

Мультипараметрический мониторинг физиологических показателей по сигналам носимого сенсорного комплекса на основе блоков цифровых фильтров

© С.Н. Глебов,¹ Ю.В. Лямина,¹ М.С. Мазинг,¹ А.Ю. Зайцева^{1,2}

¹ Институт аналитического приборостроения РАН,
198095 Санкт-Петербург, Россия

² Санкт-Петербургский национальный исследовательский Академический университет им. Ж.И. Алфёрова РАН,
194021 Санкт-Петербург, Россия
e-mail: stepangleboff@yandex.ru

Поступило в Редакцию 2 марта 2026 г.

В окончательной редакции 13 августа 2026 г.

Принято к публикации 24 августа 2026 г.

Представлена разработка сенсорной аппаратно-программной системы для неинвазивного мультипараметрического анализа физиологических показателей. Разработан носимый комплекс на базе микроконтроллера ESP32-S3 с оптическим, инерциальным и температурным каналами регистрации, а также алгоритм потоковой фильтрации фотоплетизмограммы, использующий преобразование Гильберта и адаптивную фильтрацию артефактов движения (OCNLMS). Экспериментальная валидация подтвердила высокую точность измерений: средняя абсолютная ошибка частоты сердечных сокращений составила 1.73 удара в минуту при корреляции 0.99, корреляция индекса перфузии достигла 0.94, а точность оценки сатурации и частоты дыхания — 0.9 и 0.96 соответственно.

Ключевые слова: фотоплетизмография, медицина, частота сердечных сокращений, оксигенация крови, индекс перфузии, частота дыхательных движений.

DOI: 10.61011/JTF.2026.11.63770.61-26

Введение

Современный этап развития цифровых медицинских технологий характеризуется стремительным прогрессом в области мониторинга здоровья, который стал возможен благодаря значительным достижениям в сфере Интернета вещей (IoT), беспроводных коммуникационных систем и микроэлектроники [1]. Совершенствование методов обработки биосигналов, технологий искусственного интеллекта и машинного обучения привело к кардинальной трансформации медицинской диагностики, которая выражается как в существенной оптимизации диагностических процессов, так и в значительном повышении эффективности скрининговых процедур, что особенно важно для комплексной оценки состояния здоровья и раннего выявления социально значимых заболеваний [2]. Особую нишу занимают носимые медицинские устройства, реализующие концепцию непрерывного мониторинга за счет динамического анализа биосигналов, регистрируемых мультисенсорными системами [3]. Современные сенсорные системы способны регистрировать широкий спектр физиологических показателей, включая параметры сердечно-сосудистой системы (частоту сердечных сокращений, сатурацию кислородом), частоту дыхания, температуру тела и параметры двигательной активности [4]. Интеграция сенсорных модулей с беспроводными интерфейсами передачи данных и встроенными вычислительными блоками позволяет

создавать компактные энергоэффективные системы для длительного мониторинга состояния здоровья в амбулаторных условиях. Эти технологические достижения открывают новые перспективы развития превентивной и персонализированной медицины, обеспечивая возможности для ранней диагностики патологических состояний и реализации индивидуализированных подходов [5–7].

В таком контексте особое значение приобретает разработка интеллектуальных аппаратно-программных комплексов (АПК) для мультипараметрического мониторинга функционального состояния организма, основанных на системном анализе интегративных физиологических параметров. Разработка таких систем предполагает проектирование и реализацию специализированных сенсорных платформ, обладающих тремя фундаментальными характеристиками: высокой степенью интеграции с повседневной активностью пользователя, полной энергетической автономностью, обеспечивающей длительный непрерывный мониторинг, и метрологической стабильностью, гарантирующей необходимую достоверность данных в условиях различной физической активности — от состояния покоя до интенсивных нагрузок. Реализация этих требований предполагает комплексный междисциплинарный подход, объединяющий достижения в нескольких технологических областях. В частности, ключевое значение имеет разработка энергоэффективных вычислительных архитектур на базе специализированных процессоров, дополненных адап-

тивными алгоритмами обработки данных, способными оптимизировать энергопотребление в реальном времени. Параллельно требуется создание мультимодальных сенсорных систем, интегрирующих различные типы биометрических датчиков для расширения диагностических возможностей. Особую научно-техническую проблему представляет разработка эргономичных решений в области носимой электроники, обеспечивающих длительный комфорт пользователя без ущерба для функциональности [8,9].

Значительный интерес в этой концепции представляют технологии оптического мониторинга, основанные на анализе сигнала фотоплетизмографии (ФПГ) [10]. Среди существующих методик наибольшее распространение получили методы, использующие отраженный и пропускаемый свет в различных спектральных диапазонах [11]. Современные ФПГ-системы демонстрируют метрологические характеристики измерения частоты сердечных сокращений, сопоставимые по точности с носимой электрокардиографией (ЭКГ) [12]. При этом исследования показывают, что качество измерений во многом зависит от места расположения датчика [13]. Хотя запястье остается наиболее популярным вариантом в коммерческих устройствах, альтернативные места крепления, такие как плечо или грудная клетка, могут обеспечивать лучшее соотношение сигнал/шум и меньшую подверженность артефактам движения [14]. Так, нагрудные мониторы достаточно активно и успешно используются в спортивных приложениях, где движение конечностей может вызвать артефакты с периферически размещенными устройствами [15].

В данном исследовании рассматривается вопрос разработки отечественного аппаратно-программного комплекса для мультипараметрического мониторинга физиологических показателей.

Целью настоящей работы является разработка носимой сенсорной системы для непрерывного мультипараметрического мониторинга физиологических показателей. Для достижения этой цели предлагается комплексный подход, включающий оптимизацию размещения датчиков (запястье, плечо, грудная клетка) для минимизации артефактов движения, разработку адаптивных алгоритмов обработки сигналов, реализацию энергоэффективной архитектуры и интеграцию беспроводных интерфейсов передачи данных.

1. Материалы и методы

В настоящей работе представлен подход к созданию многофункционального носимого АПК на основе оптических и сенсорных технологий. Разработана сенсорная система для неинвазивного мониторинга физиологических параметров человека на основе методов анализа сигнала ФПГ.

1.1. Техническое решение

Разработанный АПК „Л234-ДИОД“ (рис. 1) представляет собой интегрированную систему для неинвазивного мониторинга ключевых физиологических показателей, включая частоту сердечных сокращений (ЧСС), насыщение крови кислородом (SpO_2), индекс перфузии, частоту дыхания и температуру тела. Основу АПК составляет двухъядерный микроконтроллер ESP32-S3. Масса датчика составляет 22.7 g, а размер датчика — $47 \times 27 \times 7$ mm. Архитектурное решение АПК сочетает в себе следующие технические компоненты: микроконтроллер, осуществляющий обработку, хранение и передачу данных, а также отвечающий за общее функционирование системы, фотоплетизмографический датчик для оптического мониторинга кровотока, трехосевой инерциальный модуль для анализа двигательной активности и специализированный температурный сенсор.

Микроконтроллер ESP32-S3 сочетает в себе высокопроизводительные беспроводные интерфейсы (BLE 5.0 и Wi-Fi 802.11 b/g/n) с энергоэффективной архитектурой и значительным объемом Flash-памяти, составляющим 8 MB, что делает его перспективным решением для IoT-устройств, носимой электроники и встраиваемых систем.

Оптический модуль, размещенный на датчике, позволяет осуществлять регистрацию обратно рассеянного оптического излучения на трех длинах волн — 537, 660 и 880 nm. Мультиволновой фотоплетизмографический сенсор разработан на базе коммерчески доступных компонентов. Частота дискретизации оптических данных была выбрана равной 100 Hz, что позволяет достаточно точно рассчитывать физиологические показатели, при этом не создавая высокой нагрузки на микроконтроллер [16].

Инерциальный модуль, используемый в датчике, включает в себя акселерометр и гироскоп. Данные акселерометра позволяют оценить уровень активности пользователя, фиксировать такие события, как шаги, падения или бег, а также могут быть использованы для адаптивной фильтрации данных фотоплетизмографии, подверженных искажению из-за артефактов движения. Гироскоп обеспечивает информацию о положении в пространстве, в некоторых решениях он также используется как элемент управления в паре с акселерометром.

Встроенный в датчик температурный сенсор дает возможность получать данные о температуре кожи пользователя. Изменения температуры кожи могут быть связаны с активностью, болезнью и другими факторами.

1.2. Программное решение

1.2.1. Физиологические параметры, оцениваемые по ФПГ

Сигнал ФПГ состоит из двух основных составляющих с различным физиологическим происхождением — AC и DC. AC-компонента отражает изменения в поглощении

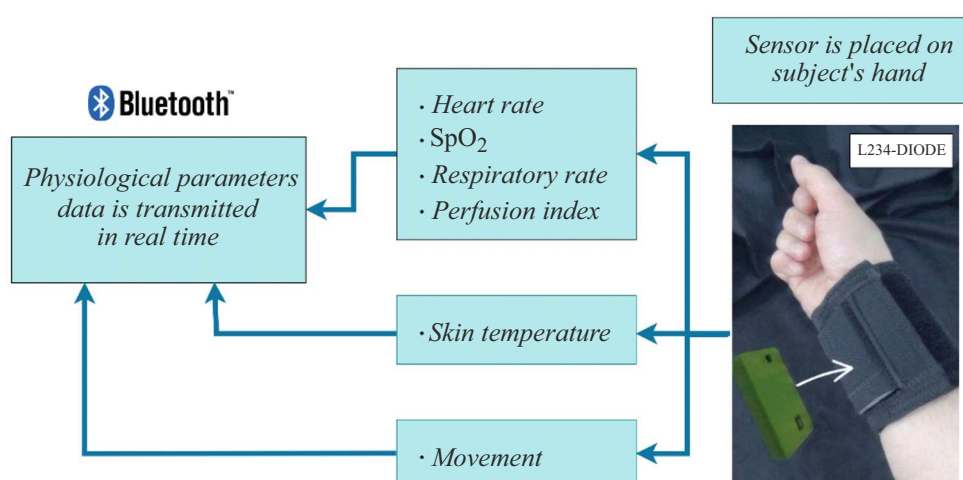


Рис. 1. Схематическое устройство АПК „Л234-ДИОД“.

света, вызванные пульсацией сосудов при изменении артериального давления в течение сердечного цикла. DC-компонента соответствует излучению, поглощенному непьюлирующими капиллярами, венозными сосудами, кожей, мягкими тканями и костями. Предлагаемый метод обработки сигнала ФПГ основывается на том факте, что несколько наиболее популярных физиологических параметров можно рассчитать с использованием его AC- и DC-компонент.

Первым из них является сатурация артериальной крови кислородом (SpO_2) наиболее часто рассчитываемая по формуле:

$$SpO_2 = f \left(\frac{\frac{AC_{red}}{DC_{red}}}{\frac{AC_{infrared}}{DC_{infrared}}} \right),$$

где f — является линейным полиномом, оцениваемым в ходе калибровки прибора [17]. В настоящей работе используется $f = 11.78x^3 - 55.92x^2 + 28.84x + 97.12$ [18].

Другим таким параметром является индекс перфузии (PI) [19], отражающий состояние объемного капиллярного кровотока. Для его расчета используется отношение $PI = AC_w / DC_w$ на некоторой длине волны w .

Не менее важным физиологическим параметром является частота дыхательных движений. Известно, что вегетативная парасимпатическая нервная система модулирует пульсовую волну, воздействуя на сердечно-сосудистую систему. Выделяют три основных компоненты этого воздействия: Respiratory Induced Intensity Variation (RIIV), Respiratory Induced Amplitude Variation (RIAV) и Respiratory Induced Frequency Variation (RIFV) [20]. Как следует из названия, RIIV, по сути, является модуляцией DC-компоненты, а RIAV — AC-компоненты, тогда как RIFV представляет собой частотную модуляцию.

Таким образом, эффективный алгоритм по выделению AC- и DC-компонент позволил бы рассчитывать сразу

несколько важных физиологических параметров, используя единый способ обработки. Второй важной целью являлась разработка алгоритма реального времени, т.е. такого, в котором каждый отсчет входного сигнала может быть обработан сразу.

1.2.2. Выделение AC- и DC-компонент сигнала ФПГ

Распространенным способом выделения DC-компоненты из сигнала ФПГ является низкочастотная цифровая фильтрация; в настоящей работе для этого применялся фильтр Баттеруорта четвертого порядка, обозначаемый на схемах элементом „ФНЧ“. Выбор частоты среза фильтра в подобной задаче определяется заданной нижней границей полосы физиологически допустимых частот сердечных сокращений. Часто выбираемым значением является 30 ударов в минуту, или же 0.5 Hz; именно оно и было использовано для низкочастотной фильтрации. Помимо него, в алгоритме используется полосовая фильтрация (ПФ), для которой применяется фильтр Баттеруорта четвертого порядка с полосой пропускания 0.5–5 Hz, соответствующей физиологически допустимому диапазону ЧСС от 30 до 300 ударов в минуту.

Для определения AC-компоненты сигнала было принято решение использовать метод огибающей. В классической формулировке AC-компонента может быть определена как разность между верхней и нижней огибающими сигнала. В настоящей работе для снижения объема требуемых вычислений для вычисления AC-компоненты используется удвоенная разность между верхней и нижней огибающими. Выбор алгоритма построения огибающей является критически важным, так как результаты работы различных алгоритмов существенно отличаются. Важно заметить, что при выборе нужно учитывать, что ФПГ является квазипериодическим сигналом, тогда как

существенная часть алгоритмов рассчитана на строго периодические сигналы, например, использует заранее известную несущую волну. Так как в настоящей работе планировалось использовать модуль построения огибающей для поиска систолических пиков в сигнале ФПГ, популярный алгоритм построения огибающей по пикам был исключен из рассмотрения, кроме того, он труден для реализации в задачах реального времени. Среди оставшихся алгоритмов был выбран метод, основанный на огибающей Гильберта.

Огибающая Гильберта e основана на использовании аналитического преобразования a сигнала x и может быть получена с помощью формулы $e[n] = |a[n]|$. Для расчета аналитического преобразования применяются два основных метода [21,22]. Первый из них использует следующий алгоритм:

$$\begin{aligned}\tilde{x} &= F(x), \\ \hat{x}[k] &= \begin{cases} 2\tilde{x}[k], & k \geq 0, \\ 0, & k < 0, \end{cases} \\ a &= F^{-1}(\hat{x}),\end{aligned}$$

где x — участок сигнала определенной длины, а F и F^{-1} — прямое и обратное быстрое преобразование Фурье (БПФ).

Второй метод использует преобразование Гильберта сигнала $H(x)$ для расчета аналитического сигнала по формуле

$$a = x + jH(x).$$

Расчет $H(x)$ в реальных задачах осуществляется при помощи конволюции фильтра h с конечной импульсной характеристикой (КИХ) и входного сигнала x :

$$\begin{aligned}H(x) &= h \cdot x, \\ H[n] &= \sum_{k=0}^N h[k]x[n-k],\end{aligned}$$

где N — порядок фильтра h , рассчитываемого как

$$h[n] = \begin{cases} \frac{2}{\pi(n-\frac{N}{2})} \sin^2\left(\frac{\pi(n-\frac{N}{2})}{2}\right), & n > 0, \\ 0, & n = 0. \end{cases}$$

Тогда огибающая входного сигнала x в точке n может быть получена при помощи

$$e[n] = |a[n]| = \sqrt{x[n]^2 + (x[n]h[n])^2}.$$

Однако данный подход работает только для сигналов, центрированных относительно нуля. Использование низкочастотной фильтрации позволяет решить эту проблему:

$$\tilde{e}[n] = \hat{e}[n] + \text{ФНЧ}(x)[n],$$

где $\tilde{e}[n]$ — огибающая, рассчитанная по

$$\hat{x}[n] = x[n] - \text{ФНЧ}(x)[n].$$

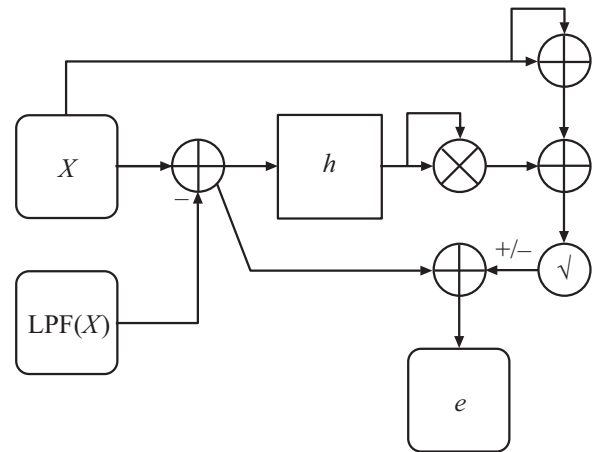


Рис. 2. Схема работы блока HED. LPF — фильтр нижних частот.

При этом огибающая, рассчитываемая вторым методом, является аппроксимацией огибающей, рассчитываемой первым методом, и подходит под желаемое свойство работы в реальном времени. Вследствие этого, именно она и была выбрана для использования в настоящей работе, а порядок N фильтра h был выбран равным 100. Схематически алгоритм представлен на рис. 2. В зависимости от знака после операции квадратного корня, в результате получается верхняя (+) или нижняя (−) огибающая, что далее обозначается как HED^(+/-) от „Hilbert Envelope Detector“.

1.2.3. Устранение артефактов движения в сигнале ФПГ

Главным препятствием при анализе сигнала ФПГ, регистрируемого носимыми датчиками, являются шумы, вызываемые движением, называемые артефактами движения. Сложность их фильтрации заключается в том, что в частотном диапазоне они могут попадать в полосу пульса, имея значительно более высокую спектральную мощность. Ввиду этого, методы адаптивной фильтрации приобрели широкое распространение в анализе сигнала ФПГ носимых датчиков. Метод работы адаптивной фильтрации основан на итерационном обновлении весов специального фильтра на основании оптического сигнала и сигнала акселерометра. Принимается следующая модель:

$$s[n] = e[n] + a[n],$$

где $s[n]$ — регистрируемый оптический сигнал в момент n , $e[n]$ — пульсовая и прочие компоненты, $a[n]$ — компонента артефактов движения. Один шаг линейного адаптивного фильтра выглядит следующим образом:

$$e[n] = d[n] - \sum_{i=1}^N h[N-i] \times x[n-i],$$

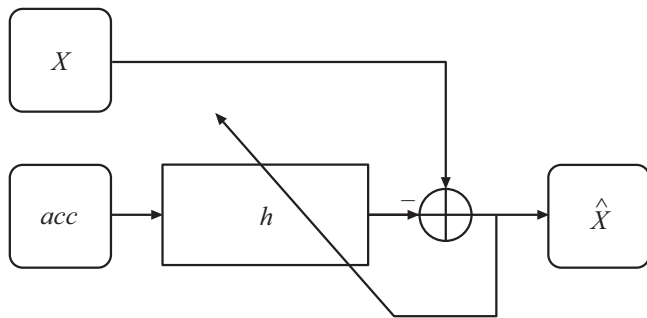


Рис. 3. Схема работы блока адаптивной фильтрации.

где N — порядок фильтра, $d[n]$ — целевой сигнал, в данном случае это $s[n]$, $h[n]$ — веса фильтра, $x[n]$ — входной сигнал, в случае ФПГ это сигнал акселерометра $acc[n]$. В большинстве случаев в качестве сигнала от акселерометра используется величина вектора ускорения, рассчитываемая по формуле:

$$acc[n] = \sqrt{acc_x^2 + acc_y^2 + acc_z^2}.$$

Схематически алгоритм адаптивной фильтрации представлен на рис. 3.

Самым распространенным адаптивным фильтром является метод наименьших квадратов (LMS) и его расширение — нормализованные наименьшие средние квадраты (NLMS). В отличие от другого популярного фильтра, основанного на рекурсивном методе наименьших квадратов (RLS), он требует меньших вычислительных мощностей, и может быть применен для фильтрации сигнала в реальном времени.

Важным фактором для сходимости коэффициентов является центрированность входных и выходных данных, т.е. они должны иметь нулевое выборочное среднее. Для того чтобы избежать дополнительной предобработки, была использована модификация алгоритма NLMS, центрирующая входной сигнал в реальном времени (OCNLMS) [23]. Суть алгоритма заключается в том, что при проведении вычислений из входного значения ФПГ вычитают среднее значение сигнала за последние M значений, аналогично усредняется сигнал акселерометра.

$$y[n] = (x[n] - \overline{x_n})^T w[n] + \overline{y_n}.$$

Эмпирически в качестве порядка фильтра N было выбрано значение 40, параметр μ был установлен как 0.005, а длина окна усреднения x и y составила 10 точек.

1.2.4. Алгоритм обработки сигнала ФПГ

С использованием вышеописанных методов был разработан алгоритм обработки сигнала ФПГ в реальном времени. Алгоритм состоит из серии последовательных фильтров и блоков, за счет чего каждая входная точка обрабатывается лишь единожды (рис. 4).

1.2.5. Алгоритмы расчета физиологических параметров

Основные принципы работы алгоритмов расчета SpO_2 , ЧДД и PI уже были описаны выше. Непосредственно расчет параметров осуществляется на окне сигнала ФПГ некоторой длины.

Так, для SpO_2 рассчитываются средние значения отношений АС- и DC-компонент для красного и инфракрасного сигналов ФПГ на участке длиной 10 s, после чего значение оксигенации рассчитывается подстановкой в приведенный выше полином. Индекс перфузии оценивается по зеленому каналу, так как он обладает более высокой помехоустойчивостью в условиях физической активности, а также расположен вблизи изобестической точки окси- и дезоксигемоглобина, что обеспечивает устойчивость к изменениям оксигенации. Для этого на участке длиной 10 s рассчитывается среднее значение отношения АС-компоненты зеленого канала сигнала ФПГ, фильтрованного OCNLMS и полосовым фильтром, и DC-компоненты, полученной по нефильтрованному сигналу.

Оценка частоты дыхательных движений осуществляется при помощи описанных ранее дыхательных компонент. Для расчетов используется 40 s каждой из них, сигналы дополняются нулями до длины в 4096 точек. После этого частота дыхательных движений (respiratory rate (RR)) оценивается по следующей формуле [24]:

$$RR = 60 \cdot \argmax \left(\frac{F(RIIV)[f_{start} : f_{stop}]}{\sum_{n=f_{start}}^{f_{stop}} F(RIIV)[n]} \cdot \frac{F(RIAV)[f_{start} : f_{stop}]}{\sum_{n=f_{start}}^{f_{stop}} F(RIAV)[n]} \cdot \frac{F(RIFV)[f_{start} : f_{stop}]}{\sum_{n=f_{start}}^{f_{stop}} F(RIFV)[n]} \right),$$

где F — БПФ, f_{start} — частотная ячейка, соответствующая 0.05 Hz или же 3 breath/min, f_{stop} — частотная ячейка, соответствующая 1 Hz или же 60 breath/min.

Алгоритм расчета частоты сердечных сокращений был подробно описан в нашей предыдущей работе [25]. Суть алгоритма основывается на нахождении линии, отсекающей участки пульсовой волны, в которых, скорее всего, нет систолических пиков. В качестве такой линии используется нижняя огибающая верхней огибающей сигнала. В настоящей работе в алгоритм была включена адаптивная фильтрация, а алгоритм построения огибающих был обновлен до описанного выше.

2. Результаты

2.1. Валидация значений ЧСС, получаемых АПК

Результаты применения алгоритма адаптивной фильтрации представлены на рис. 5. На графике показаны спектры зеленого сигнала ФПГ (сверху) и зеленого сигнала, прошедшего адаптивную фильтрацию, во время

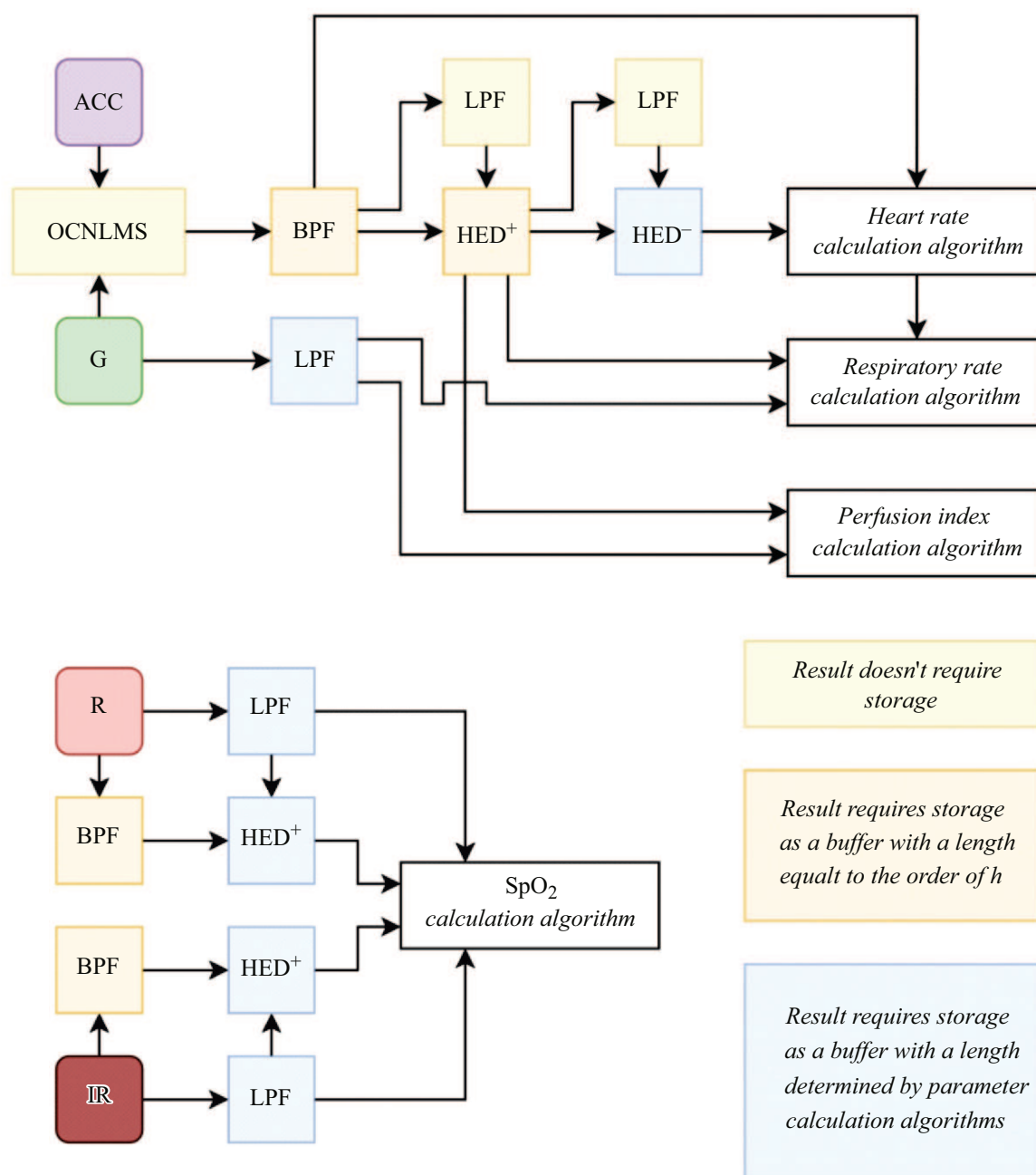


Рис. 4. Схема работы разработанного алгоритма обработки сигнала ФПГ. Цвет блоков, кроме входных, обозначает требования по хранению результата их работы: желтый — не требуют хранения в памяти, оранжевый — требуют хранения N точек согласно порядку h , синий — требуют хранения числа точек требуемого алгоритмами расчета параметров. BPF — полосовой фильтр.

ступенчатой нагрузки. Как видно, при нагрузке спектральная плотность линии, соответствующей пульсу, перекрывается линией, соответствующей движению, что делает затруднительным точный расчет ЧСС. В результате применения OCNLMS, как видно из спектра, артефакты движения были в значительной степени удалены из сигнала.

Для оценки эффективности алгоритма оценки ЧСС было проведено сравнение получаемых значений от разработанного датчика со значениями, получаемыми от

референсного пульсометра (Garmin HRM-PRO, ЭКГ). Сравнение проводилось во время физической нагрузки по специально разработанному протоколу, представленному в табл. 1. Протокол обеспечивает верификацию расчета ЧСС в широком динамическом диапазоне — от состояния покоя до физической нагрузки высокой интенсивности — с включением переходных режимов для оценки устойчивости алгоритма к артефактам движения. Во время испытаний АПК размещался на внешней стороне плеча.

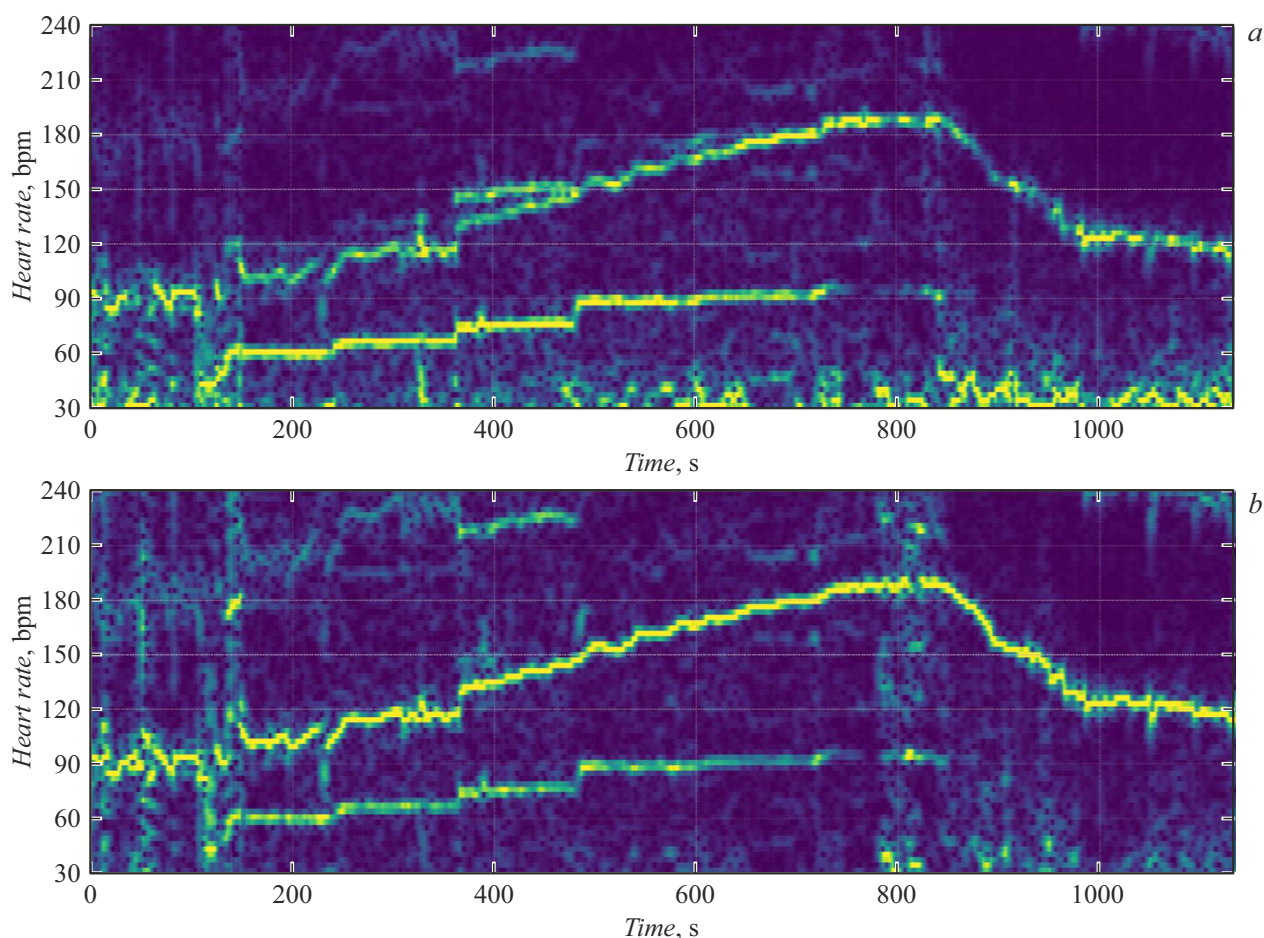


Рис. 5. Спектрограммы ФПГ сигнала на зеленом канале: *a* — до и *b* — после применения OCNLMS.

Таблица 1. Используемый протокол физической нагрузки

Длительность, min	Действие
2	Покой
1	Приседания (не менее 30 раз)
2	Ходьба
2	Бег
1	Бег в быстром темпе
2	Бег
2	Ходьба

В качестве метрик сравнения были использованы среднее абсолютное отклонение (MAE) и корреляция Спирмана (R_s), рассчитываемые как

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Reference[i] - Sensor - IR[i]|,$$

$$R_s = \frac{cov(R[Reference], R[Sensor - IR])}{\sigma_{R[Reference]} \sigma_{R[Sensor]}},$$

где $cov(.,.)$ — ковариация, $R[.]$ — ранг. Графически результаты сравнения представлены на рис. 6; MAE составила (1.73 ± 0.14) ударов в минуту, а R_s оказалась равной (0.99 ± 0.00) .

2.2. Валидация показателя индекса перфузии

Для валидации показателя индекса перфузии было проведено сравнение измеряемого показателя с медицинским пульсоксиметром (ChoiceMMed) в ходе проведения окклюзионной пробы. Цель проведения пробы — показать снижение и последующее восстановление перфузии в тканях, вызванное локальной ишемией конечности, воздействующей на кровоток. Для пробы использовалась вариация стандартного протокола (табл. 2). В ходе измерений „Л234-ДИОД“ и референсный датчик располагались на указательном и среднем пальцах испытуемого.

Серьезным ограничением сравнения была разница в принципе работы датчиков. „Л234-ДИОД“ представляет собой датчик ФПГ в конфигурации „на отражение“, т.е. излучающий и принимающий элементы расположены с одной стороны от ткани, и регистрируется обратно рассеянный свет. С другой стороны, референсный датчик

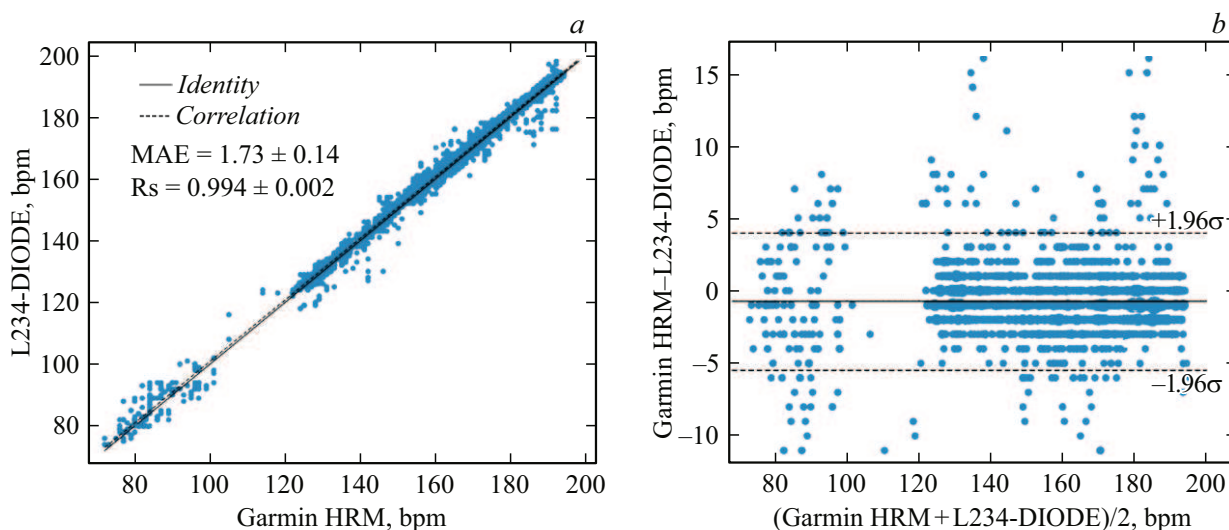


Рис. 6. *a* — диаграмма рассеяния сравнения показателей ЧСС, полученных референсным пульсометром и „Л234-ДИОД“; *b* — диаграмма Бланда–Альтмана показателей ЧСС, полученных референсным пульсометром и „Л234-ДИОД“.

Таблица 2. Используемый протокол окклюзионной пробы

Длительность, min	Действие
1	Покой
—	Перекрытие кровотока в руке при помощи механического манометра
3	Ишемия конечности (рука)
—	Восстановление кровотока
3	Восстановление

работает в конфигурации „на просвет“, что означает, что источник излучения и фотодиод в нем расположены по разные стороны ткани, и фотоэлемент регистрирует пропускаемое через ткани излучение. Пример регистрируемых показателей представлен на рис. 7.

С учетом данного ограничения для анализа корректности значений индекса перфузии, получаемых АПК, оценивалась схожесть динамики показателей. Для этого было рассчитано среднее значение корреляции Пирсона (R) между показаниями „Л234-ДИОД“ и референсного пульсоксиметра по серии измерений ($n = 18$), составившее $R = (0.94 \pm 0.04)$.

2.3. Валидация показателя сатурации крови кислородом (SpO_2)

Оценка точности определения насыщения крови кислородом (SpO_2) разработанным АПК также проводилась путем сравнения его показаний с данными референсного медицинского пульсоксиметра (ChoiceMMed). Эксперимент проводился по протоколу, предназначенному для снижения показателя сатурации крови кислородом

(табл. 3) за счет задержки дыхания. В ходе измерений „Л234-ДИОД“ и референсный датчик располагались на указательном и среднем пальцах испытуемого. Пример регистрируемых значений представлен на рис. 8.

По причинам, описанным в разд. 2.2, оценивалась схожесть динамики значений SpO_2 , полученных от датчиков. Аналогично было рассчитано среднее значение коэффициента корреляции Пирсона по серии измерений ($n = 16$), составившее $R = (0.9 \pm 0.07)$.

2.4. Валидация показателя частоты дыхания

Для оценки точности определения частоты дыхания разработанным АПК был проведен эксперимент с заданной динамикой частоты дыхания. В качестве референсных значений выступали целевые показатели частоты дыхания, заданные протоколом исследования (табл. 4). В ходе измерений „Л234-ДИОД“ располагался на указательном пальце испытуемого. Пример полученных значений представлен на рис. 9.

В результате сравнения метрик качества значений ЧД, регистрируемых разработанным АПК, с заданными протоколом эталонными значениями были получены следующие средние значения по серии ($n = 22$) экспериментов: $\text{MAE} = (0.32 \pm 0.17)$ breath/min; $\text{Rs} = (0.96 \pm 0.02)$.

Выводы

Был разработан носимый АПК „Л234-ДИОД“, предназначенный для неинвазивного мультипараметрического мониторинга физиологических показателей человека. Основой системы является двухъядерный микроконтроллер ESP32-S3, обеспечивающий обработку, хранение и беспроводную передачу данных. Аппаратная часть включает оптический модуль с тремя длинами волн,

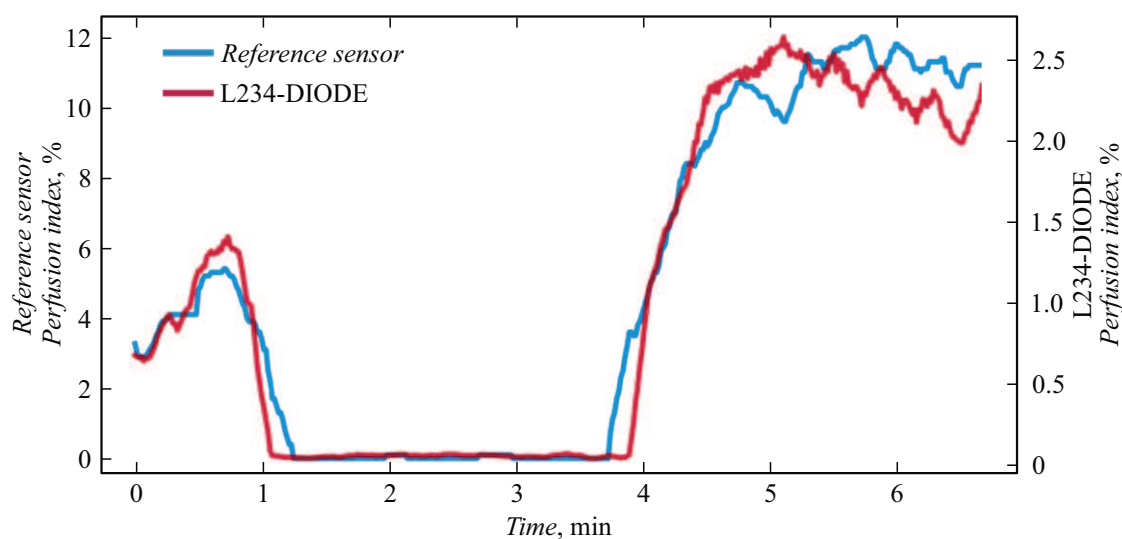


Рис. 7. Значения индекса перфузии, регистрируемые в ходе одной окклюзионной пробы, полученные референсным устройством (синим) и „L234-ДИОД“ (красным).

инерциальный модуль и температурный сенсор, что позволяет регистрировать широкий спектр биомедицинских сигналов.

Ключевым результатом работы стала разработка алгоритма обработки фотоплетизмографического сигнала в реальном времени, основанного на комбинации блоков цифровых фильтров. Для выделения AC- и DC-компонент сигнала использован метод построения огибающей на основе преобразования Гильберта с использованием КИХ-фильтра. Для подавления артефактов движения применен адаптивный алгоритм OCNLMS, использующий сигнал акселерометра. Разработанная схема обработки позволяет последовательно фильтровать сигнал с однократным прохождением каждой точки, что увеличивает эффективность при применении в носимых устройствах.

Экспериментальная валидация разработанной системы подтвердила ее работоспособность и достоверность получаемых результатов. Сравнение с референсным пульсометром на основе электрокардиографии при физической нагрузке показало высокую точность оценки частоты сердечных сокращений: средняя абсолютная ошибка составила 1.73 ударов в минуту, а корреляция Спирмана достигла 0.99. Валидация индекса перфузии методом окклюзии продемонстрировала высокую степень согласованности с медицинским пульсоксиметром, корреляция Пирсона составила 0.94. Для оценки сатурации кислородом использовался протокол с задержкой дыхания, корреляция с референсным прибором достигла 0.9. Точность определения частоты дыхания оценивалась по протоколу с контролируемым изменением паттерна дыхания, корреляция с заданными значениями составила 0.96.

Полученные результаты свидетельствуют о перспективности разработанного подхода и возможности приме-

Таблица 3. Использованный протокол снижения сатурации крови кислородом

Длительность, min	Действие
1	Покой
≥ 1.5	Задержка дыхания
1	Восстановление

нения системы как в амбулаторной практике для дистанционного мониторинга пациентов, так и в спортивной медицине для контроля физических нагрузок, открывая новые возможности для развития персонализированной профилактической медицины.

Заключение

В работе представлен носимый АПК для неинвазивного мониторинга физиологических показателей, реализованы алгоритмы обработки фотоплетизмографического сигнала на основе цифровых фильтров и проведена экспериментальная валидация разработанных методов. Существенным ограничением исследования является то, что верификация параметров SpO_2 , индекса перфузии и частоты дыхания проводилась исключительно в условиях покоя. В реальных сценариях использования носимых устройств пользователь находится в движении, что создает дополнительные артефакты и требует более сложных методов обработки сигнала. Дальнейшие исследования будут направлены на разработку алгоритмов, обеспечивающих достоверную оценку физиологических параметров в условиях двигательной активности, а также на совершенствование оптической схемы датчика для

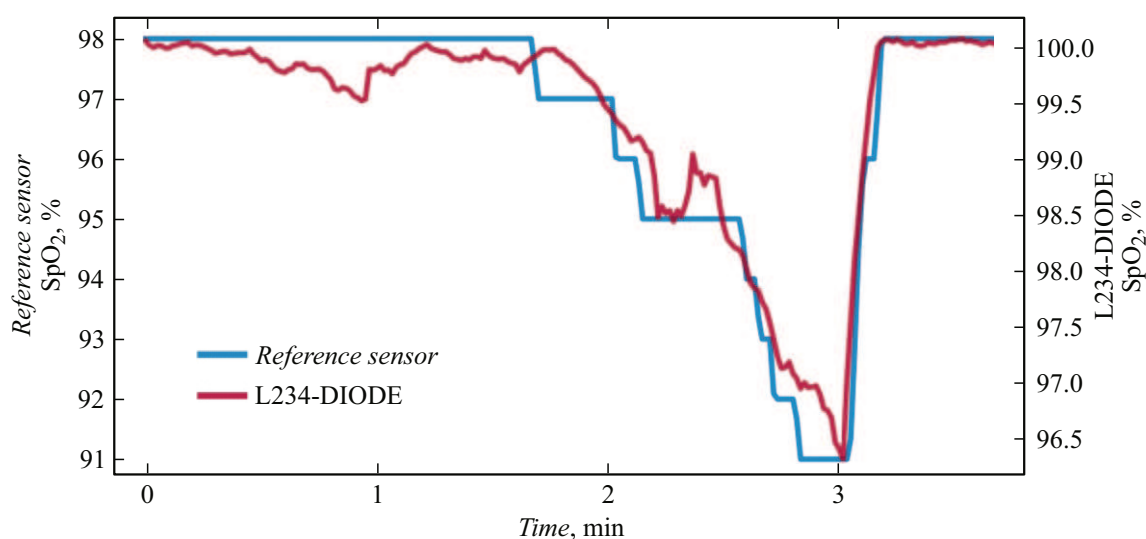


Рис. 8. Значения SpO_2 , регистрируемые в ходе задержки дыхания, полученные референсным устройством (синим) и „Л234-ДИОД“ (красным).

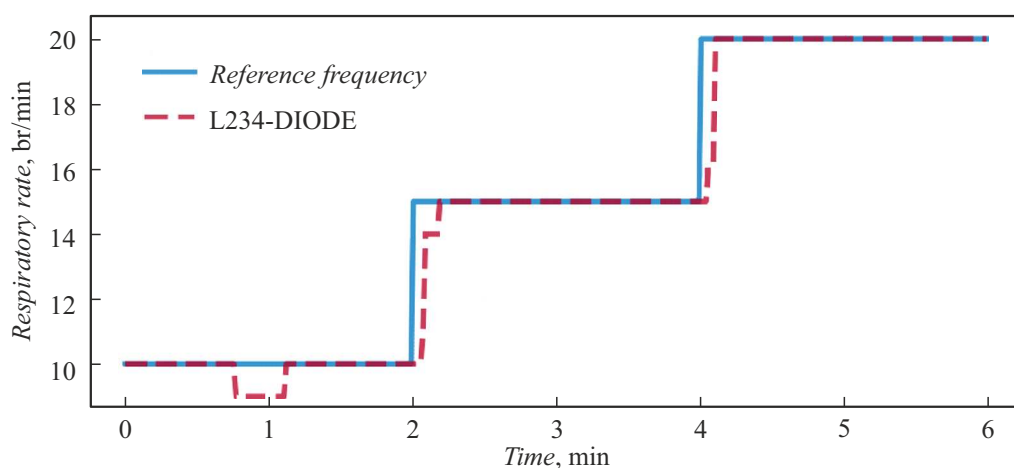


Рис. 9. Значения частоты дыхания, регистрируемые в ходе выполнения протокола, соответствующие референсной частоте (синим) и „Л234-ДИОД“ (красным).

Таблица 4. Использованный протокол дыхания с заданной частотой

Длительность, min	Действие
2	Дыхание с частотой 10 breath/min
2	Дыхание с частотой 15 breath/min
2	Дыхание с частотой 20 breath/min

повышения стабильности измерений и расширения его диагностических возможностей.

Конфликт интересов

Авторы заявляют, что у них нет конфликта интересов.

Список литературы

- [1] D. Verma, K.R.B. Singh, A.K. Yadav, V. Nayak, J. Singh, P.R. Solanki, R.P. Singh. Biosensors and Bioelectronics: X, **11**, 100153 (2022). DOI: 10.1016/j.biosx.2022.100153
- [2] Y. Guo, X. Liu, S. Peng, X. Jiang, K. Xu, C. Chen, Z. Wang, C. Dai, W. Chen. Computers in Biology and Medicine, **129**, 104163 (2021). DOI: 10.1016/j.combiomed.2020.104163
- [3] T. Stuart, J. Hanna, P. Gutruf. APL Bioengineering, **6** (2), 021502 (2022). DOI: 10.1063/5.0086935
- [4] I.C. Jeong, D. Bychkov, P.C. Searson. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **66** (5), 1242 (2019). DOI: 10.1109/TBME.2018.2871638
- [5] I.N. de Keijzer, D. Massari, M. Sahinovic, M. Flick, J.J. Vos, T.W.L. Scheeren. J. Clinical Monitoring and Computing, **36** (2), 291 (2022). DOI: 10.1007/s10877-022-00837-x
- [6] A.V. Dunaev. J. Russ. Univer. Radioelectron., **23** (4), 77 (2020). DOI: 10.32603/1993-8985-2020-23-4-77-91

- [7] V.V. Tuchin, S.R. Utz, I.V. Yaroslavsky. Opt. Engineer., **33** (10), 3178 (1994). DOI: 10.1117/12.178900
- [8] Z. Deng, L. Guo, X. Chen, W. Wu. Sensors, **23** (5), 2479 (2023). DOI: 10.3390/s23052479
- [9] S. Majumder, T. Mondal, M.J. Deen. Sensors, **17** (1), 130 (2017). DOI: 10.3390/s17010130
- [10] T. Tamura, Y. Maeda, M. Sekine, M. Yoshida. Electronics, **3** (2), 282 (2014). DOI: 10.3390/electronics3020282
- [11] K. Matsumura, S. Toda, Y. Kato. IEEE Access, **8**, 80233 (2020). DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2990438
- [12] Y. Zhang, R.G. Weaver, B. Armstrong, S. Burkart, S. Zhang, M.W. Beets. J. Sports Sciences, **38** (17), 2021 (2020). DOI: 10.1080/02640414.2020.1767348
- [13] S.K. Longmore, G.Y. Lui, G. Naik, P.P. Breen, B. Jalaludin, G.D. Gargiulo. Sensors, **19** (8), 1874 (2019). DOI: 10.3390/s19081874
- [14] L. Barrios, P. Oldrati, S. Santini, A. Lutterotti. In: *Proceedings of the 13th EAI International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare* (ACM, 2019), p. 251–261. DOI: 10.1145/3329189.3329215
- [15] S.R. Pasadyn, M. Soudan, M. Gillinov, P. Houghtaling, D. Phelan, N. Gillinov, B. Bittel, M.Y. Desai. Cardiovascular Diagnosis and Therapy, **9** (4), 379 (2019). DOI: 10.21037/cdt.2019.06.05
- [16] J.S. Burma, J.K. Griffiths, A.P. Lapointe, I.K. Oni, A. Soroush, J. Carere, J.D. Smirl, J.F. Dunn. Sensors, **24** (7), 2048 (2024). DOI: 10.3390/s24072048
- [17] M. Nitzan, A. Romem, R. Koppel. Medical Devices: Evidence and Research, **7**, 231 (2014). DOI: 10.2147/MDER.S47319
- [18] Y. Tang, M. Li, Z. Wei. J. Physics: Conf. Series, **2246** (1), 012086 (2022). DOI: 10.1088/1742-6596/2246/1/012086
- [19] M. Coutrot, E. Dudoignon, J. Joachim, E. Gayat, F. Vallée, F. Dépret. Anaesthesia Critical Care & Pain Medicine, **40** (6), 100964 (2021). DOI: 10.1016/j.accpm.2021.100964
- [20] P.H. Charlton, T. Bonnici, L. Tarassenko, J. Alastruey, D.A. Clifton, R. Beale, P.J. Watkinson. Physiological Measurement, **38** (5), 669 (2017). DOI: 10.1088/1361-6579/aa670e
- [21] L.S. Marple. IEEE Transactions on Signal Processing, **47** (9), 2600 (1999). DOI: 10.1109/78.782222
- [22] D.E.T. Romero, G. Jovanovic Dolecek. In: V.N. Katsikis (editor). *MATLAB — A Fundamental Tool for Scientific Computing and Engineering Applications*, vol. 1 (InTech, 2012), p. 445–482. DOI: 10.5772/46451
- [23] M. Cejnek, J. Vrba. Neural Network World, **31** (5), 329 (2021). DOI: 10.14311/NNW.2021.31.018
- [24] W. Karlen, S. Raman, J.M. Ansermino, G.A. Dumont. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, **60** (7), 1946 (2013). DOI: 10.1109/TBME.2013.2246160
- [25] С.Н. Глебов, Ю.В. Лямина, М.С. Мазинг. Письма в ЖТФ, **52** (3), 3 (2026). DOI: 10.61011/PJTF.2026.03.62173.20505 [S.N. Glebov, Ju.V. Liamina, M.S. Mazing. Tech. Phys. Lett., **52** (2), 1 (2026). DOI: 10.61011/TPL.2026.03.62173.20505]