

Для цитирования: Нужный А.С., Прозоров А.А., Бугаев В.И., Шувалов Н.Д., Подымов В.В. Анализ баллистокардиограммы на граничных вычислительных узлах. Труды ИСП РАН, том 30, вып. 2, 2018 г., стр. 251-262. DOI: 10.15514/ISPRAS-2018-30(2)-12

Анализ баллистокардиограммы на граничных вычислительных узлах

¹ А.С. Нужный <nuzhny@inbox.ru>

² А.А. Прозоров <prozoroff@mail.ru>

² В.И. Бугаев <vik362@list.ru>

² Н.Д. Шувалов <shuvalovnickolay@gmail.com>

² В.В. Подымов <valdus@yandex.ru>

¹ Институт проблем безопасного развития атомной энергетики РАН,
Россия, 115191, г. Москва, Большая Тульская ул., д. 52

² Московский физико-технический институт (государственный университет)
Россия, 141701, Московская область,
г. Долгопрудный, Институтский переулок, д.9

Аннотация. В работе рассматривается бесконтактный метод анализа сердечной активности человека, основанный на регистрации и обработке баллистокардиографического сигнала. В измерительной установке для фиксации микроскопических движений тела используется пьезоэлектрический датчик высокой чувствительности. Появляющийся вследствие высокой чувствительности шум, существенно превышающий полезный сигнал, в дальнейшем фильтруется математическими методами. Для выделения кардио компоненты используется полосный фильтр Баттерворта. Этот подход к фильтрации полезного сигнала является более экономичным с точки зрения необходимых вычислительных ресурсов, чем сравнимые по точности методы, основанные на машинном обучении, и может быть реализован на граничном (промежуточном) вычислительном узле, к которому подключены несколько датчиков. Качество полученной после фильтрации кардио компоненты позволяет с высокой точностью выделить на ней циклы сердечной активности (сердцебиения). Предлагаемый в работе алгоритм выделения сердцебиений также обладает достаточно низкой вычислительной стоимостью, чтобы быть использованным на граничном вычислительном узле. После фильтрации данные передаются выше – в центр обработки данных (облако).¹

Ключевые слова: баллистокардиография; сердечная активность; фильтр Баттерворта; интернет вещей.

DOI: 10.15514/ISPRAS-2018-30(2)-12

¹ Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект №17-71-10215)

1. Введение

По данным правительства Москвы [1], в Москве насчитывается не менее 100 000 человек, которым требуется постоянный мониторинг давления и пульса с целью предупреждения возможного ухудшения здоровья или более тяжелых последствий. Кроме того, у большого числа людей встречаются отдельные периоды жизни, когда необходим постоянный мониторинг сердечной деятельности. Это накладывает существенную дополнительную нагрузку на медицинских и социальных работников, а также родственников пациентов.

Использование прикроватных медицинских мониторов, во многих случаях, не оправдано экономически. Диагностика на основе анализа ЭКГ-сигнала требует непосредственного физического контакта с пациентом, что причиняет ему неудобство. Разрабатываемые в настоящее время бесконтактные домашние мониторы могут позволить, с одной стороны, снизить смертность, с другой – дать возможность проводить регулярную оценку состояния здоровья пациента без понижения его бытового комфорта, а также уменьшить нагрузку на медицинский персонал.

В представленной работе рассматривается метод анализа сердечной активности путем измерения баллистокардиографического (БКГ) сигнала. Данный метод записывает механическую активность сердца, передаваемого через тело пациента и позволяет вести мониторинг бесконтактно или посредством косвенного контакта (через матрас, одеяло и т.п.).

Методики анализа сердечной активности, основанные на измерении БКГ, в научных кругах разрабатываются уже давно. Сама идея измерения механических колебаний тела пациента была предложена еще в конце 19-го века [2]. Основой измерительных установок, как правило, служил акселерометр [3] – прибор, измеряющий ускорение тела.

Однако методики, основанные на измерении БКГ сигнала, пока не получили широкого применения в медицинской практике. По мнению авторов это связано с двумя факторами: во-первых, исследователи прошлого века не располагали достаточно чувствительными измерительными приборами, позволяющими получить сигнал удовлетворительного качества, во-вторых, не был предложен адекватный математический аппарат обработки и анализа БКГ сигналов.

Сигнал нового качества удалось получить благодаря использованию пьезоэлектрической сенсорной поверхности Emfit [4]. Такие сенсоры реагируют на изменение давления тела пациента на опору и обладают большей чувствительностью, чем стандартные акселерометры. Возникающий вследствие высокой чувствительности прибора шум, вызванный внешними воздействиями, в дальнейшем фильтруется математическими методами.

Предлагаемые математические алгоритмы фильтрации и анализа сигнала имеют низкую вычислительную стоимость, что позволяет их использовать на граничных вычислительных узлах системы интернета вещей, обладающих незначительной производительностью.

2. Описание ИТ-инфраструктуры

В качестве центрального компонента инфраструктуры решено было использовать облако. Важным аргументом в пользу облака является то, что мониторинговые данные, собираемые с разных отделений больниц в облаке, позволяют создать единую базу мониторинговых данных, которая позволит решить различные аналитические задачи из разных областей медицинской информатики.

Известны и широко применяются три варианта развертывания эластичных вычислительных архитектур: частное облако, гибридное облако и публичное облако. Использование публичного облака для сбора, обработки и хранения медицинских данных не подходит, так как это довольно чувствительная информация о пациентах и безопасность публичного облака никак не контролируется со стороны компании-арендатора. Частное облако лишено этого недостатка, как и вариант гибридного облака, если сегмент гибридного облака, в котором обрабатываются и хранятся мониторинговые данные, является частным. Частное облако подходит по причине того, что компания либо владеет аппаратными мощностями, либо арендует их и может контролировать, что позволяет ей обеспечить необходимый уровень безопасности хранения и обработки мониторинговых медицинских данных.

Вопросы «возможно ли» и «целесообразно ли» отправлять мониторинговые данные в облако перестают быть актуальными, как только появляется надежный зарезервированный канал связи с малыми временами задержки, так что разница в хранении мониторинговых данных на локальном сервере или в облаке стремится к нулю, в то время как эластичность предоставления ресурсов и готовность инфраструктуры в облаке являются значительно более высокими. Эволюция эластичных архитектур в архитектуры интернета вещей определила три вычислительных слоя [5]: нижний слой – это устройства, снимающие информацию с источника (сенсор, актуатор, привод и т.д.), второй слой – это граничные вычислительные узлы, выполняющие функции первичной обработки данных и управления устройствами съема информации, и третий слой – это центр обработки данных (облако), выполняющий функции сбора, хранения и анализа собранных данных. Архитектура целевой системы интернета вещей изображена на рис. 1.

В силу многочисленности устройств съема данных, а также незначительной вычислительной мощности граничных вычислительных узлов [6], важным требованием, предъявляемым к алгоритмам непрерывной обработки сигналов, является сниженные потребности в вычислительных ресурсах, позволяющие уменьшить потребление электроэнергии и снизить единицу мощности

граничных вычислительных узлов в расчете на один подключенный источник сигнала.

Ниже будет предложен не дорогой с вычислительной точки зрения алгоритм фильтрации и разметки БКГ, предназначенный для использования на граничных вычислительных узлах. Такая конфигурация вычислительных мощностей распределенной информационно-коммуникационной системы позволит значительно снизить объем данных, передаваемых в облако и, соответственно, распределить необходимые вычисления по периметру сети сбора и обработки данных.

В качестве граничного узла используется кластер из трех Raspberry Pi 3B. На кластере производится фильтрация сырого сигнала, разметка J-пиков, расчет дискретных показателей, а также инкапсуляция потока медицинских данных в защищенное SSL-соединение. Преимуществом такого решения является его бесшумная работа и низкая стоимость.

Связь между граничными вычислительными узлами и центром обработки данных осуществляется по протоколу TCP, что позволяет использовать для подключения сенсоров уже имеющуюся инфраструктуру.

Обмен информацией между граничными узлами и облаком производится в формате JSON, что позволяет легко дополнять протокол при необходимости.

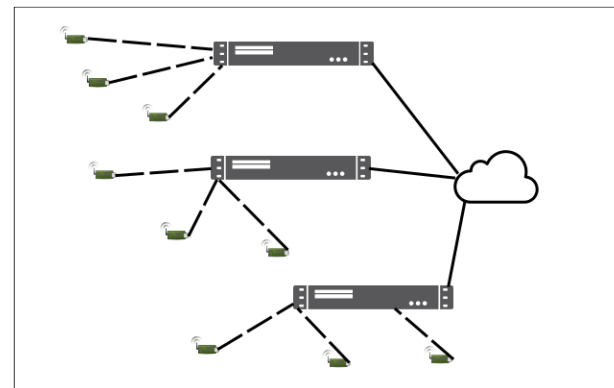


Рис. 1. Архитектура целевой системы интернета вещей
Fig. 1. Architecture of the target system of the Internet of things

3. Описание измерительного устройства

В качестве измерительного устройства использовался аппаратно-программный комплекс для бесконтактной регистрации основных биометрических показателей пациента в непрерывном режиме в состоянии лежа [7].

Программное наполнение измерительного устройства реализовано с использованием свободного программного обеспечения и готово для

размещения на граничных (промежуточных) вычислительных узлах в трехкомпонентной вычислительной архитектуре интернета вещей [6].

Внешний вид устройства показан на рис. 2. Цифрами на нем обозначены:

- сенсор в чехле из плотной ткани (1);
- корпус с контроллером (2);
- коаксиальный кабель, соединяющий сенсор и корпус (3);
- Ethernet кабель, соединяющий устройство с роутером (4).

Для снятия экспериментальных данных с исследуемых пациентов была разработана система оцифровки и передачи информации на сервер через Ethernet. Экспериментальная установка включает в себя в качестве подсистемы сбора исследуемого БКГ сигнала:

- пьезоэлектрические датчики, с разработанными авторским коллективом электрометрическими усилителями к ним;
- систему передачи оцифрованного усиленного сигнала с помощью микроконтроллера, реализующего непрерывную оцифровку сигнала и управление системой;
- микрокомпьютер с усеченной системой Linux.

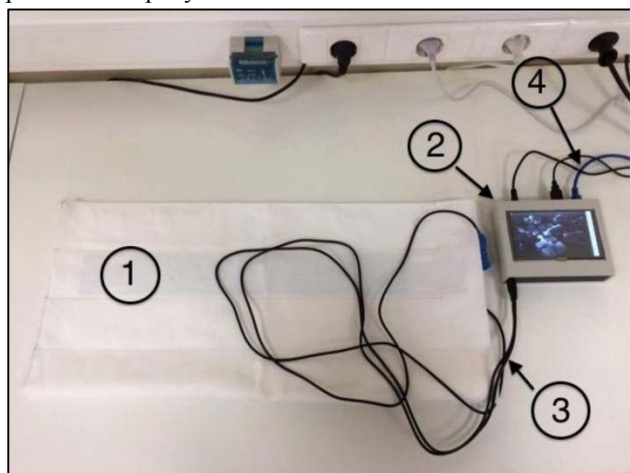


Рис. 2. Снимок измерительного устройства
Fig. 2. Photo of measuring device

4. Выделение кардио компоненты

Первоначально полученный БКГ сигнал не поддается визуальному анализу (Рис. 3, верхний график), в отличие от широко распространенного в медицинской практике электрокардиографического (ЭКГ) сигнала. Последний передается врачу практически без предварительной обработки. Однако ЭКГ характеризует электрическую компоненту сердца, в то время как БКГ –

механическую. С одной стороны это обстоятельство может указывать на то, что БКГ содержит больше информации о механике работы сердца, с другой, записанный БКГ сигнал помимо динамики, вызванной работой сердечной мышцы, содержит другие движение организма пациента, а также внешние механические шумы. Таким образом, требуется математический аппарат, позволяющий извлекать полезные компоненты БКГ. Среди других составляющих сигнала практический интерес представляет его дыхательная компонента [8].

Для фильтрации кардио компоненты были предложены различные подходы, основанные на дискретном вейвлет-преобразовании [9-11], преобразовании Гильберта [12], низкочастотной и полосной фильтрации [13-15] и т.д. В последние годы в литературе преобладает метод выделения кардио компоненты из БКГ сигнала, основанный на применении полосного фильтра Баттерворта [8, 13-15].

Фильтр Баттерворта подавляет в сигнале частоты, задаваемого его параметрами диапазона. Амплитудно-частотная характеристика этого фильтра максимально гладкая на частотах полосы пропускания и убывает практически до нуля на частотах полосы подавления [16]. Полосный фильтр Баттерворта содержит три параметра – порядок фильтра, частоту среза, отсекающую высокие частоты, и частоту среза, отсекающую низкие частоты. При правильно выбранных значениях параметров фильтрации, фильтр Баттерворта выделяет кардио компоненту сигнала, отсекая остальные его составляющие. На нижнем графике рис. 3 приведена кардио компонента, полученная полосным фильтром Баттерворта 8-го порядка с частотами пропускания между 25 и 35 Гц.

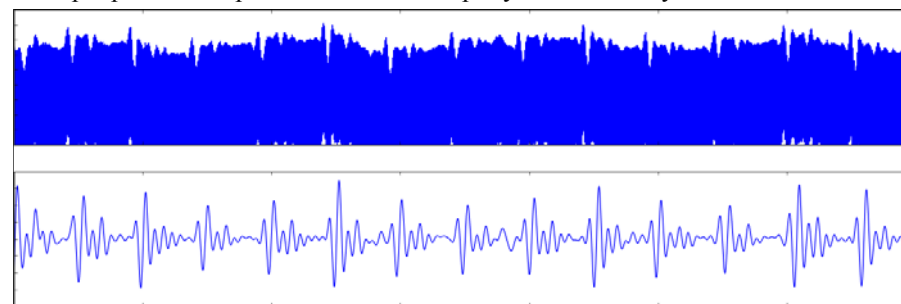


Рис. 3. На верхнем графике приведен исходный усиленный сигнал датчика, после оцифровки. На нижнем – сигнал после фильтрации полосным фильтром Баттерворта 8-го порядка с частотами пропускания от 25 до 35 Гц
Fig. 3. The upper graph shows the original amplified sensor signal, after digitization. At the bottom - the signal after filtering the band-pass filter Butterworth 8th order with transmission frequencies from 25 to 35 Hz

5. Модель распознавания кардиоциклов

Один кардиоцикл пациента, находящегося в положении лежа на спине, представляет на графике структуру, известную как HIJKLMN комплекс. Он состоит из четырех пиков и трех провалов (Рис. 4). Второй пик кардиоцикла (J-пик) у здорового человека обычно является самым высоким. Он соответствует срабатыванию левого желудочка. Интервал между сердцебиениями можно определить, как расстояние между двумя соседними J-пиками. В результате задача вычисления пульса будет сведена к задаче распознавания J-пиков на кардио компоненте БКГ сигнала.

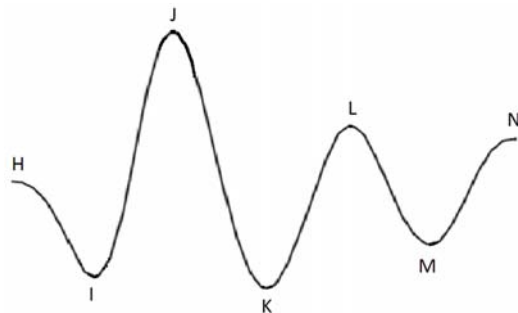


Рис. 4. Форма кардиоцикла БКГ сигнала
Fig. 4. Form of cardio circle of BCG signal

Автоматическое выделение J-пиков на выделенной в результате фильтрации кардио компоненте представляется несложной задачей. Она может быть решена в рамках модельного подхода с несколькими параметрами. Эксперименты с сигналами показали, что хорошую точность дает простейший алгоритм:

- в дискретном сигнале x_1, x_2, \dots, x_N выделяются точки локального экстремума – точки максимума x_i , для которых $x_{i-1} < x_i$ и $x_i \geq x_{i+1}$, и минимума – для которых $x_{i-1} > x_i$ и $x_i \leq x_{i+1}$;
- для каждого максимума J рассчитываем 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;
- в качестве J-пиков выбираем те максимумы, для которых показатель $Z(J)$ больше трех соседних пиков слева и трех соседних пиков справа.

6. Результаты работы модели распознавания кардиоциклов и их сопоставление с результатами других авторов

В тестовой выборке рассматривались сигналы, полученные от 3-х пациентов, длительностью от 7 до 10 минут каждый. На верхнем графике Рис. 5 приведен фрагмент такого БКГ сигнала, на котором проставлены метки над J-пиками,

автоматически определенные моделью. На нижнем графике показан параллельно снятый ЭКГ сигнал, опираясь на который эксперт может подтвердить правильность проставленных меток. Согласно работе [13] J-пики обычно находятся в пределах 200мс-го окна после R-пиков QRS комплекса, отвечающих тому же кардиоциклу.

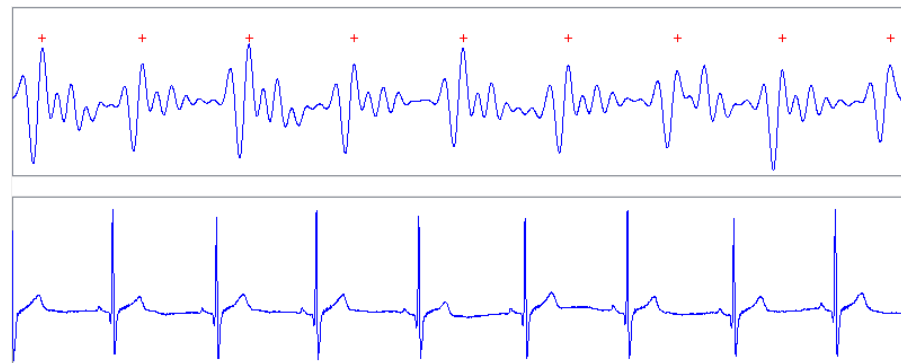


Рис. 5. На верхнем графике показана кардио компонента БКГ сигнала, метками отмечены автоматически распознанные J-пики. На нижнем – одновременно измеренная ЭКГ компонента того же пациента

Fig. 5. The upper graph shows the cardio component of the BCG signal, the marks indicate automatically recognized J-peaks. At the bottom - simultaneously measured ECG component of the same patient

Качество распознавания J-пиков моделью можно охарактеризовать двумя показателями: чувствительностью (sensitivity) – отношением числа правильно распознанных J-пиков к общему числу J-пиков в тестовой выборке и относительной ошибкой некорректного определения J-пика. Описанная модель демонстрирует следующие усредненные по всем пациентам значения данных показателей:

$$\text{Sens} = 98.7\%, \quad (1)$$

$$\text{Err} = 0.6\%. \quad (2)$$

В статье [17] рассматривается модель распознавания кардиоциклов, строящаяся на принципах обучения без учителя. Авторы приводят следующие значения показателей точности:

$$\text{Sens} = 49.2\%,$$

$$\text{Err} = 0.09\%,$$

Этот результат существенно уступает результату нашей модели по первому показателю, однако, превосходит его по второму.

В работе [15] предлагается метод, также основанный на принципах обучения без учителя. В ней приводятся значения ложноположительных и ложноотрицательных ставок: 0.12% и 0.41% соответственно. Однако

оговаривается, что столь высокие показатели точности получены для 95.94% сигнала, остальную его часть модель сочла, непригодной для анализа. С учетом этой оговорки можно заключить, что данный результат несколько уступает показателям (1) и (2).

В работе [18] приводится модель распознавания кардиоциклов, базирующаяся на вычислении кросс-корреляции анализируемого сигнала с шаблонными сигналами, и приводятся следующие значения чувствительности и положительной прогностической ценности:

Sens = 95.16%

Ppv = 94.76%

Этот результат также несколько уступает показателям (1) и (2).

Исходя из вышесказанного, можно заключить, что предложенная простая параметрическая модель распознавания кардиоциклов в БКГ сигнале демонстрирует приемлемую точность и, как минимум, не уступает, более сложным, основанным, в частности, на машинном обучении моделям. Данный результат обусловлен в первую очередь качеством получаемого сигнала.

Простота и «вычислительная дешевизна» данной модели позволяет использовать ее на граничных (промежуточных) вычислительных узлах распределенной информационно-коммуникационной системы сбора и обработки данных с множеством датчиков. Использование граничных вычислительных узлов в системе позволяет сократить объём передаваемых в облако данных в 5 раз, что позволяет существенно снизить требования к каналу связи. Кроме этого, вычисления дискретных показателей на основе непрерывного сигнала полностью выносятся на граничный узел, что снимает значительную вычислительную нагрузку с серверных мощностей.

7. Заключение

В работе был рассмотрен подход к решению задачи мониторинга сердечной активности пациента, основанный на съеме и анализе БКГ сигнала. Математическая модель выделения кардиоциклов в БКГ сигнале состоит из двух этапов: на первом с помощью полосного фильтра Баттерворта выделяется кардио компонента, на втором – ищутся J-пики кардио комплексов. Точность распознавания J-пиков не уступает, а в ряде случаев превосходит показатели, приведенные в работах других авторов, использующих более сложные математические модели.

Предложенная в работе математическая модель готова для размещения на граничных (промежуточных) вычислительных узлах, что существенно сокращает требования к полосе пропускания каналов и вычислительных мощностей центров обработки данных.

Список литературы.

- [1]. <https://forinnovations.ru>.
- [2]. J.W. Gordon. Certain molar movements of the human body produced by the circulation of the blood. *J. Anatomy Physiol.*, vol. 11, 1877, pp. 533–536.
- [3]. А.С. Девятисильный. Интерпретация измерений оптического акселерометра. *Журнал технической физики*, том 74, вып. 9, 2004, стр. 141-142.
- [4]. RMFIT R-series sensor. <https://www.emfit.com/r-series-sensors>.
- [5]. A. Ahmed and E. Ahmed. A survey on mobile edge computing. In Proc. of the 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO), 2016, pp. 1-8.
- [6]. W. Shi, J. Cao, Q. Zhang, Y. Li and L. Xu. Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 3, no. 5, Oct. 2016, pp. 637-646.
- [7]. Прозоров А.А., Бугаев В.И., Царенко С.В. Устройство бесконтактной регистрации основных биометрических показателей пациента в непрерывном режиме в состоянии лежачего: заявка на патент РФ №2017101824 от 20 января 2017 года.
- [8]. Joonas Paalasmaa. Monitoring Sleep with Force sensor Measurement. Doctoral dissertation, Department of Computer Science, Series of Publications A, report A-2014-2. 2014, 59 p.
- [9]. W. Chen, X. Zhu, T. Nemoto, K. Kitamura, K. Sugitani, and D. Wei. Unconstrained monitoring of long-term heart and breath rates during sleep. *Physiol. Meas.*, vol. 29, , 2008, pp. N1–N10.
- [10]. O. Postolache, P. Silva Girao, G. Postolache, and M. Pereira. Vital signs monitoring system based on EMFi sensors and wavelet analysis. In Proc. of the Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2007, pp. 1–4.
- [11]. W. Xu, W. A. Sandham, A. C. Fisher, and M. Conway. Detection of the seismocardiogram W complex based on multiscale edges. In Proc. of the 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1996, pp. 1023–1024.
- [12]. D. H. Phan, S. Bonnet, R. Guillemaud, and N. Y. P. T. E. Castelli. Estimation of respiratory waveform and heart rate using an accelerometer. In Proc. of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, 2008, pp. 4916–4919.
- [13]. Joan Gomez-Clapers, Albert Serra-Rocamora, Ramon Casanella, Ramon Pallas-Areny. Towards the standardization of ballistocardiography systems for J-peak timing measurement. *Measurement*, vol. 58, 2014, pp. 310-316
- [14]. S. Junnila, A. Akhbardeh, A. Värri, and T. Koivisto. An EMFi-film sensor based ballistocardiographic chair: Performance and cycle extraction method. In Proc. IEEE Workshop on Signal Processing Systems Design and Implementation, 2005, pp. 373–377.
- [15]. Christoph Bruser, Kurt Stadthanner, Stijn de Waele, and Steffen Leonhardt. Adaptive Beat-to-Beat Heart Rate Estimation in Ballistocardiograms. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 15, issue 5, Sept. 2011, pp. 778-786.
- [16]. S. Haykin. *Adaptive Filter Theory*. 4rd Edition. Paramus, NJ: Prentice-Hall, 2001.
- [17]. J. Paalasmaa and M. Ranta. Detecting heartbeats in the ballistocardiogram with clustering. In Proc. of the ICML/UAI/COLT 2008 Workshop on Machine Learning for Health-Care Applications, 2008, pp. 1-4.
- [18]. J. H. Shin, B. H. Choi, Y. G. Lim, D. U. Jeong, and K. S. Park. Automatic ballistocardiogram (BCG) beat detection using a template matching approach. In Proc. of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2008, pp. 1144–1146.

Ballistocardiogram analysis on edge computing nodes

¹ A.S. Nuzhny <nuzhny@inbox.ru>

² A.A. Prozorov <prozorov.aa@mipt.ru>

² V.I. Bugaev <vik362@list.ru>

² N.D. Shuvalov <shuvalovnickolay@gmail.com>

² V.V. Podumov <valdus@yandex.ru>

¹ Nuclear Safety Institute of the Russian Academy of Sciences,

52 Bolshaya Tulkaya st., Moscow 115191, Russia

² Moscow Institute of Physics and Technology,

9 Institutskiy per., Dolgoprudny, Moscow Region, 141701, Russia

Abstract. In this paper we present the contactless method of analyzing the cardiac activity of a person based on recording and analyzing a ballistic cardiogram signal. A measuring device for registration of microscopic movements of the body uses a piezoelectric sensor of high sensitivity. Due to sensor's high sensitivity, the level of background noise is higher than the signal level, so mathematical methods are used for noise reduction. Butterworth filter is used to extract cardiac signal. This approach is more computationally efficient compared to machine learning-based methods, and can be implemented on an edge computing node to which several sensors are connected. The quality of the signal obtained after filtration allows us to detect cardiac cycles. The algorithm used for detection of heartbeats proposed in this paper is also computationally simple enough to be implemented at the edge node. After preprocessing described above data is transmitted to the datacenter (cloud).

Keywords: Ballistocardiography; cardiac activity; Butterworth filter; Internet of things.

DOI: 10.15514/ISPRAS-2018-30(2)-12

For citation: Nuzhny A.S., Prozorov A.A., Bugaev V.I., Shuvalov N.D., Podumov V.V. Ballistocardiogram analysis on edge computing nodes. *Trudy ISP RAN/Proc. ISP RAS*, vol. 30, issue 2, 2018, pp. 251-262 (in Russian). DOI: 10.15514/ISPRAS-2018-30(2)-12

References.

- [1]. <https://forinnovations.ru>.
- [2]. J.W. Gordon. Certain molar movements of the human body produced by the circulation of the blood. *J. Anatomy Physiol.*, vol. 11, 1877, pp. 533–536.
- [3]. A. S. Devyatitsilny, “Intrapretation of optical accelerometer measurements”, *Journal of technical physics*, vol 74, issue 9, 2004, pp. 141-142 (in Russian).
- [4]. RMFIT R-series sensor. <https://www.emfit.com/r-series-sensors>.
- [5]. A. Ahmed and E. Ahmed. A survey on mobile edge computing. In *Proc. of the 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*, 2016, pp. 1-8.
- [6]. W. Shi, J. Cao, Q. Zhang, Y. Li and L. Xu. Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 3, no. 5, Oct. 2016, pp. 637-646.
- [7]. Prozorov A.A., Bugaev V.I., Tsarenko S.V. A device for continuous contactless measurements of major biometric indexes of a lying patient: Russian patent application №2017101824 from 20 Jan. 2017.

- [8]. Joonas Paalasmaa. Monitoring Sleep with Force sensor Measurement. Doctoral dissertation, Department of Computer Science, Series of Publications A, report A-2014-2. 2014, 59 p.
- [9]. W. Chen, X. Zhu, T. Nemoto, K. Kitamura, K. Sugitani, and D. Wei. Unconstrained monitoring of long-term heart and breath rates during sleep. *Physiol. Meas.*, vol. 29, , 2008, pp. N1–N10.
- [10]. O. Postolache, P. Silva Girao, G. Postolache, and M. Pereira. Vital signs monitoring system based on EMFi sensors and wavelet analysis. In *Proc. of the Instrumentation and Measurement Technology Conference*, 2007, pp. 1–4.
- [11]. W. Xu, W. A. Sandham, A. C. Fisher, and M. Conway. Detection of the seismocardiogram W complex based on multiscale edges. In *Proc. of the 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1996, pp. 1023–1024.
- [12]. D. H. Phan, S. Bonnet, R. Guillemaud, and N. Y. P. T. E. Castelli. Estimation of respiratory waveform and heart rate using an accelerometer. In *Proc. of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 2008, pp. 4916–4919.
- [13]. Joan Gomez-Clapers, Albert Serra-Rocamora, Ramon Casanella, Ramon Pallas-Areny. Towards the standardization of ballistocardiography systems for J-peak timing measurement. *Measurement*, vol. 58, 2014, pp. 310-316
- [14]. S. Junnila, A. Akhbardeh, A. V`arri, and T. Koivistoinen. An EMFi-film sensor based ballistocardiographic chair: Performance and cycle extraction method. In *Proc. IEEE Workshop on Signal Processing Systems Design and Implementation*, 2005, pp. 373–377.
- [15]. Christoph Bruser, Kurt Stadthanner, Stijn de Waele, and Steffen Leonhardt. Adaptive Beat-to-Beat Heart Rate Estimation in Ballistocardiograms. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 15, issue 5, Sept. 2011, pp. 778-786.
- [16]. S. Haykin. *Adaptive Filter Theory*. 4rd Edition. Paramus, NJ: Prentice-Hall, 2001.
- [17]. J. Paalasmaa and M. Ranta. Detecting heartbeats in the ballistocardiogram with clustering. In *Proc. of the ICML/UAI/COLT 2008 Workshop on Machine Learning for Health-Care Applications*, 2008, pp. 1-4.
- [18]. J. H. Shin, B. H. Choi, Y. G. Lim, D. U. Jeong, and K. S. Park. Automatic ballistocardiogram (BCG) beat detection using a template matching approach. In *Proc. of the 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008, pp. 1144–1146.