Разработка интеллектуальной системы дистанционного биомониторинга частоты сердечных сокращений

© Н.С. Данишевский¹, Д.О. Буданов¹, А.Ю. Зайцева²

¹ Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия ² Институт аналитического приборостроения РАН, Санкт-Петербург, Россия E-mail: anna@da-24.ru

Поступило в Редакцию 18 мая 2023 г. В окончательной редакции 14 июля 2023 г. Принято к публикации 30 октября 2023 г.

> Предложен новый метод дистанционного биомониторинга на основе регистрации пульсовой кривой. Разработан алгоритм и осуществлена обработка видеоизображений биологических тканей методами машинного обучения для последующего частотно-временно́го анализа полученного сигнала с целью определения физиологических параметров. Проведено обучение модели.

> Ключевые слова: дистанционная фотоплетизмография, компьютерное зрение, частота сердечных сокращений, биомониторинг.

DOI: 10.61011/PJTF.2023.23.56845.204A

Здоровье и работоспособность человека во многом определяются процессами микроциркуляции и транспорта крови — основополагающего физиологического процесса, который определяет жизнедеятельность всего организма в целом. Определение показателей жизненно важных функций организма, включающих в себя частоту сердечных сокращений, позволяет системно оценить функциональное состояние организма. На данный момент задача удаленного (с помощью информационнокоммуникационных технологий) мониторинга показателей жизненно важных функций организма человека в реальном масштабе времени остается открытой. Разработка теоретических основ и осуществление на практике преобразования оптического потока в видеосистеме, реализующей новый способ неинвазивной экспрессдиагностики патологических состояний, представляют собой актуальную научно-техническую задачу, решение которой повысит результативность и доступность медицинских мероприятий.

В последние годы ведутся активные исследования в области дистанционной фотоплетизмографии [1]. Это новая технология измерения пульса человека, которая основана на анализе отраженного и обратнорассеянного света от поверхности биологических тканей. Дистанционная фотоплетизмография заключается в анализе изменения тона кожи человека на видеоизображении различных участков тела с помощью алгоритмов компьютерного зрения и машинного обучения.

Был разработан алгоритм дистанционного биомониторинга на основе удаленного измерения частоты сердечных сокращений. Первым этапом разрабатываемой системы дистанционного мониторинга является нахождение лица человека на изображении. Следующий этап поиск интересующих участков лица (подглазная область, лоб). На третьем этапе производится измерение цвета пикселей, соответствующих выбранным участкам, в течение определенного промежутка времени. Результат данного этапа — гармонический сигнал изменения цвета выбранных пикселей, который соответствует изменению пульса человека во времени. Далее производится кластеризация полученных данных, что позволяет сократить их объем и выделить полезную информацию. Финальным этапом является анализ полученного гармонического сигнала. Рис. 1 иллюстрирует основные этапы работы системы дистанционного биомониторинга.

Первый этап анализа видеоизображения биологических тканей человека заключается в поиске лица. Результатами поиска являются координаты прямоугольника, который ограничивает область расположения лица на изображении. Для решения данной задачи использовалась модель нейронной сети с архитектурой YOLOv7-Tiny [2]. Модель была обучена на наборе обучающих данных WIDER-Face [3], который содержит порядка 12 000 тренировочных данных и 5500 валидационных данных. В качестве отслеживаемых метрик использовались полнота (recall), точность (precision) и средняя точность (mean Average Precision, mAP) (табл. 1).

Следующим этапом алгоритма бесконтактного мониторинга состояния человека является распознавание регионов интереса на лице человека. Самыми информативными участками для анализа являются области лба и подглазные области. Для осуществления поиска этих регионов используется алгоритм нахождения точек лица. Далее с помощью геометрии выделяются нужные участки.

Таблица 1. Результаты обучения модели YOLOv7-Tiny

mAP, %	Recall, %	Precision, %	
68.7	62.2	86.2	



Рис. 1. Основные этапы работы системы биомониторинга на основе методов дистанционной фотоплетизмографии.

Размер входного тензора	Операция	Коэффициент расширения блока Bottleneck <i>e</i>	Количество каналов на выходе операции с	Количество повторений слоя n	Коэффициент уменьшения пространственной размерности тензора s
$224^2 \times 3$	Conv 3×3	_	32	1	2
$112^2 \times 32$	Depthwise	_	32	1	1
	Conv 3×3				
$112^{2} \times 32$	Bottleneck	2	32	5	2
$56^2 \times 32$	Bottleneck	2	64	1	2
$56^2 \times 64$	Bottleneck	2	64	5	2
$28^2 \times 64$	Bottleneck	4	128	1	1
$14^2 imes 128$	Bottleneck	2	128	6	1
$(L1)14^2 \times 16$	Conv 3×3	—	32	1	2
$(L2)7^2 \times 32$	Conv 7×7	—	128	1	1
$(L3)1^2 \times 128$	—	—	128	1	—
<i>L</i> 1, <i>L</i> 2, <i>L</i> 3	Full	—	68×2	1	—
	connection				

Таблица 2. Архитектура используемой нейронной сети

Для осуществления поиска точек лица на изображении используется алгоритм компьютерного зрения. Результатом работы алгоритма являлся вектор, представляющий собой набор координат каждой точки из двумерного пространства $LM = \{x_1, y_1, x_2, y_2 ... x_n, y_n\}$. В основе алгоритма нахождения точек лица лежит регрессия координат, которая используется для нахождения координат фиксированного числа точек [4]. Для осуществления регрессии координат использована сверточная нейронная сеть. За основу была взята архитектура MobileNetV2 [5]. Табл. 2 содержит описание архитектуры нейронной сети, реализованной на основе блоков MobileNetV2. Для обучения нейронной сети использовался набор данных 300-W [6].

Табл. 3 содержит результаты обучения нейронной сети по эпохам при размере входного батча, равном 16.



MSE = 5.25

Рис. 2. Результаты определения ключевых точек лица нейронной сетью.

Таблица 3. Обучение нейронной сети

Эпоха	MSE
1	10.13
2 3	5.25
4	4.20
5	3.64 3.15
7	2.69
8	3.30

Результаты тестирования модели в процессе обучения представлены на рис. 2. Были выбраны эпохи 3, 4, 5, 7 как наиболее наглядные с точки зрения демонстрации результатов детектирования.

Согласно полученным результатам, при достижении минимальной среднеквадратичной ошибки (mean squared error, MSE) нейронная сеть смогла найти расположение меток на лице. Таким образом, были реализованы важнейшие этапы алгоритма дистанционного биомониторинга — алгоритмы компьютерного зрения, обеспечивающие детектирование лица на изображении и ключевых точек для определения значимых областей. Детектирование лица осуществляется с точностью до 86.2%. Минимальная среднеквадратичная ошибка при детектировании ключевых точек лица составляет 2.69%. Результаты проведенных исследований свидетельствуют о высокой эффективности нового подхода для решения задач неинвазивного контроля здоровья и работоспособности человека с помощью бесконтактных методов. Полученные результаты могут быть использованы при создании нового поколения диагностических систем медицинского назначения.

Настоящая статья не содержит каких-либо исследований с участием людей в качестве объектов исследований.

Конфликт интересов

Авторы заявляют, что у них нет конфликта интересов.

Список литературы

- [1] A. Dasari, S.K.A. Prakash, L.A. Jeni, C.S. Tucker, Digital Med., 4 (4), 91 (2021). DOI: 10.1038/s41746-021-00462-z
- [2] S. Liu, Y. Wang, Q. Yu, H. Liu, Z. Peng, IEEE Access, 10, 129116 (2022). DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3228331
- [3] S. Yang, P. Luo, C.C. Loy, X. Tang, in 2016 IEEE Conf. on computer vision and pattern recognition (IEEE, 2016), p. 5525. DOI: 10.1109/CVPR.2016.596
- [4] A. Nibali, Z. He, S. Morgan, L. Prendergast, Numerical coordinate regression with convolutional neural networks (2018) [Электронный ресурс]. arXiv:1801.07372v2
- [5] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L.C. Chen, in 2018 IEEE/CVF Conf. on computer vision and pattern recognition (IEEE, 2018), p. 4510. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00474
- [6] C. Sagonas, E. Antonakos, G. Tzimiropoulos, S. Zafeiriou, M. Pantic, Image Vis. Comput., 47, 3 (2016). DOI: 10.1016/j.imavis.2016.01.002