

Точность измерения ЧСС для различных значений дискретизации быстрого преобразования виброизображения при анализе микровибраций головы человека

В. А. Акимов, В. А. Минкин

ООО «Многопрофильное предприятие «Элсис»,
Санкт-Петербург, Россия,
minkin@elsys.ru

Аннотация: Проведены измерения ЧСС методом ЭКГ в 4 отведениях с одновременной записью потокового видео изображения головы сидящего человека. Быстрое преобразование виброизображения (БПВ) записанного видео проведено с частотой дискретизации 1, 2, 5, 10 и 30 Гц. Разработана структура трехслойной ИНС с прямой связью, и проведено обучение ИНС по данным ЧСС для ЭКГ-БПВ на исследуемой группе. Проведена оценка точности измерения ЧСС при анализе микровибраций головы относительно данных ЭКГ. Приведены зависимости точности измерения ЧСС от частоты дискретизации БПВ и времени усреднения результатов. Достигнуто 98% значение точности измерения ЧСС при измерениях микровибраций головы с помощью технологии виброизображения и ИИ.

Ключевые слова: микровибрации, виброизображение, потоковое видео, частота дискретизации, *vibraimage*, ИИ, ИНС, ЧСС, БПВ, FVT, HR.

Accuracy of Heart Rate Measurement for Various Sampling Values of Fast Vibraimage Transform by Human Head Microvibration Analysis

Valery A. Akimov, Viktor A. Minkin

Elsys Corp, St. Petersburg, Russia,
minkin@elsys.ru

Abstract: Heart rate ECG measuring by 4 leads synchronized recording of raw video of human head for sitting person was study. Fast vibraimage transform (FVT) of the recorded video was carried out with sampling frequency 1, 2, 5, 10 and 30 Hz. The structure of a three-layer feed-forward ANN was developed and ANN was trained according to measured heart rate (HR) data of ECG and FVT on the study group. Given the accuracy assessments of HR measurements for head microvibration analysis relative to ECG data. The dependences of HR measurement accuracy of head microvibration analysis on the FVT sampling frequency and the averaging time of HR results are given. Achieved 98% accuracy of HR measurement by head microvibration analysis using vibraimage technology and AI.

Keywords: heart rate, microvibration, vibraimage, raw video analysis, sample rate, AI, ANN, FVT, HR.

Введение

Развитие информационных технологий и, в частности телевизионных технологий, позволяет бесконтактно решать многие задачи, которые ранее решались с помощью контактных датчиков. Известны технические решения, позволяющие определять частоту сердечных сокращений (ЧСС) или пульса человека оптическими и телевизионными методами, анализируя физиологические процессы, напрямую связанными с оптическими характеристиками крови в системе кровообращения (фотоплетизмография) и периодическими механическими колебаниями кровеносных сосудов (Allen, 2008; Verkruyse et al., 2008; Wu et al., 2012; Lai et al., 2022). Основной технической задачей телевизионных бесконтактных методов анализа ЧСС является выявление и усиление пульсовой составляющей (цвет или перемещение) в известном физиологическом процессе распространения пульсовой волны по телу человека и повышение отношения сигнал-шум. Основной проблемой на этом пути является борьба с различными шумами, так как выявляемые изменения цвета кожи незначительны, а собственные перемещения сосудов (Viejo et al., 2018) необходимо отделять от движений руки или лица относительно телевизионной камеры, поэтому телевизионные методы анализа ЧСС до настоящего времени не получили практического распространения при измерении ЧСС.

Микровибрация (МВ) мышц, открытая Хубертом Рорахером в 1946 году (Rohracher, 1946), также ассоциировалась некоторыми учеными с баллистокardiологическими процессами (NASA, 1965), однако Рорахер доказал функциональную независимость МВ мышц от кардиологических процессов (Рорахер, Инанана, 1969; Inanaga, Sugano, 1958), допуская при этом лишь незначительное косвенное влияние кардиологической составляющей на регистрируемую контактными датчиками МВ мышц. Технология виброизображения (Минкин, 2007; 2020; Minkin, Nikolaenko, 2008) позволила бесконтактно и телевизионными методами измерять характеристики МВ шейных мышц с помощью пространственного и временного анализа видео изображения головы человека. Некоторые приложения, основанные на технологии виброизображения (ВИ), используются для медицинских применений (Minkin, et al., 2020; Акимов и др., 2022; Минкин, 2022), поэтому разработчики технологии ВИ поставили задачу исследовать возможность выявления ЧСС при анализе МВ головы, не используя при этом уже известные фотоплетизматические методы и подходы (Verkruyse et al., 2008; Wu et al., 2012). При этом мы понимали, что связь между МВ головы и ЧСС является косвенной, а значит возможности линейного выявления пульсовой волны за счет усиления пульсовой составляющей в МВ головы ограничены, и вероятно придется использовать искусственный интеллект (ИИ) и предварительно обученные искусственные нейронные сети (ИНС) для повышения точности оценки ЧСС. Ранее было установлено, что точность выявления физиологического процесса или явления (Акимов и др., 2022) зависит от выбранного интервала и частоты дискретизации быстрого преобразования виброизображения (БПВ), поэтому мы изначально планировали получать исходную информацию для вычисления параметров изображения в виде записанного потокового видео головы человека в формате файлов avi без сжатия, чтобы иметь

возможность ее последующего преобразования в параметры ВИ с различными частотами дискретизации от 1 до 30 Гц.

Известно, что основа ВИ — межкадровая разность при микродвижениях и МВ прямо пропорциональна величине перемещения слабо контрастного объекта, которым является лицо человека (Sekine, Kondo, 1999; Минкин, 2007). При телевизионном анализе МВ головы человека суммарная межкадровая разность, взятая по 2 кадрам без накопления, представляет собой вестибулограмму перемещений головы в квазистационарном состоянии (Minkin, Nikolaenko, 2008), близкую по спектру (1–15 Гц) к сигналам МВ мышц, определяемым Рорахером с помощью контактных датчиков (Рорахер, Инанага, 1969; Mohri et al., 2010). Так как мощности стандартных компьютеров (с процессором i7) недостаточно для БПВ всех 70 поведенческих параметров в режиме реального времени, то обычно на стандартной телевизионной частоте 30 Гц вычисляется 1 параметр полной межкадровой разности по 2 последовательным кадрам. Мы предположили возможность выявления пульсовой составляющей из вестибулограммы МВ головы с помощью стандартных средств спектрального анализа сигналов и быстрого преобразования Фурье (БПФ).

Целью данного исследования является сравнение точности измерения ЧСС при телевизионном анализе микровибраций головы человека с помощью технологии виброизображения и искусственного интеллекта при различных частотах дискретизации быстрого преобразования виброизображения 1, 2, 5, 10 и 30 Гц и анализом вестибулограммы быстрым преобразованием Фурье без применения искусственного интеллекта.

Материалы и методы

Исследования проводились на группе из 25 мужчин, возраст 25–77 лет (СКО=8,7 лет), при одновременном снятии 4 отведений сигнала ЭКГ с помощью электрокардиографа ECG Dongle (ECG Dongle, 2020; Фролов и др., 2021) и записи видео изображения головы человека веб камерой Microsoft LifeCam Cinema (формат видео 640×480) в течение 210 секунд в соответствии со схемой, приведенной на рисунке 1. Синхронизация отсчетов ЭКГ (1000Гц) и записанного видео (30 Гц) на разных устройствах проводилась с помощью привязки к реальному времени. Цифровые отсчеты ЭКГ были записаны на телефон с ОС Андроид Samsung Galaxy S10, а запись видео — на ПК с процессором Intel Core I7.

Далее, видео файлы формата avi были обработаны БПВ с частотой дискретизации 1, 2, 5, 10 Гц и преобразованы в набор 70 поведенческих параметров (Минкин, 2020; Акимов, Минкин, 2021), привязанных к реальному времени исследований. Полученные цифровые данные БПВ были произвольно разделены на группу данных для обучения ИНС (80%) и тестирования ИНС (20%) для каждой частоты дискретизации. По полученным цифровым данным ЭКГ и БПВ проведено обучение трехслойной искусственной нейронной сети с прямой связью, отработанной при диагностике COVID-19 (Акимов, Минкин, 2021), с количеством нейронов (70)×10×5×1, так как количество данных для обучения ИНС заметно уступало количеству данных, использованных при диагностике COVID-19 (Акимов и др., 2022)). Обучение ИНС

проводилось отдельно для каждой частоты дискретизации БПВ, так как получаемые при БПВ параметры не обладают свойством инвариантности и невозможно получить параметры с низкой частотой БПВ из параметров с высокой частотой БПВ. Были исследованы зависимости точности измерения ЧСС при анализе МВ от времени усреднения результата измерений аналогично диагностике COVID-19 (Минкин, Акимов, 2022). Обучение считалось точным, если ИНС воспроизводил данные ЧСС, полученные с датчика ЭКГ с погрешностью ± 3 удара в минуту.

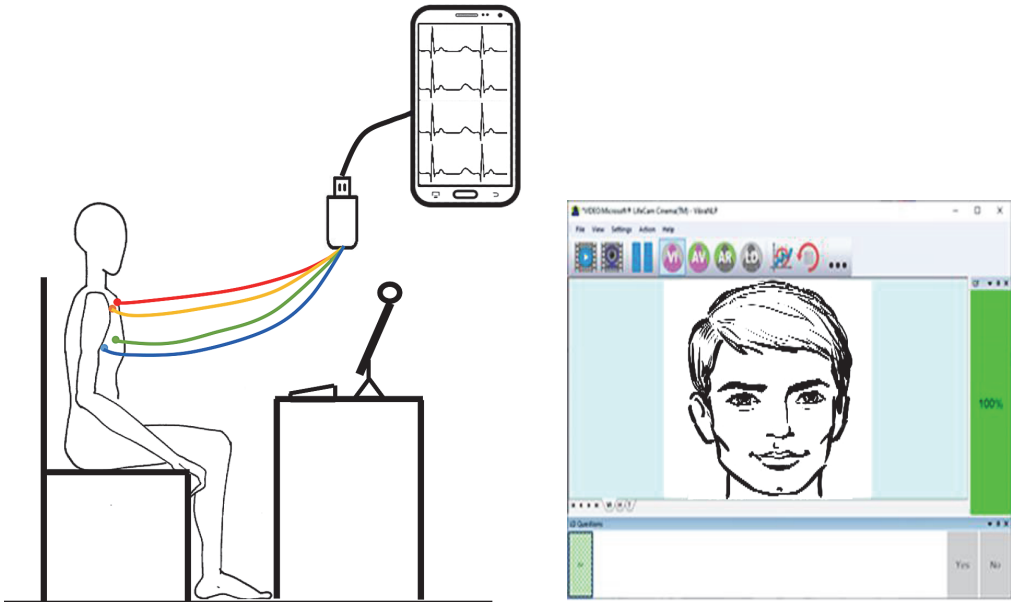


Рис. 1. Схема одновременной записи видео и сигнала ЭКГ

Отдельное исследование без использования ИИ и обучения ИНС было проведено для БПВ записанных видео в 1 параметр амплитудной межкадровой разности двух кадров, просуммированной по всему кадру на частоте 30 Гц, представляющий вестибулограмму сигнала МВ головы. Для каждого видео сигнал вестибуллограммы обрабатывался БПФ и определялся максимум для данного сигнала путем сложения полученных спектров в диапазоне (0,5–3) Гц, по которому определялась ЧСС.

Результаты исследований и обработки данных, полученных при синхронной записи видео головы человека и сигнала ЭКГ, приведены в следующем разделе.

Результаты исследований

Зависимость точности обучения ИНС по БПВ на данных ЭКГ для различных частот дискретизации БПВ 1, 2, 5, 10 Гц приведена на рисунке 2.

Из рисунка 2 следует, что точности измерения ЧСС, полученные при дискретизации БПВ на частоте 2 Гц для независимой тестовой базы данных (Validation), заметно превышают аналогичные результаты, полученные при частоте 1 Гц,

а также при 5 и 10 Гц. Количество накоплений межкадровой разности установлено 10 только для дискретизации по 1 Гц, для выравнивания временного интервала T , по которому проводится анализ БПВ, так как $T=N/f$, а при $N=25$ для частоты БПВ 1 Гц время накопления межкадровой разности составило бы 25 секунд, что существенно превышало времена накопления межкадровой разности для других БПВ.

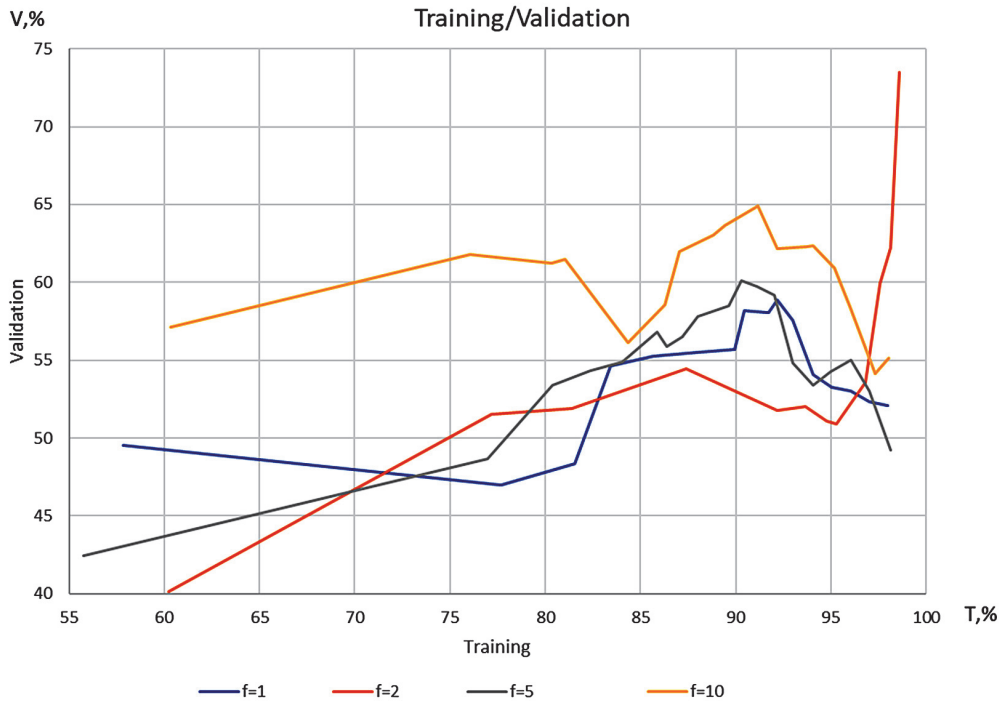


Рис. 2. Зависимость точности измерения тестовой базы (V, %) от точности дискриминации обучающей базы (T, %) для различной частоты дискретизации БПВ с учетом количества накоплений межкадровой разности при обучении ИНС

$f=1$ — частота дискретизации БПВ 1 Гц, количество накоплений межкадровой разности 10;
 $f=2$ — частота дискретизации БПВ 2 Гц, количество накоплений межкадровой разности 25;
 $f=5$ — частота дискретизации БПВ 5 Гц, количество накоплений межкадровой разности 25;
 $f=10$ — частота дискретизации БПВ 10 Гц, количество накоплений межкадровой разности 25

Зависимость точности измерения ЧСС по МВ головы от времени усреднения результата приведена на рисунке 3.

Кривая $f=2V$, приведенная на рисунке 3, показывает, что точность оценки ЧСС по МВ головы для тестовой группы измерений достигает 85% после 25-секундного усреднения результата и нелинейно увеличивается в режиме реального времени, достигая 100% примерно через 100 секунд после начала усреднения.

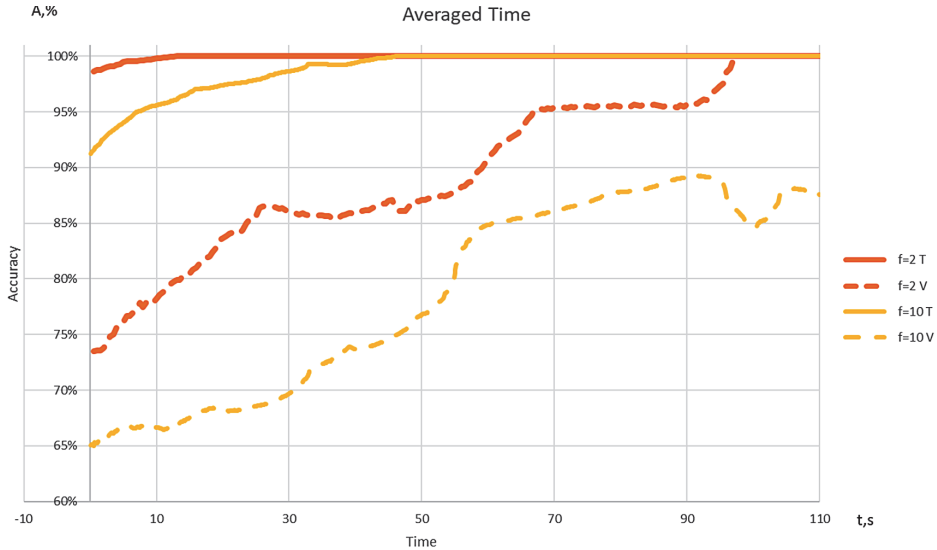


Рис. 3. Зависимость точности измерения ЧСС по МВ головы от времени усреднения результата измерения тестовой (пунктир) и обучающей базе для 2 Гц и 10 Гц

На рисунке 4 приведены корреляционные зависимости ЧСС полученных данных между результатами ЭКГ и БПВ + ИИ по тестовой и обучающей базе для интервалов дискретизации 2 и 10 Гц.

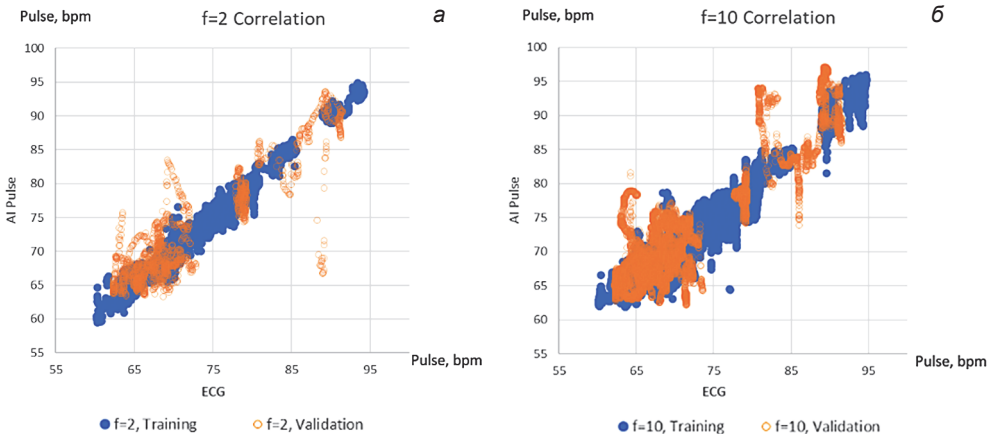


Рис. 4. Корреляционная зависимость измерения ЧСС по МВ головы от ЭКГ измерений для тестовой (Validation) и обучающей (Training) базе данных для 2Гц (а) и 10Гц (б)

Коэффициент корреляции ЧСС между измерениями ЭКГ и ИИ по данным обучающей и тестовой базы для частоты дискретизации БПВ 10 Гц составил 0,97 и 0,89 соответственно, а для частоты дискретизации БПВ 2 Гц составил 0,99 и 0,90 соответственно.

На рисунке 5 приведен типовой сигнал вестибулограммы без макродвижений головы, полученный при усреднении межкадровой разницы для всех элементов фотоприемника по 2 кадрам на частоте 30 Гц. На рисунке 6 приведен частотный спектр сигнала межкадровой разницы (рис. 5), вычисленный быстрым преобразованием Фурье по 256 отсчетам.

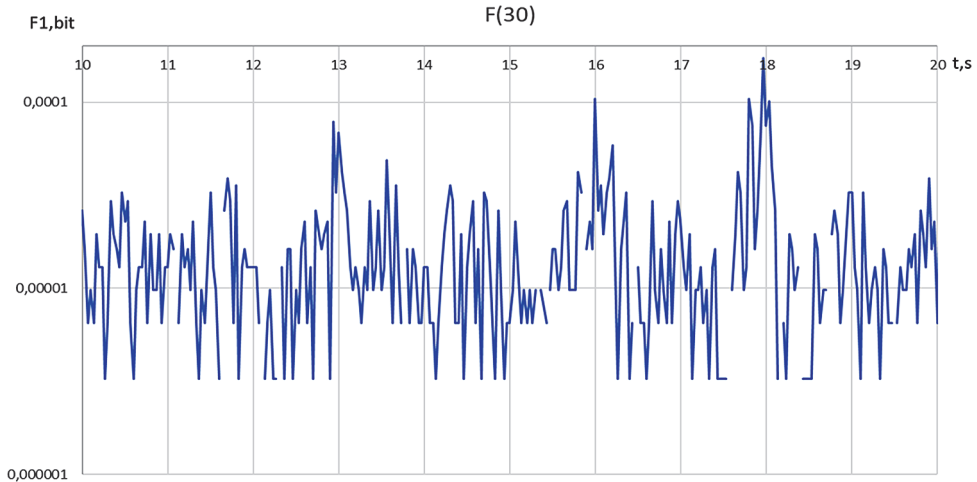


Рис. 5. Типовой сигнал вестибулограммы МВ головы, полученный при усреднении межкадровой разницы по 2 кадрам на частоте 30 Гц

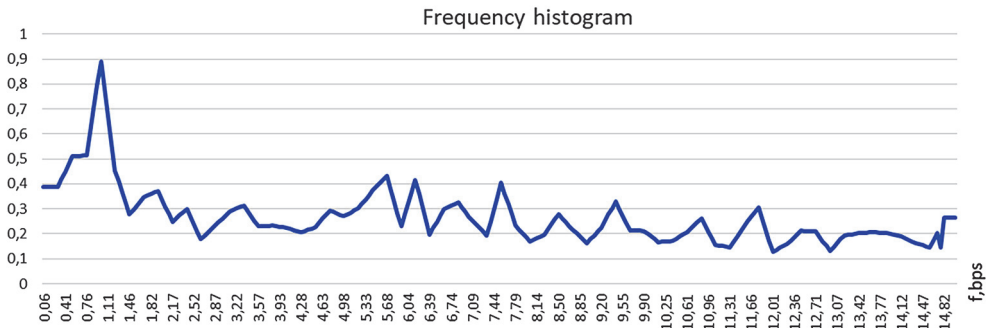


Рис. 6. Типовой частотный спектр вестибулаграммы, полученный при усреднении межкадровой разницы по 2 кадрам на частоте 30 Гц вычисленный быстрым преобразованием Фурье по 256 отсчетам

Так как получаемый максимум спектра вестибулограммы, вычисленный быстрым преобразованием Фурье (около 1 Гц), показался нам достаточно близко совпадающим с ЧСС, мы провели оценку точности определения ЧСС по максимуму спектра Фурье и добавили полученные данные в таблицу измерений ЧСС

с помощью БПВ на частоте 2 Гц и обученного ИИ. Кроме того, были проведены измерения максимума БПФ для 512 и 1024 отсчетов с той же частотой дискретизации, которые показали большую погрешность измерения ЧСС (20% и 26% соответственно).

В таблице приведены данные ЧСС, измеренные ЭКГ и ВИ с помощью ИИ и БПФ. Относительная погрешность измерения ЧСС с помощью ВИ и ИИ относительно ЭКГ в правом столбце определялась по формуле:

$$\eta = \frac{(HR_ECG - HR_VI)}{HR_ECG} \times 100\%$$

Таблица

Средние значения, СКО и погрешность измерения (η) ЧСС, определенные методами ЭКГ (HR_ECG), технологией ВИ (БПВ 2 Гц) и ИИ (HR_VI), технологией ВИ и БПФ по 256 отсчетам

N	Файл видео/Параметр	HR ЭКГ	σ ЭКГ	HR VI	σ VI	η VI	HR FFT	σ FFT	η FFT
Обучение ИНС		Уд/мин	Уд/мин	Уд/мин	Уд/мин	%	Уд/мин	Уд/мин	%
1	2022-10-27 12_35_15VA.avi	68.63	7.45	68.51	2.24	-0.18%	51.78	16.04	-24.56%
2	2022-11-01 10_20_53VM.avi	64.95	1.67	65.04	1.57	0.15%	69.93	33.98	7.68%
3	2022-11-01 10_32_45VM.avi	83.75	0.98	83.91	1.06	0.19%	58.12	16.93	-30.61%
4	2022-11-01 14_57_14GZ.avi	91.48	1.71	91.56	1.69	0.09%	67.25	25.87	-26.49%
5	2022-11-01 15_01_22GZ.avi	64.42	1.13	64.71	1.23	0.44%	62.14	26.93	-3.55%
6	2022-11-01 16_16_25VA.avi	76.51	3.55	76.26	2.28	-0.33%	57.69	23.18	-24.60%
7	2022-11-02 11_33_41VM.avi	80.13	0.44	80.06	0.66	-0.09%	57.70	24.09	-27.99%
8	2022-11-02 11_38_48VM.avi	78.21	0.47	78.18	0.97	-0.05%	56.34	14.83	-27.96%
9	2022-11-02 11_42_55VM.avi	78.04	0.33	77.99	1.02	-0.07%	56.86	21.64	-27.14%
10	2022-11-02 11_52_21VM.avi	70.94	2.01	71.02	1.89	0.12%	74.16	29.56	4.55%
11	2022-11-02 11_57_57VM.avi	72.35	1.21	72.20	1.23	-0.20%	63.88	23.54	-11.70%
12	2022-11-02 12_04_00VM.avi	67.00	0.74	66.92	0.60	-0.13%	57.22	17.72	-14.60%
13	2022-11-03 15_12_41OM.avi	68.11	1.71	68.21	2.04	0.14%	65.96	23.07	-3.16%
14	2022-11-03 15_23_00OM.avi	67.27	1.10	67.18	0.75	-0.15%	65.52	19.81	-2.61%
15	2022-11-09 10_47_33EK.avi	65.55	1.88	65.79	1.67	0.36%	59.56	16.11	-9.14%
16	2022-11-09 10_56_40EK.avi	63.23	1.45	63.72	1.79	0.77%	64.67	26.43	2.27%
17	2022-11-09 11_01_09EK.avi	66.78	1.42	66.80	1.26	0.02%	63.90	21.76	-4.32%
18	2022-11-15 14_05_32DF.avi	71.02	1.79	71.11	2.47	0.11%	64.07	26.06	-9.79%
19	2022-11-15 14_15_34DF.avi	76.19	0.67	75.75	1.10	-0.58%	56.58	20.44	-25.74%
20	2022-11-03 12_35_28VM.avi	73.63	1.03	73.45	1.33	-0.25%	64.22	26.86	-12.77%
21	2022-11-03 12_40_27VM.avi	76.76	1.44	76.86	1.56	0.13%	64.15	22.06	-16.42%
Среднее значение						$\pm 0.22\%$			$\pm 15.13\%$

Таблица (окончание)

N	Файл видео/Параметр	HR ЭКГ	σ ЭКГ	HR VI	σ VI	η VI	HR FFT	σ FFT	η FFT
Тестирование ИНС		Уд/ мин	Уд/ мин	Уд/ мин	Уд/ мин	%	Уд/ мин	Уд/ мин	%
1	2022-11-01 10_26_29VM.avi	64.88	0.79	65.32	0.87	0.68%	68.61	24.38	5.75%
2	2022-11-01 14_53_07GZ.avi	87.57	3.31	86.05	5.84	-1.74%	76.93	26.16	-12.16%
3	2022-11-01 16_11_20VA.avi	64.56	1.56	66.15	1.51	2.47%	55.53	16.72	-13.99%
4	2022-11-03 15_18_29OM.avi	78.80	0.38	77.99	1.87	-1.03%	61.31	31.87	-22.19%
5	2022-11-09 10_52_24EK.avi	69.47	1.41	71.54	4.65	2.98%	64.63	29.42	-6.96%
6	2022-11-15 14_11_32DF.avi	68.78	1.75	68.28	1.80	-0.73%	54.93	16.10	-20.13%
7	2022-11-03 12_22_45VM.avi	67.83	2.08	69.49	1.83	2.44%	69.32	30.04	2.20%
Среднее значение						$\pm 1.72\%$			$\pm 11.91\%$

Результаты, приведенные в таблице, показывают, что погрешность измерения среднего значения ЧСС по видео файлам длительностью 3 минуты для тестовой базы в 8 раз превосходит погрешность для обучающей базы, но при этом находится в пределах 2% для измерений с обученным ИИ. Относительная погрешность измерения ЧСС при БПФ межкадровой разности на 30 Гц примерно в 10 раз превышает погрешность при измерении ЧСС ИИ с БПВ на 2 Гц для максимальных значений и примерно в 8 раз для средних значений.

Обсуждение и анализ полученных результатов

Мы начинали обучение ИНС и измерения ЧСС с помощью ИИ при анализе МВ головы с настроек БПВ, полученных при диагностике COVID-19, т. е. с частоты дискретизации 10 Гц при 25 накоплениях межкадровой разности. Мы ожидали, что если с такими настройками смогли диагностировать COVID-19 с точностью выше 90% (Акимов и др., 2022), то пульс и ЧСС можно будет определить с не меньшей точностью с аналогичными настройками БПВ. Однако, результат обучения ИИ, полученный для частоты дискретизации БПВ 10 Гц нас удивил своей низкой точностью (рис. 2). Тогда нам пришлось вспомнить свои более ранние публикации, в которых мы предположили, что согласно принципу Соответствия для точного выявления физиологического или психофизиологического процесса частота дискретизации БПВ должна примерно совпадать с частотой исследуемого физиологического процесса (Акимов и др., 2022). Частота БПВ 10 раз в секунду значительно превышает частоту определения кардиоинтервала, который определялся как временной период между двумя зубцами R-R на ЭКГ. Таким образом значение ЧСС измерялось примерно 1 раз в секунду при нормальном ЧСС=60 ударов в минуту. Вероятно, при дискретизации БПВ с частотой 10 раз в секунду ИНС и ИИ плохо обучаются, потому что не понимают, как может одному значению ЧСС соответствовать различные значения БПВ. При этом, как показано на рисунке 2, точность измерения ЧСС (по результатам тестовой группы) на БПВ 10 Гц

оказалась несколько выше, чем точность измерения на БПВ 5 Гц и 1 Гц. Уточним, что зависимости точности обучения отбиралась по лучшим результатам из не менее 100 выборок обучения на каждой частоте дискретизации и при кажущейся странности графиков (низкие значения точности для БПВ 2Гц до 95% точности обучающей группы) они имели устойчивый характер. Этот устойчивый характер результатов показывал, что 5 лучших алгоритмов обучения ИНС на БПВ 2 Гц всегда показывали лучшую точность, чем 5 лучших алгоритмов обучения ИНС на БПВ 10 Гц, если все остальные настройки были идентичны. Причем точность измерения ЧСС мы оценивали не только по точности измерения в тестовой группе (рис. 2), а прежде всего по временной зависимости точности измерения от усреднения результатов (рис. 3), так как некоторые алгоритмы, показывающие высокую точность по графику 2, проигрывали алгоритмам с более низкой точностью по графику 2, но имеющих более высокую точность по графику 3.

Таким образом точность измерения ЧСС на полученной базе данных оказалась максимальной именно для БПВ 2 Гц. Частота дискретизации БПВ 1 Гц становится слишком малой для определения ЧСС, так как среднее значение пульса в исследованной выборке было ЧСС=72,4 (рис. 7), что превышает частоту БПВ в 1 Гц. Плотность распределения ЧСС, приведенная на рисунке 7 далека от нормального или равномерного распределения, что подчеркивает ограниченный размер исследуемой выборки при обучении ИИ. Использование мгновенных значений ЧСС определенных по R-R интервалу и вариабельности пульса вместо средних значений позволило увеличить количество значений ЧСС при обучении ИИ с 25 до 39308 отсчетов, т. е. примерно в 1500 раз.

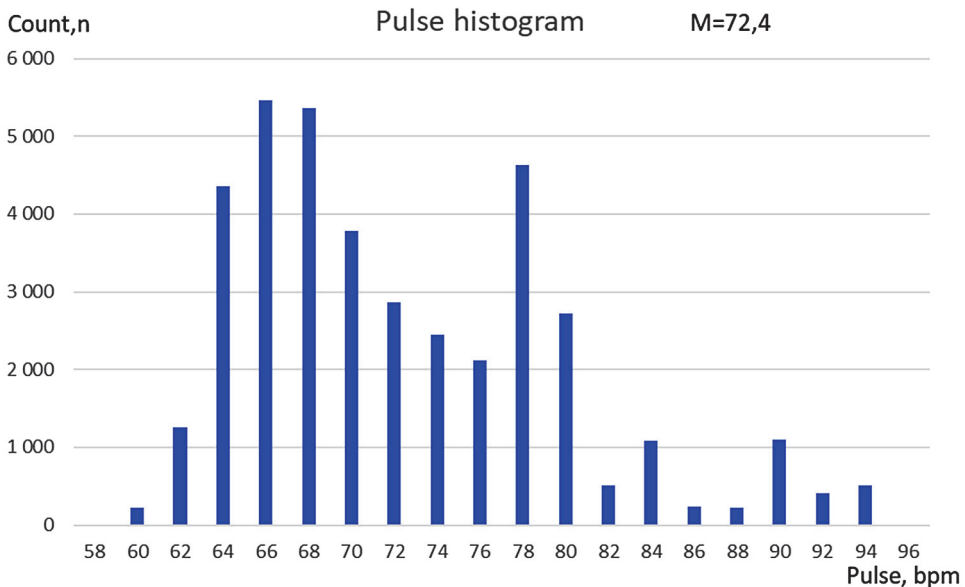


Рис. 7. Плотность распределения ЧСС по результатам ЭКГ измерений для исследованной группы

Кроме того, на точность измерения самого процесса МВ головы влияет шум фотоприемника, который оказывается сравним с сигналом от МВ при относительно медленных движениях и высокой частоте дискретизации (Минкин, 2019). Так как процесс диагностики COVID-19 был практически статическим, т. е. зараженность человека COVID-19 не изменялась в процессе диагностики или измерения (пациент был здоров или болен), поэтому временной шум от фотоприемника, который носит случайных характер, усреднялся и не влиял на результат диагностики COVID-19. Однако, при измерении динамического процесса ЧСС, обладающего вариабельностью сердечного ритма (Баевский, 2001), временной шум фотоприемника, а также изменение освещенности оказывает большее влияние на меньшее перемещение при анализе МВ. Правильный выбор интервала или частоты дискретизации для максимально точного вычисления сложного сигнала при многофакторном воздействии динамических шумов — это сложная задача, в идеале решаемая с помощью теоремы Шеннона-Найквиста-Котельникова (Nyquist, 1928; Котельников, 1933; Shannon, 1949) для случайных и не коррелируемых с исследуемым процессом шумов. Но на практике для выделения биологических и сложных технических сигналов в условиях реального времени большее внимание уделяют экспериментальным результатам, а не теоретическим (Новицкий, 1975), которые как раз учитывают коррелирующие с сигналом помехи, шумы и взаимные зависимости между вариабельностью сердечного ритма (ВСР) и вариабельностью МВ. В случае использования БПВ оказалось, что увеличение частоты дискретизации более чем в 2 раза относительно ЧСС приводит к снижению точности восстановления процесса именно из-за уменьшения регистрируемого уровня микроперемещений ниже уровня шумов и дает большие ошибки измерения ЧСС. Получилось, что разложение процесса МВ головы на 70 независимых параметров, отвечающих за части процесса перемещений, нарушает действие теоремы Шеннона-Найквиста-Котельникова, в то время как использование общей характеристики МВ головы (общей межкадровой разности по всему кадру) подтверждает ее правильность для естественного сигнала вестибулограммы.

Проведенные исследования подтвердили выдвинутую ранее гипотезу (Минкин, 2022), что МВ головы следует рассматривать как источник информации, практически, всех физиологических сигналов и психофизиологических патологий. Полученную точность определения ЧСС по МВ головы не следует считать окончательной, увеличение базы данных и расширение исследуемого диапазона ЧСС, а также использование более сложных ИНС может привести к изменению точности измерения ЧСС при анализе МВ. Если для фотоплетизмографии основной задачей является выявление основного сигнала из уровня шумов (Allen, 2008; Verkruyse et al., 2008; Wu et al., 2012; Lai et al., 2022), то оценка ЧСС из МВ решает противоположную задачу — выявление шума от ЧСС, влияющего на МВ, что является на порядок более сложной задачей.

Предположительно, высокой точности измерения ЧСС по МВ головы с помощью обученного ИИ (таблица, погрешность менее 2%) при малом количестве измерений удалось добиться за счет синхронизации ВСР и параметров МВ головы. Обучение ИИ по усредненным результатам ЧСС бес учета ВСР давало значительно

меньшие результаты точности для тестовой базы, потому мы не приводим эти характеристики в данном исследовании. ВСП и МВ являются хронобиологическими процессами с явно или неявно выраженными периодами, причем, если периоды ВСП имеют биологическую природу, то регистрируемые периоды МВ головы кроме биологической природы зависят от настроек технологии ВИ. Именно временная привязка мгновенных значений ЧСС, измеренных ЭКГ, к мгновенным значениям параметров ВИ с выбранной частотой дискретизации при обучении ИНС позволила значительно повысить количество информативных входных данных, а, следовательно, и точность обучения ИНС.

Предполагается провести следующую работу по оценке других физиологических параметров, например измерению температуры тела человека или анализу уровня кислорода в крови при анализе МВ. Однако мы не рассчитываем на получение столь быстрого результата при измерении температуры тела по анализу МВ головы, прежде всего потому, что вариабельность температуры тела предположительно имеет циркадный ритм (Kelly, 2007; Słomko, Zalewski, 2016) и для набора данных с разной температурой тела, синхронно привязанных к МВ головы, потребуется значительно большее время. Практически все физиологические параметры и характеристики человека подвержены хронобиологическим изменениям, причем многие из них имеют периоды значительно короче циркадного ритма (Halberg, 1987; Бланк М., Бланк О., 2010). Использование хронобиологических зависимостей между физиологическими сигналами позволяет получать большие потоки коррелирующих данных в ходе измерения одного человека, что позволяет эффективно использовать полученные данные для обучения ИИ или нахождении зависимостей между физиологическими параметрами при условии их корректной временной синхронизации и технического согласования.

Большая часть предыдущих исследований, проведенных технологией ВИ, была направлена на выявление характеристик человека (Минкин, Целуйко, 2014; Минкин, Николаенко, 2022), которые не могли быть получены другими методами психофизиологических исследований. Такой подход был вызван необходимостью решения актуальных задач, но он дал возможность критикам технологии ВИ (Wright, 2020) утверждать, что результаты измерений технологии ВИ невозможно проверить. Потому в данном исследовании мы показали, что технология ВИ может измерить и наиболее известные физиологические сигналы, например ЧСС, при этом точность измерений ЧСС технологией ВИ может достигать как точности аналогичных бесконтактных телевизионных методов (Verkruysse et al., 2008; Wu et al., 2012; Ouyang et al., 2020), так и традиционным контактными (Haescher et al., 2015) и фотоплетизматических методов измерения ЧСС (Allen, 2008).

Естественно, мы понимаем, что размер группы проведенного исследования недостаточен, чтобы делать окончательные выводы о возможности практического измерения ЧСС с высокой точностью на основе анализа МВ головы человека с помощью технологии ВИ и предобученного ИИ произвольной телевизионной системой. Использование в данном исследовании малошумящих веб камер и лабораторные условия проведения исследования пока ограничивают возможность использования разработанной технологии. Кроме того, точность 98% и погрешность

менее 2% были достигнуты после значительного времени усреднения результатов измерений порядка 100 секунд. Для практического применения результатов исследований необходимо уменьшать время измерений ЧСС при анализе МВ до стандартных 10 секунд при сохранении полученной точности оценки ЧСС при анализе МВ, что и предполагается осуществить в продолжении исследований.

Заключение

Проведенные исследования подтверждают гипотезу о связи параметров микровибраций головы с различными физиологическими системами организма (Минкин, 2022) и возможность получения различных физиологических сигналов организма при анализе микродвижений головы человека. Измерение ЧСС при обработке видео сигнала открывает новые возможности выявления ЧСС в телемедицине при проведении телеконференций, а также в мобильных телефонах и устройствах, имеющих телевизионные камеры и процессоры.

Показанная возможность использования хронобиологических зависимостей между физиологическими параметрами человека для обучения ИИ позволяет значительно повышать эффективность сбора физиологических и биомедицинских данных, получать в тысячи раз больше информативных значений физиологических параметров и исследовать зависимости между физиологическими сигналами при проведении измерений одного человека в течение нескольких минут.

Дополнительные материалы

Данные измерений и обработки, полученные в ходе текущего исследования, доступны для скачивания <https://psymaker.com/downloads/VibraHR.zip>

Литература:

1. Акимов, В. А., Минкин, В. А. (2021) *Определение значимых поведенческих параметров при диагностике COVID-19 с помощью настройки искусственных нейронных сетей*, Современная психофизиология. Технология виброизображения, Тр. 4-й Международной научно-технической конференции, июнь 2021 г., Санкт-Петербург, Россия. СПб.: Элсис, 2021, No. 1 (4), С. 76–87. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.06>
2. Акимов, В. А. и др. (2022) *Методы повышения точности диагностики COVID-19 при обработке видео микродвижений головы человека технологией виброизображения и искусственным интеллектом*, Современная психофизиология. Технология виброизображения, Тр. 5-й Международной научно-технической конференции, июнь 2022 г., Санкт-Петербург, Россия. СПб.: Элсис, 2022, No. 1 (5), С. 52–69. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC5.RU.04>
3. Баевский, Р. М. и др. (2001) *Анализ вариабельности сердечного ритма при использовании различных электрокардиографических систем*, Вестник аритмологии, 2001, No. 24, С. 65–87.
4. Бланк, М. А., Бланк, О. А. (2010) *Хронобиомедицина для онкологии*. СПб.: Ника, 2010.
5. Котельников, В. А. (2006) *О пропускной способности эфира и проволоки в электросвязи*, Материалы к I Всесоюзному съезду по вопросам технической реконструкции дела связи и развития слаботочной промышленности. Всесоюзный энергетический комитет. 1933. Репринт. воспр. УФН, 2006. No. 176 (7), С. 762–770.

6. Минкин, В. А. (2007) *Виброизображение*. СПб.: Реноме. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.B.RU.VI.2007>
7. Минкин, В. А., Целуйко, А. В. (2014) *Практические результаты применения систем технического профайлинга для обеспечения безопасности на транспорте*, Транспортное право, 2014, No. 3.
8. Минкин, В. А. (2020) *Виброизображение, кибернетика и эмоции*. СПб.: Реноме. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.B.RU.VCE.2020>
9. Минкин, В. А. (2019) *О точности технологии виброизображения*, Современная психофизиология. Технология виброизображения, Тр. 2-й Международной научно-технической конференции, июнь 2019 г., Санкт-Петербург, Россия. СПб.: Элсис, 2019, No. 1 (2), С. 167–179. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC2.RU.21>
10. Минкин, В. А., Акимов, В. А. (2022) *Диагностика COVID-19 при 5-секундной обработке видео изображения лица человека*, Современная психофизиология. Технология виброизображения, Тр. 5-й Международной научно-технической конференции, июнь 2022 г., Санкт-Петербург, Россия. СПб.: Элсис, 2022, No. 1 (5), С. 7–24. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC5.RU.01>
11. Минкин, В. А. (2022) *Революция в телемедицине с помощью новых подходов исследования микровибраций головы человека для диагностики заболеваний и здоровья*, Современная психофизиология. Технология виброизображения, Тр. 6-й Международной научно-технической конференции, июнь 2023 г., Санкт-Петербург, Россия. СПб.: Элсис, 2023, No. 1 (6), С. 7–22. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC6.RU.01>
12. Новицкий, П. В. (1975) *Электрические измерения неэлектрических величин*. Л.: Энергия.
13. Рорахер, Г., Инанага, К. (1969) *Микровибрация: ее биологическая функция и клинко-диагностическое значение*. Hans Huber Bern Stuttgart Wien publishing.
14. Фролов, Д. С. и др. (2021) *Применение дистанционного мобильного мониторинга с помощью электрокардиографа ECG-DONGLE у пациентов, страдающих хронической сердечной недостаточностью*, ВМА Выпуск, 2021, Т. 23, No. 4.
15. Allen, J. (2007) *Photoplethysmography and Its Application in Clinical Physiological Measurement*, *Physiol. Meas.* 28 (2007) R1–R39, doi:10.1088/0967-3334/28/3/R01
16. ECG Dongle [Electronic resource]. Available at: <https://cardio-cloud.ru/> (Access: 06 March 2020).
17. Haescher, M. et al. (2015) *A Study on Measuring Heart — and Respiration-Rate via Wrist-Worn Accelerometer-based Seismocardiography (SCG) in Comparison to Commonly Applied Technologies*, Conference: iWOAR 2015 — 2nd international Workshop on Sensor-based Activity Recognition and Interaction. doi:10.1145/2790044.2790054
18. Halberg, F. (1987) *Perspectives of Chronobiologic Engineering*, NATO ASI Series, 1987, Vol. 120, pp. 1–46.
19. Inanaga, K., Sugano, H. (1958) *Microvibration of the Brain*, *Folia Psychiatrica et Neurologica Japonica*, 1958, Vol. 12, No. 3.
20. Kelly, G. S. (2007) *Body Temperature Variability (Part 2): Masking Influences of Body Temperature Variability and a Review of Body Temperature Variability in Disease*, *Alternative Medicine Review*, 2007, Vol. 12, No. 1.
21. Lai et al., (2022) *Imaging PPG for In Vivo Human Tissue Perfusion Assessment during Surgery*, *J. Imaging* 2022, 8, 94. <https://doi.org/10.3390/jimaging8040094>
22. Minkin, V. A., Nikolaenko, N. N. (2008) *Application of Vibraimage Technology and System or Analysis of Motor Activity and Study of Functional State of the Human Body*, *Biomedical Engineering*, 2008, Vol. 42, No. 4, pp. 196–200. <https://doi.org/10.1007/s10527-008-9045-9>
23. Minkin, V. A. et al. (2020) *COVID-19 Diagnosis by Artificial Intelligence Based on Vibraimage Measurement of Behavioral Parameters*, *Journal of Behavioral and Brain Science*, 2020, 10, pp. 590–603. <https://doi.org/10.4236/jbbs.2020.1012037>
24. Mohri, K. et al. (2010) *Sensing of Human Micro-vibration Transmitted Along Solid Using Pico-Tesla Magneto-impedance Sensor (pT-MI Sensor)*, *Piers online*, 2010, Vol. 6, No. 2.

25. NASA (1965) *Ballistocardiography. A Bibliography*. NASA SP-7021 (FAA AM 65-15).
26. Nyquist, H. (1928) *Certain Topics in Telegraph Transmission Theory*, Trans. AIEE, 1928, Vol. 47 (2). doi:10.1109/t-aiee.1928.5055024
27. Ouyang, et al. (2020) *Video-based AI for Beat-to-Beat Assessment of Cardiac Function*, Nature, 2020, April, 580 (7802), pp. 252–256. doi:10.1038/s41586-020-2145-8
28. Rohracher, H. (1946) *Schwingungen des Menschlichen Organismus*, Anz. d. Wissensch., 1946, Vol. 3, p. 230.
29. Sekine, et al., (1999) *Apparatus for Detecting Using a Difference between First and Second Image Signals*. US Patent No. 5579045.
30. Shannon, C. E. (1949) *Communication in the Presence of Noise*, Proc. Institute of Radio Engineers, 1949, Vol. 37, No. 1, pp. 10–21.
31. Slomko, J., Zalewski, P. (2016) *The Circadian Rhythm of Core Body Temperature (Part I): The Use of Modern Telemetry Systems to Monitor Core Body Temperature Variability*, PolHypRes 2016, Vol. 55, Issue 2, pp. 79–83. doi: 10.1515/phr-2016-00014
32. Verkruysse, et al. (2008) *Remote Plethysmographic Imaging Using Ambient Light*, Opt Express, 2008, December 22, 16 (26), pp. 21434–21445.
33. Viejo, C. G. et al. (2018) *Non-Contact Heart Rate and Blood Pressure Estimations from Video Analysis and Machine Learning Modelling Applied to Food Sensory Responses: A Case Study for Chocolate*, Sensors, 2018, 18, p. 1802. doi:10.3390/s18061802
34. Wright, J. (2020) *Suspect AI: Vibraimage, Emotion Recognition Technology, and Algorithmic Opacity*. arXiv 2020, arXiv:2009.00502
35. Wu, H.-Y., Rubinstein, M., Shih, E. et al. (2012) *Eulerian Video Magnification for Revealing Subtle Changes in the World*, Association for Computing Machinery: New York, NY, USA.