

УДК 004.42

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИМИТАЦИОННЫХ МАНЕКЕНОВ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ СИСТЕМЫ БИОМОНИТОРИНГА СОСТОЯНИЯ ЗДОРОВЬЯ ЧЕЛОВЕКА

Чикрин Д.Е., Пашин Д.М., Егорчев А.А., Фахрутдинов А.Ф. (Казань)

### Введение

Сегодня предварительная диагностика пациентов может позволить экономить время специалистов. Это показала пандемия COVID-19, которая оказала высокую нагрузку на систему здравоохранения стран, что делает задачу дистанционного мониторинга как никогда актуальной. Более того, в условиях пандемии имитационные манекены позволяют симулировать реальные показатели здоровья человека, что позволяет избежать прямого контакта с больными при разработке и испытании информационно-технических систем диагностики в области здравоохранения. Система биомониторинга состояния здоровья человека предлагает решение для наблюдения и анализа физиологических параметров человека, используя доступное практически у всех устройство – смартфон.

### Основная часть

Для построения системы была разработана архитектура, показанная на рис. 1. Система была разработана для ОС Android, ОС Ubuntu и используя Kotlin и Python в качестве языков программирования соответственно.

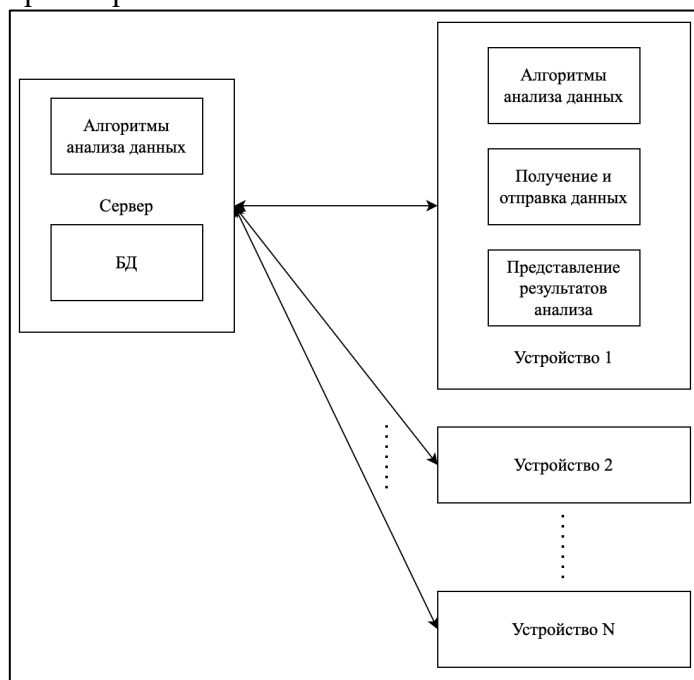


Рис. 1. Архитектура системы биомониторинга

Серверная часть выполняет обработку части данных, предоставляемых устройствами, а именно: данные микрофона, трехосевого акселерометра, гироскопа. Также серверная часть выполняет хранение полученных результатов показателей биомониторинга операторов интегрированных в систему с помощью СУБД PostgreSQL. Устройства, играющие роль клиентской части, выполняют задачу сбора данных неинвазивным путем используя сенсоры смартфона, обработки данных сенсорики, а также визуальным представлением результатов проведенного биомониторинга (рис. 2).

В перечень данных получаемых от сенсорики входит: видеоданные с фронтальной камеры, видеоданные с тыльной камеры при включенной вспышке, аудиоданные микрофона, показания трехосевого акселерометра и гироскопа.

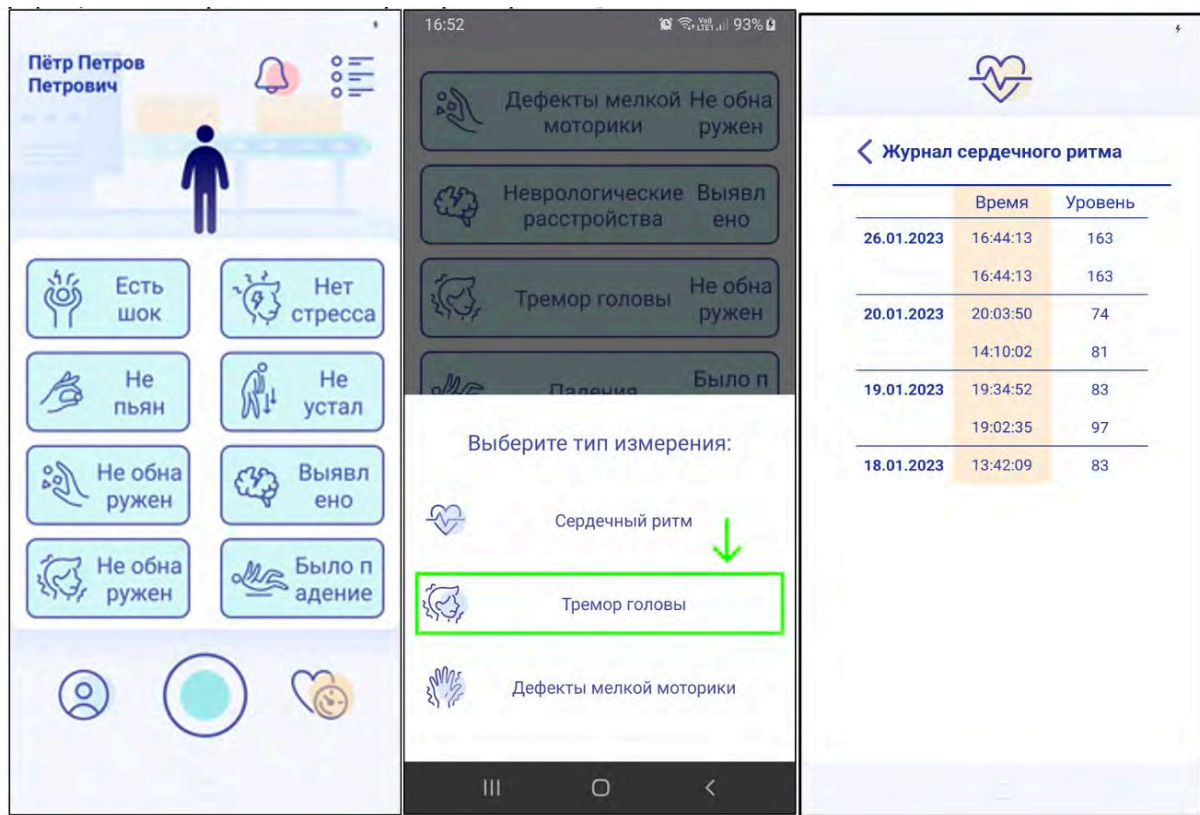


Рис. 2. Клиентская часть

Полученные данные используются для определения следующих показателей используя разработанные алгоритмы: обнаружения кашля (в том числе классификация на влажный и сухой) и чихания, частоты и поверхности дыхания, частоты сердечных сокращений, уровня оксигенации, артериального давления, тремора (рук и головы); наличия расстройств моторики; определения падений и сильных ударов.

Алгоритмы определения биомедицинских показателей включают в себя следующие методы [1–5]: Спектральный анализ, использование моделей машинного обучения, цифровая фильтрация, фотоплетизмография.

Для определения тремора головы используется разработанный алгоритм, основанный на определении контуров лица пациента, записанных в течение 10 секунд, получаемых с помощью ML Kit [5]. При этом используется видео фронтальной камеры, которое записано с частотой кадров 30 Гц. Структурная схема алгоритма представлена на рис. 3.

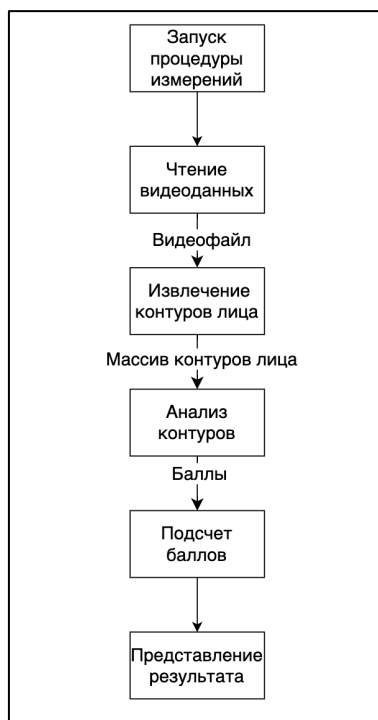


Рис. 3. Структурная схема системы определения тремора головы

Контур лица характеризуется 36 точками. Для каждой точки контура лица определяется расстояния между кадрами по формуле (1):

$$r = \sqrt{(pt_{xj-1} - pt_{xj})^2 + (pt_{yj-1} - pt_{yj})^2} \quad (1),$$

где:  $pt$  – точка контура лица,  $j$  – индекс элемента списка, хранящего все распознанные контуры лица,  $x$  – ось  $X$  изображения,  $y$  – ось  $Y$  изображения.

Из полученных расстояний для каждой из точек контура лица рассчитывается отклонение от второго квартиля данных. Из полученной выборки для точек контура лица выполняется получение спектра путем применения быстрого преобразования Фурье. Далее, выполняется подсчет количества точек контура, значения амплитудно-частотной характеристики которых выше порогового значения, полученного эмпирическим путем (значение 0,8), в диапазоне тремора, который рассматривался в данной работе – 3–15 Гц. Если таких точек не менее 25, принимается решение об обнаружении тремора головы.

Для определения частоты пульса (частоты сердечных сокращений) используется метод, основанный на анализе фотоплетизмограм [1], получаемых при просвечивании вспышкой камеры пальца, плотно прижатого к объективу и вспышке в течении 30 секунд. Частота пульса определяется по формуле (2):

$$HR = n * 60 / W_t \quad (2),$$

где: HR (Heart Rate) – частота сердечных сокращений,  $N$  - количество пиков за период выборки,  $W_t$  - окна фиксированной длины.

Для решения задачи детектирования кашля и чихания, а также для классификации типа кашля разработана система, указанная на рис. 4. Аудиосигнал полученный с микрофона смартфона, записанный с частотой дискретизации 16000 Гц в одноканальном режиме длительностью 2.5 секунды, подается на вход системы. Аудиоданные представляют собой массив чисел вещественного типа float (4 байта). Массив данных аудиосигнала поступает на вход детектора кашля и чихания, который выдает один из трех классов распознавания: “кашель”, “чихание”, “другое”. Если

аудиосигнал классифицирован как “кашель”, то исходный аудиосигнал подается на классификатор типа кашля, который выдает один из двух классов: “влажный кашель”, “сухой кашель”. Таким образом, итоговый результат системы, получаемой после обработки аудиосигнала, принадлежит одному из четырех классов: “другое”, “чихание”, “влажный кашель”, “сухой кашель”.

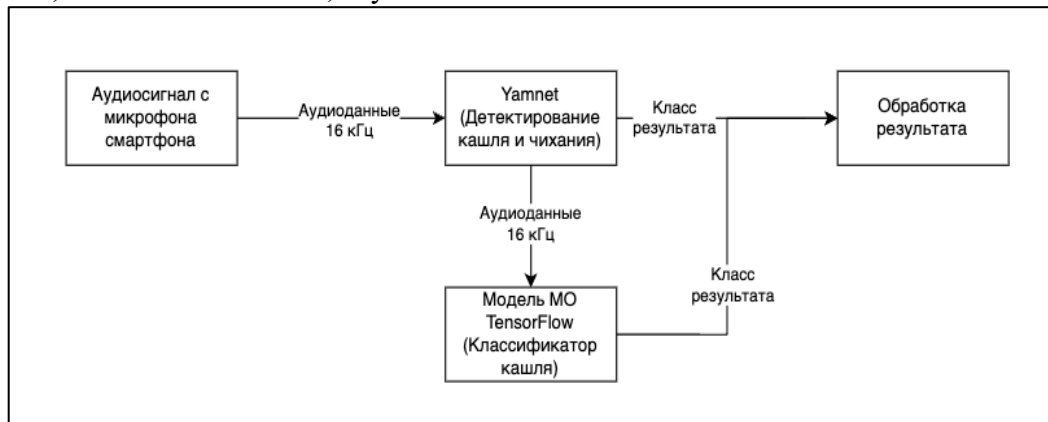


Рис. 4. Система детектирования кашля и чихания классификации типа кашля

Для детектирования событий кашля и чихания в системе биомониторинга принято решение использовать открытые модели машинного обучения, пригодные для применения на мобильных устройствах. В наборе открытых моделей машинного обучения TensorFlow представлена предварительно обученная модель Yamnet [6], которая позволяет классифицировать до 500 классов по данным аудиозаписи.

Для классификации типа кашля не представлено открытых моделей, в связи с этим принято решение о создании собственной модели машинного обучения. В первую очередь решалась задача получения набора данных, по которым нужно проводить процедуру тренировки модели. Однако данная задача облегчена ввиду того, что необходимо определять данные из двух классов: “сухой кашель”, “влажный кашель”, так как остальные возможные варианты рассматриваются в модели Yamnet. В данной работе в качестве набора данных для обучения модели машинного обучения по классификации типа кашля взят набор COUGHVID [7]. Он содержит около 30000 аудиозаписей, которые являются размеченными и классифицированы четырьмя экспертами. Отличительная черта данного набора данных является то, что файл разметки, помимо подробного описания, содержат в себе данные о типе кашля: сухой или влажный. Помимо этого, набор так же обладает данными о возрасте пациента, его пол, диагноз и т.п. Отбор данных из набора проходил по следующим критериям:

- данные должны иметь в файле разметки тип кашля: либо сухой, либо влажный;
- данные должны иметь в файле разметки указание, что кашель обнаружен;
- данные должны иметь в файле разметки количество экспертов, давших оценку о типе кашля не менее 1;
- отношение количества экспертов, давших оценку одного класса, к общему количеству экспертов, должно быть больше значения 0,5.

Для отбора данных по вышеописанным критериям разработан алгоритм на языке Python 3.10, с использованием библиотек NumPy и csv. Алгоритм выполняет чтение CSV файла разметки набора данных, затем выполняет чтение полей типа кашля, качества кашля, представленных в разметке экспертов по числовым идентификаторам, определяемые позициями в строке таблицы CSV. Для каждой записи в таблице выполняется проверка на соответствие вышеописанным критериям. Таким образом, получена выборка, содержащая в себе 527 аудиозаписей с влажным кашлем и 1729

аудиозаписей с сухим кашлем. Для формирования векторов признаков принято решение использовать признаки из работы [8], а именно:

- оценку соотношений мощности частотных полос от 0 до 750 Гц и от 1 кГц до 2,5 кГц;
- скорость пересечения нуля;
- среднеквадратичную мощность;
- спектральную неравномерность;
- спектральное стандартное отклонение;
- спектральный наклон;
- спектральное убывание;
- пик-коэффициент;
- спектральную мощность для групп частот: от 0 Гц до 200 Гц, от 300 Гц до 425 Гц, от 500 Гц до 650 Гц, от 950 Гц до 1150 Гц, от 1400 Гц до 1800 Гц, от 2300 Гц до 2400 Гц, от 2850 Гц до 2950 Гц, от 3800 Гц до 3900 Гц. Спектральная плотность мощности определяется методом Вельча [9]. Мощность полосы определяется с помощью интегратора Симпсона [10].

Структура модели машинного обучения для классификации типа кашля представлена на рис. 5.

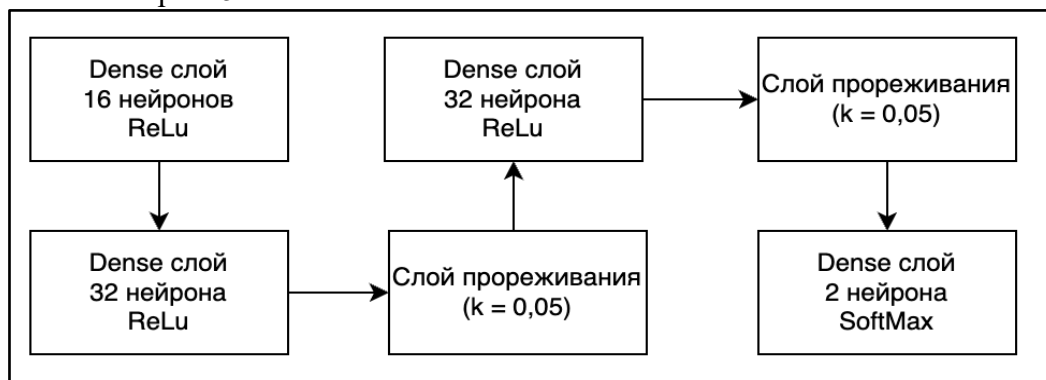


Рис. 5. Структура нейронной сети классификатора типа кашля

### Испытания

Для проведения испытаний разрабатываемой системы были использованы медицинские имитационные манекены симуляционного центра Казанского Федерального Университета. Манекены позволяют измерять и настраивать следующие показатели: частоту сердечных сокращений, частоту дыхания, поверхность дыхания, уровень оксигенации, артериальное давление. Также манекены обладают функцией имитации кашля, чихания, тремора как головы, так и рук. К тому же в испытаниях системы принимали участие 20 человек, которые являлись сотрудниками и студентами университета. Для испытаний использовалась клиент-серверная система. В качестве сервера выступал персональный компьютер Forsite (Intel® Core™ i9-9920X, NVIDIA Quadro RTX 6000; ОП 64 Гб; SSD 1Тб; клавиатура; мышь; монитор). Серверный персональный компьютер работал с СУБД PostgreSQL, в таблица которого выполнялись записи результатов измерений испытуемых посредством выполнения SQL запросов, получаемых от клиентского устройства. В качестве клиентских устройств использовались следующие модели смартфонов: Huawei nova 8i, Samsung A8 (2018), Xiaomi Mi 9 Lite, Redmi Note 9S, POCO X3 Pro, Samsung SM-A515F. Клиентские устройства, которыми пользовались испытуемые содержали установленное приложение, которое содержит разработанные алгоритмы. Пример результатов испытаний показан на рис. 6 и в таблицах 1–4. Точность результатов в сравнении

имитационного манекена с реальными испытуемыми составила не менее 91%, что объясняется индивидуальными особенностями человека.

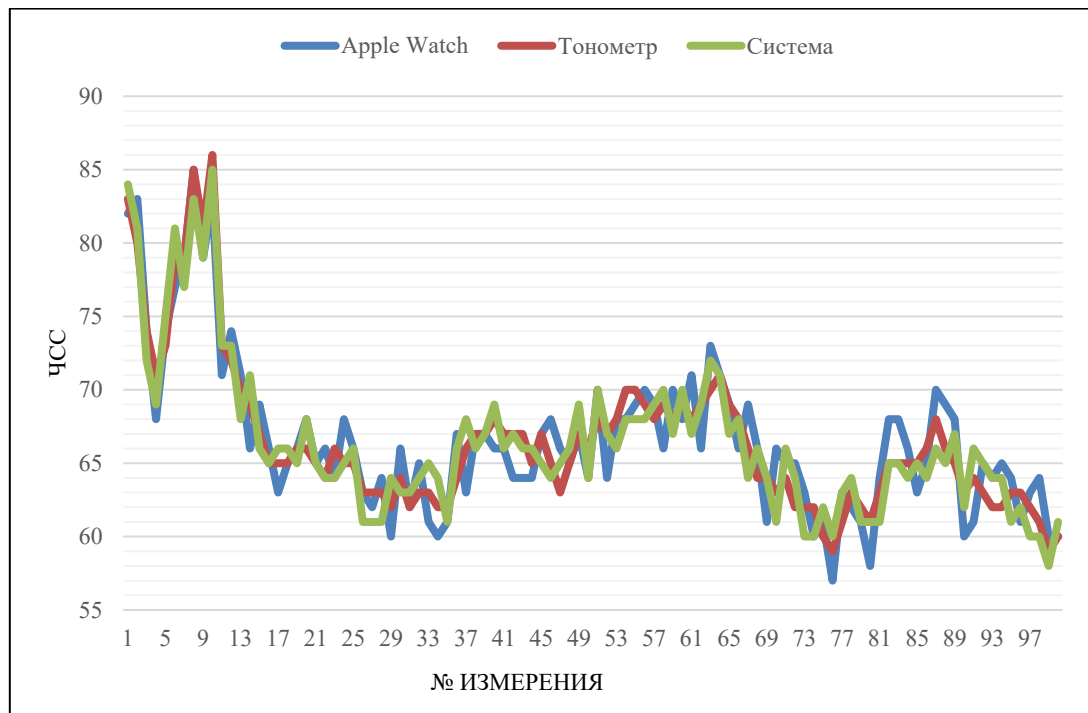


Рис. 6. Испытания измерения частоты сердечных сокращений на имитационном манекене

Таблица 1  
Результаты испытаний определения наличия тремора головы по метрикам Accuracy, Precision, Recall, F1 Score

Показатель	Метрика accuracy	Метрика precision	Метрика recall	Метрика F1 Score
Есть тремор	0.93	0.92	0.94	0.93

Таблица 2  
Результаты испытания детектирования кашля

Результат	$\alpha$ (ошибки 1 рода)	$\beta$ (ошибки 2 рода)
Детектирование кашля	0.09	0.08

Таблица 3  
Результаты испытания детектирования чихания

Результат	$\alpha$ (ошибки 1 рода)	$\beta$ (ошибки 2 рода)
Детектирование чихания	0.03	0.09

Таблица 4

## Результаты испытаний классификации типа кашля

Результат	$\alpha$ (ошибки 1 рода)	$\beta$ (ошибки 2 рода)
Сухой	0.07	0.02
Влажный	0.02	0.07

**Обсуждение**

Результаты испытаний разработанной системы позволяют сделать вывод о пригодности его использования для проведения биомониторинга. Более того имитационные манекены показали свою пригодность для проведения разработок в области цифровой медицины. Полученное решение дает возможность проведения самостоятельной предварительной (доврачебной) диагностики человека. Результаты измерения показаний показаний в сравнении с имеющимися аналогами показали расхождения в среднем не более чем в 9%.

**Заключение**

Таким образом, была разработана система дистанционного биомониторинга состояния здоровья человека. Были проведены успешные испытания на имитационных манекенах, показания которых отличались от реальных пациентов не более чем на 9%. На основе полученного решения планируется расширение методов диагностики и так же применение собственных аппаратных датчиков. К тому же планируется использование более сложных имитационных моделей для определения не рассмотренных в этой работе показателей.

Примечание: работа выполнена за счет средств Программы стратегического академического лидерства Казанского (Приволжского) федерального университета ("ПРИОРИТЕТ-2030").

**Литература**

1. Abay T., Kyriacou P. Photoplethysmography for blood volumes and oxygenation changes during intermittent vascular occlusions // *Journal of Clinical Monitoring and Computing*. 2017. №32. С. 447–455.
2. Xu C., Yang Y., Gao W. Skin-Interfaced Sensors in Digital Medicine: from Materials to Applications // *Matter*. 2020. №2. С. 1414–1445.
3. Kanwa A., Sharma C., Deb S. Determination of SpO2 and Heart-rate using Smartphone Camera // *Proceedings of the 2014 International Conference on Control, Instrumentation, Energy and Communication (CIEC)*. 2014. С. 40–49.
4. Simantiraki O., Giannakakis G., Pampouchidou A., Tsiknakis M. Stress Detection from Speech Using Spectral Slope Measurements // *International Conference on Future Access Enablers of Ubiquitous and Intelligent Infrastructures*. Крит: Springer, 2016. С. 41–50.
5. Audio-based cough counting using independent subspace analysis / П. Лими, Т. Бурк, Д. Барри, Д. Дорран // *43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. 2021. № 1. С. 1026–1030.
6. ML Kit // Google Developers. URL: <https://developers.google.com/ml-kit> (дата обращения: 05.10.2022).
7. Yarnet // TensorFlowHub. URL: <https://tfhub.dev/google/lite-model/yarnet/tflite/1> (дата обращения: 22.09.2022).

8. Орландик Л. The COUGHVID crowdsourcing dataset, a corpus for the study of large-scale cough analysis algorithms / Л. Орландик, Т. Тейджейро, Д. Атиенза. // Sci Data. 2021. № 8. С. 156.

9. Detect and Segment Cough // GitHub. URL: <https://github.com/bagustris/detect-segment-cough> (дата обращения: 13.10.2022).

10. Вельч П. The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms // IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics. 1967. № 15. С. 70–73.

11. Simpson Integration // ProgrammerSought. URL: <https://www.programmersought.com/article/45595609450/> (дата обращения: 17.04.2023).