Использование машинного обучения для построения компонентов системы неинвазивной диагностики состояния здоровья человека

Фахрудинов Адель Фердинандович
Институт физики, Казань
E-mail: timvaz@yandex.ru
Соавторы: Чикрин Д.Е., Пашин Д.М., Егорчев А.А.

Сегодня цифровая медицина является перспективным направлением исследований, а пандемия COVID-19 повредила нужду в инструментах дистанционного неинвазивного мониторинга состояния здоровья как сотрудников системно значимых структур и предприятий, так и обычных граждан. Машинное обучение показало возможность по обработке как электрических сигналов, так и акустических и оптических сигналов. Таким образом в данной работе предлагается система неинвазивной диагностики состояния здоровья человека, компоненты которого используют технологии машинного обучения для определения показателей здоровья человека.

Для построения системы была разработана клиент-серверная архитектура. Система была разработана для ОС Android, ОС Ubuntu и используя Kotlin и Python в качестве языков программирования соответственно. Данные сенсорики смартфона используются для определения большого количества параметров. Среди них следующие алгоритмы используют технологии машинного обучения: обнаружения кашля (в том числе классификация на влажный и сухой) и чихания, тремора головы.

Для определения тремора головы используется разработанный алгоритм, основанный на определении контуров лица пациента, записанных в течение 10 секунд, получаемых с помощью ML Kit [1]. При этом используется видео фронтальной камеры, которое записано с частотой кадров 30 Гц. Контур лица характеризуется 36 точками. Для каждой точки контура лица определяется расстояния между кадрами по формуле:
$r = \sqrt{(p * t_{x_{j-1}} - p * t_{x_j})^2 + (p * t_{y_{j-1}} - p * t_{y_j})^2}$
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 решения задачи детектирования кашля и чихания, а также для классификации типа кашля разработана система, которая использует две модели машинного обучения (рис 1.). 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. Для детектирования событий кашля и чихания в системе биомониторинга принято решение использовать предварительно обученную модель Yamnet [2], а для типа кашля собственная модель на базе TensorFlow. В данной работе в качестве набора данных для обучения модели машинного обучения по классификации типа (сухой и влажный кашель) кашля взят набор COUGHVID [3]. Таким образом, после отбора данных 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 [4], без использования мел-кепстральных коэффициентов.

Результаты измерения показаний показали расхождения в среднем не более чем в 9% по метрике accuracy, в них участвовало 20 человек. Результаты испытаний разработанной системы позволяют сделать вывод о пригодности его использования для проведения биомониторинга. Полученное решение дает возможность проведения самостоятельной предварительной (доврачебной) диагностики человека.

Источники и литература

1) ML Kit. — Текст: электронный // Google Developers: [сайт]. — URL: https://developers.google.com/ml-kit (дата обращения: 05.10.2022).
2) Yamnet. — Текст : электронный // TensrFlowHub : [сайт]. — URL: ttps://tfhub.dev/google/lite-model/yamnet/tflite/1 (дата обращения: 22.09.2023).
3) Орландик, Л. The COUGHVID crowdsourcing dataset, a corpus for the study of large-scale cough analysis algorithms / Л. Орландик, Т. Тейджейро, Д. Атиенза. — Текст : непосредственный // Sci Data. — 2021. — № 8. — С. 156.
4) Detect and Segment Cough. — Текст : электронный // GitHub : [сайт]. — URL: https://github.com/bagustris/detect-segment-cough (дата обращения: 13.10.2023).
5) Audio-based cough counting using independent subspace analysis / П. Лими, Т. Бурк, Д. Барри, Д. Дорран. — Текст : непосредственный // 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society (EMBC). — 2021. — № 1. — С. 1026-1030.
6) Вельч, П. The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms / П. Вельч. — Текст : непосредственный // EEE Transactions on Audio and Electroacoustics. — 1967. — № 15. — С. 70-73.

Иллюстрации

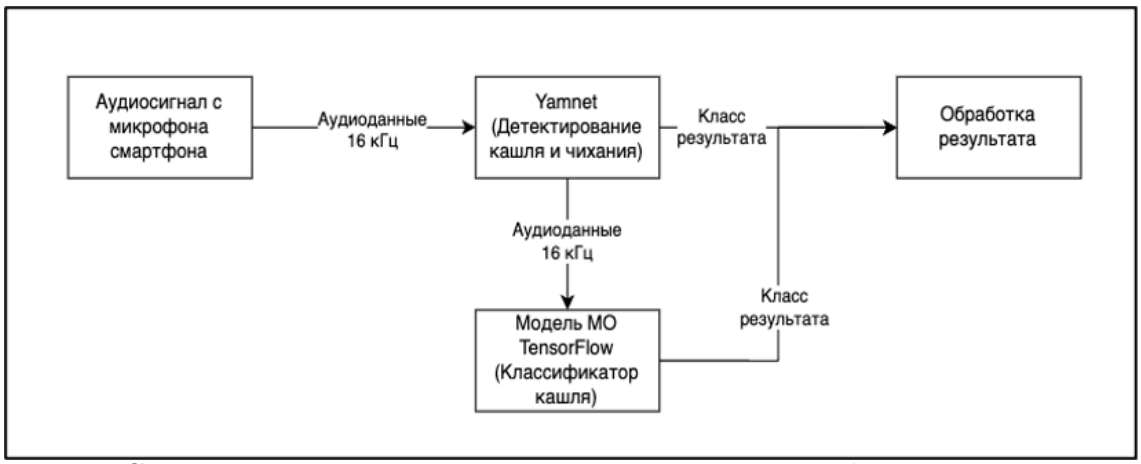

Рис. : 1. Система детектирования кашля и чихания классификации типа кашля