vol. 29. PP. N1-N10.
5. Postolache O., Silva Girao P., Postolache G., Pereira M. Vital signs monitoring system based on EMFi sensors and wavelet analysis / Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings. 2007. PP. 1-4.
6. Gomez-Clapers J., Serra-Rocamora A., Casanella R., Pallas-Areny R. Towards the standardization of ballistocardiography systems for J-peak timing measurement // Measurement. 2014. Vol. 58. PP. 310-316.
7. Shin J.H., Choi B.H., Lim Y.G., Jeong D.U., Park K.S. Automatic ballistocardiogram (BCG) beat detection using a template matching approach / Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. 30th Ann. Int. Conf. 2008. PP. 1144-1146.
8. Nuzhny A., Shumsky S., Lyubynskaya T. Detection of the Cancerous Tissue Sections in the Breast Optical Biopsy Dataflow Using Neural Networks / IFMBE Proceedings «11th. Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing 2007». 2007. Vol. 16. PP. 438-441.
9. Нужный А.С., Розанов В.Б., Степанов Р.В., Шумский С.А. Статистический анализ развития неустойчивости Релея-Тейлора, основанный на нейросетевой классификации процессов // Краткие сообщения по физике. 2004. Т. 4. С. 15.
10. Haykin S. Adaptive Filter Theory / 4-th Edition. 2001. – Paramus, NJ: Prentice-Hall.
11. Bruser C., Stadlthanner K., de Waele S., Leonhardt S. Adaptive beat-to-beat heart rate estimation in ballistocardiograms // IEEE Transactions on Information Technology in Biomedecine. 2011. Vol. 15. № 5. PP. 778-786.
12. Paalasmaa J., Ranta M. Detecting heartbeats in the ballistocardiogram with clustering / Proceedings of the ICML/UAI/COLT Workshop on Machine Learning Health-Care Applications. 2008. Helsinki, Finland.

Антон Сергеевич Нужный,
канд. физ.-мат. наук, ст. научный сотрудник,
ФГБУН «Институт проблем безопасного
развития атомной энергетики» РАН,
г. Москва,
Александр Александрович Прозоров,
научный сотрудник,
Виктор Иванович Бугаев,
научный сотрудник,
Владислав Васильевич Подымов,
канд. физ.-мат. наук, научный сотрудник,
Татьяна Васильевна Подымова,
научный сотрудник,
ФГАОУ ВО «Московский физико-технический
институт (государственный университет)»,
г. Долгопрудный, Московская обл.,
e-mail: pod-tany@bk.ru

* * * * *