

Методы повышения точности диагностики COVID-19 при обработке видео микродвижений головы человека технологией виброизображения и искусственным интеллектом

В. А. Акимов¹, В. А. Минкин¹, В. И. Седин²

¹ ООО «Многопрофильное предприятие «Элсис», Санкт-Петербург, Россия,
minkin@elsys.ru

² ФГБУ ГНЦ ФМБЦ им. А. И. Бурназяна ФМБА России,
Москва, Россия

Аннотация: Изложены методы цифровой обработки видео головы человека технологией виброизображения, включающие различные подходы к повышению информативности биометрических данных, получаемых из видео. Рассмотрены различные настройки дискретного преобразования виброизображения (DVT). Предложена замена локальной дискретизации движений человека на облачную дискретизацию, включающую диапазон частот (5–10) Гц и временных интервалов 25–30 кадров накопления межкадровой разницы для повышения точности диагностики COVID-19. Исследован метод повышения количества измеряемых поведенческих параметров для обеспечения не менее 90% точности диагностики COVID-19. Предложен метод раздельного обучения искусственного интеллекта на данных поведенческих параметров, полученных в начале и конце заболевания. Проведены сравнительные исследования обеспечения требуемой точности диагностики COVID-19 и выдвинута гипотеза возможности диагностики произвольного заболевания при анализе микродвижений головы человека технологией виброизображения и искусственным интеллектом.

Ключевые слова: COVID-19, виброизображение, поведенческие параметры, видео изображение, искусственные нейронные сети, искусственный интеллект, вестибулярная система.

Methods of COVID-19 Diagnosis Accuracy Improving by Human Head Micromovement Video Processing Using Vibraimage Technology and Artificial Intelligence

Valery A. Akimov¹, Viktor A. Minkin¹, Viktor I. Sedin²

¹Elsys Corp, St. Petersburg, Russia, minkin@elsys.ru

²FGBU SSC FMBC named after A. I. Burnazyan FMBA of Russia,
Moscow, Russia

Abstract: Digital processing methods of human head video by vibraimage technology are outlined, including various approaches to increasing the information content of biometric data. The replacement of local sampling of human movements with cloud sampling is considered, including a frequency range of (5–10) Hz and time intervals of 25–30 frames of inter-frame difference accumulation to improve the accuracy of COVID-19 diagnostics. A method has been explored to increase the number of measured behavioral parameters to ensure not less 90% accuracy for COVID-19 diagnosis. The method for

separate artificial intelligence training by the behavioral parameters data obtained at the beginning and end of the disease is proposed. Comparative studies have been carried out to ensure the required accuracy of diagnosing a disease and a hypothesis has been proposed for the possibility of an arbitrary disease diagnosis by human head micromovement analysis based on vibraimage technology and artificial intelligence.

Keywords: COVID-19, vibraimage, behavioral parameters, video image, artificial neural networks, artificial intelligence, vestibular system.

Введение

На каждой конференции по технологии виброизображения были представлены доклады о принципах действия технологии виброизображения, рассматривая ее с различных точек зрения и открывая новые возможности получения информации о человеке. На первой конференции была описана история развития технологии виброизображения, основанная на биологических принципах, предложенных Сеченовым, Дарвином, Фрейдом, Павловым, Юнгом, Бернштейном, Лоренцом, Мира-и-Лопес, Гарднером, которые использовались для понимания и разработки технологии виброизображения (Minkin, Nikolaenko, 2008; Минкин, 2007; 2018). На второй конференции был опубликован обзор применений технологии виброизображения (Минкин, 2019а), так как использование технологии виброизображения для решения различных технических, психологических, биологических или медицинских задач требует реализации различных подходов к настройкам системы. На третьей конференции была предложена концепция вибропсихологии и вибромедицины, как самостоятельных научных направлений (Минкин, 2020а). На четвертой конференции были рассмотрены четыре поколения систем виброизображения на основе различных метрологических принципов построения измерительных систем (Минкин, 2021а). Технической базой технологии виброизображения являются теория информации (Hartley, 1928; Колмогоров, 1968) и кибернетика (Wiener, 1948; Shannon, 1948). Мы рассматриваем человека как кибернетическую систему, имеющую постоянную обратную связь внутри и между компонентами физиологической системы (Новосельцев, 1978), и любой патологический процесс, например болезнь, влияет на нормальную физиологию, как помеха влияет на информационный сигнал в технической системе.

Казалось, что уже все аспекты технологии виброизображения были разложены по своим полочкам и ничего нового не придумать. Но оказалось, что жизнь постоянно ставит перед нами новые задачи и для их решения необходимо существенное развитие технологии виброизображения и извлечение из видео изображения значительно большего объема информации, чем это происходило ранее. Еще в первой монографии о виброизображении было показано, что возможность получения информации ограничена производительностью аппаратного обеспечения (Минкин, 2007), и, практически, все программы виброизображения строились на основе средних по производительности компьютеров, доступных для пользователей. При этом, даже самые первые версии программ виброизображения параллельно измеряли параметры психофизиологического состояния человека,

используя различные настройки по накоплению информации о движении (Минкин, Качалин, 2020) с настройками межкадровой разности N (2, 10, 100) и частоте кадров F (5, 30). Большая часть параметров психофизиологического состояния (ПФС) измерялась при более низкой частоте 5 Гц для того, чтобы снизить нагрузку на процессор и повысить отношение сигнал-шум при измерении микродвижений головы человека. Таким образом, изначально в технологии виброизображения были сформулированы следующие принципы повышения информативности получаемых данных из видео изображения:

1. Принцип дискретизации. Частота преобразования видео в параметры виброизображения должна быть максимальной при минимальном уровне шума видео изображения. По реальному видео изображения головы человека практически невозможно отделить шум от движения. Естественно, что увеличение частоты опроса приводит к увеличению шума и уменьшению информации о движении, информативный для анализа микродвижений головы человека диапазон частот составляет 5–15 Гц в зависимости от освещенности и чувствительности камеры (Минкин, 2007).

2. Принцип соответствия. Время накопления межкадровой разности должно совпадать с периодом анализируемого физиологического процесса, несовпадение накопления межкадровой разности с анализируемым физиологическим или психофизиологическим процессом приводит к потере биометрической информации. В текущих программах время накопления варьируется от 2,5 до 20 секунд в зависимости от решаемой задачи (Минкин, 2020б; Минкин, 2021б; Minkin, Myasnikova, 2018).

3. Принцип оптимальности. Количество измеряемых поведенческих параметров должно быть минимально достаточное для анализа исследуемого физиологического процесса или реакции на предъявляемый стимул. В текущих программах виброизображения количество измеряемых параметров варьируется от 1 до 10,000 в зависимости от решаемой задачи (Минкин, 2020б; Minkin et al., 2020; Акимов, Минкин, 2021; Минкин, Акимов, 2022).

В различных применениях основные настройки систем виброизображения, ответственные за получение биометрической информации, изменяются в достаточно широких пределах. Возможность повышения информативности виброизображения при использовании теплового изображения (Kolobashkina, Alyushin, 2020) представляется достаточно спорной, так как требует набора значительной статистики для разработки новых формул и определения норм на измеряемые параметры (Акимов, Диденко, Минкин, 2020). Более того тепловое изображение проигрывает стандартному видео по уровню шумов и контраста, а эти параметры определяют качество виброизображения. Целью данной работы является определение критериев биометрической информативности видео и исследование новых подходов получения дополнительной информации из видео изображения головы человека технологией виброизображения для обеспечения заданной точности диагностики COVID-19 не менее 90% за минимальное время 5–20-секундного тестирования и при диагностике других заболеваний.

Материалы и метод

Гипотеза о том, что диагностику COVID-19 можно проводить, анализируя видеоизображение головы человека, была выдвинута нами еще в 2020 году и подтверждена результатами измерения поведенческих параметров с помощью предварительного обученного ИИ на видео больных и здоровых людей в ходе 60-секундного тестирования (Минкин, Бобров, 2020; Minkin et. al., 2020). В дальнейшем, разработчики технологии виброизображения провели ряд исследований на относительно небольшой выборке (7 пациентов с подтвержденным диагнозом COVID-19, 5 мужчин и 2 женщины, возраст до 40 лет, 110 видео), демонстрирующих возможность диагностики COVID-19 за более короткое время тестирования 5–20 секунд (Минкин, Акимов, 2022; Минкин, Косенков, 2021) с точностью более 95%.

В данном исследовании мы покажем, как повысить точность диагностики COVID-19 при увеличении размера базы данных до 324 видео (153 контроль и 171 COVID-19, включая 107 видео контроля и 128 видео пациентов на обучение, отобранные случайным образом 46 видео контроля и 43 видео пациентов на тестирование) за счет увеличения количества информации, получаемого из видео изображений. Пациенты с подтвержденным диагнозом COVID-19 (с вариантом омикрон, 5-й волны добавлены в базу данных пациентов вариантов альфа и дельта), подписавшие информированное согласие и предоставившие свое видео для обработки, являются сотрудниками предприятия Элсис, Санкт-Петербург, возраст 20–73 лет, 18 пациентов, 8 мужчин и 10 женщин. Измерения микродвижений головы проводились в стандартном режиме (Minkin et al., 2020) веб камерой Microsoft LifeCam Studio с разрешающей способностью 640×480 элементов, подключенной к компьютерам с процессором не ниже Intel Core i7. Расстояние между камерой и головой исследуемого сидящего напротив камеры человека составляло 1 метр, освещенность объекта исследований (лица исследуемого человека) составляла не менее 500 люкс. Длительность каждого видео составляла 210 секунд, для обработки и последующей диагностики использовалось видео после 10-й секунды, так как в первые секунды после появления человека в кадре происходит установка текущих поведенческих параметров (ПП), определяемых по микродвижениям головы человека. На рисунке 1 приведено расположение испытуемого относительно веб камеры, расположенной на мониторе при само-тестировании и записи видео, включая контролируемое положение тестируемого лица на экране монитора.

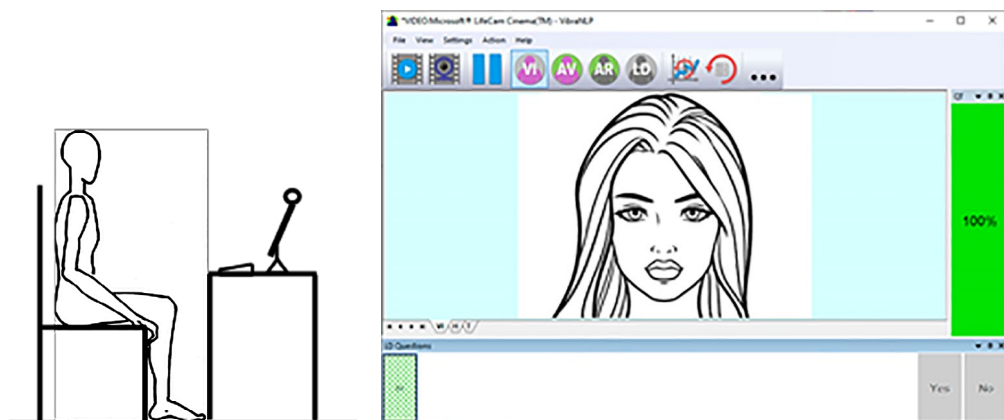


Рис. 1. Положение испытуемого при самотестировании и записи видео относительно веб камеры и расположение лица на мониторе в интерфейсе программы Covid5s.

Измерение ПП и диагностика заболевания происходила с частотой 10Гц, поэтому каждое 200 секундное видео содержит примерно 2000 мгновенных результатов диагностики COVID-19. Общее количество мгновенных результатов диагностики COVID-19 в исследуемой базе данных 324 видео составило более 700000 значений.

Результаты исследований

Увеличение количества измеряемых поведенческих параметров и изменение структуры ИНС

Долгое время мы использовали 40 ПП (Акимов, Минкин, 2021) как основной массив данных для диагностики COVID-19. Однако, относительно низкие результаты точности диагностики при обучении ИИ на базе 252 видео и тестировании на независимой базе данных (полученные с использованием 40 ПП) позволили предположить, что увеличение количества ПП, используемых для диагностики COVID-19, может привести к повышению точности. Напомним, что 40 ПП были получены с использованием стандартного пакета ПП, используемого в классическом психофизиологическом тестировании (Минкин, 2020б). Стандартный набор 40 ПП включает в себя 12 основных ПП, дополненные СКО и вариабельностью за анализируемый промежуток времени 5-секундного тестирования. Таким образом, 12 ПП превращаются в 36 значений ПП, к которым добавляются еще 4 основные характеристики — энергетическая и информационная составляющая, текущее значение ПФС (Минкин, 2017) и суммарная корреляция между ПП (Минкин, 2020б). При этом, общее количество измеряемых системой виброизображения параметров значительно больше, и кроме основных ПП система виброизображения определяет ряд параметров, не предполагавших привязку к текущему психофизиологическому состоянию. Дополнительно измеряются параметры амплитуды,

частоты, симметрии и обработки виброизображения (Минкин, 2007). Для начала мы решили дополнить ряд ПП параметрами амплитуды (4 параметра) и частоты (5 параметров) вибрации, параллельно измеряемыми при различных настройках $N=2, 10, 25$, их СКО и вариабельностью. Следовательно, всего было добавлено еще 28 ПП к 40, и их общее количество достигло 68 ПП. Естественно, пришлось несколько изменить структуру используемой для обучения искусственной нейронной сети, увеличив входной слой до 68 нейронов. Структура используемой для обучения линейной трехслойной ИНС $68 \times 20 \times 1$ достаточно подробно описана в предыдущих работах (Minkin et al., 2020; Акимов, Минкин, 2021) и не была изменена в проводимых исследованиях.

На рисунке 2 приведена зависимость мгновенной точности диагностики A тестовой базы данных пациентов и контроля COVID-19 от точности дискриминации обучающей базы данных D при различных вариантах обучения ИНС для 40 ПП и 68 ПП, полученная на 324 видео файлах.

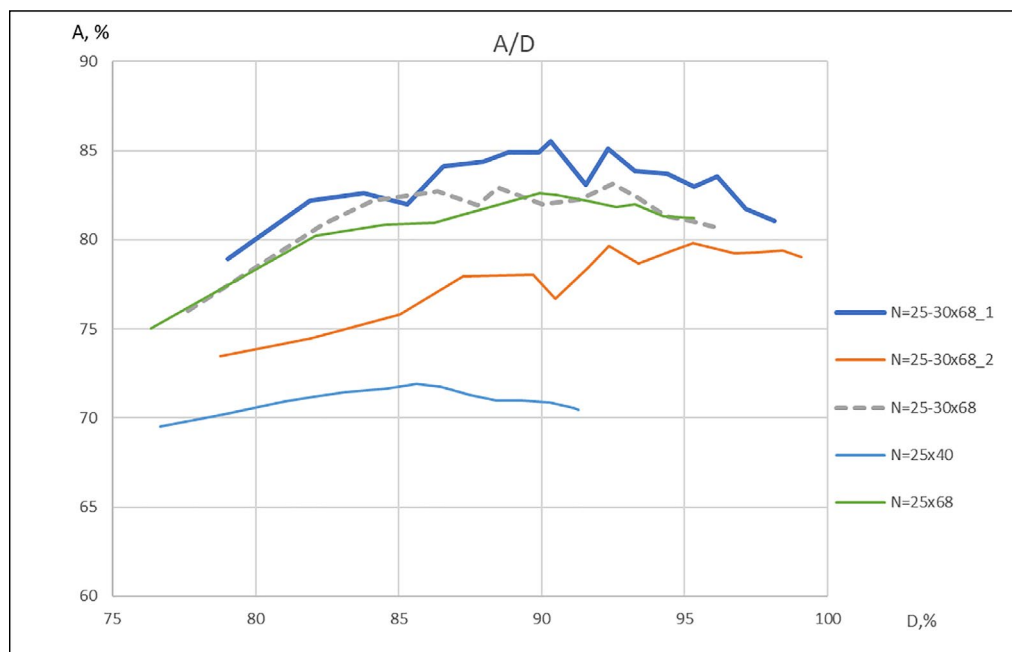


Рис. 2. Зависимость мгновенной точности диагностики тестовой базы данных A от точности дискриминации базы данных D при различном обучении ИНС для 40 ПП и 68 ПП:

$N=25-30 \times 68_1$ — при $N=25-30$, измерение 68×6 ПП по базе данных первой стадии заболевания;

$N=25-30 \times 68_2$ — при $N=25-30$, измерение 68×6 ПП по базе данных второй стадии заболевания;

$N=25-30 \times 68$ — при $N=25-30$, измерение 68×6 ПП по общей базе данных заболевания;

$N=25 \times 40$ — при $N=25$, измерение 68 ПП по общей базе данных заболевания;

$N=25 \times 68$ — при $N=25-30$; измерение 68 ПП по общей базе данных заболевания.

Из рисунка 2 следует, что обучение ИИ алгоритмом $N=25 \times 40$, отработанным на меньшей базе данных (Акимов, Минкин, 2021), проходит почти параллельно оси D (дискриминации базы данных при обучении), что означает отсутствие повышения точности при тестировании независимой тестовой базы (по тестовой базе данных не проходило обучение ИИ). При этом добавление данных (алгоритм $N=25 \times 68$ и другие) при обучении ИИ позволяет повысить точность диагностики тестовой базы до значений, не уступающих в точности результатам, полученным на базе 110 видео файлов (Минкин, Акимов, 2022).

Изменение точности диагностики COVID-19 в зависимости от времени усреднения результата диагностики, полученное при увеличении ПП, используемых для обучения ИИ, с 40 до 68 приведено на рисунке 3.

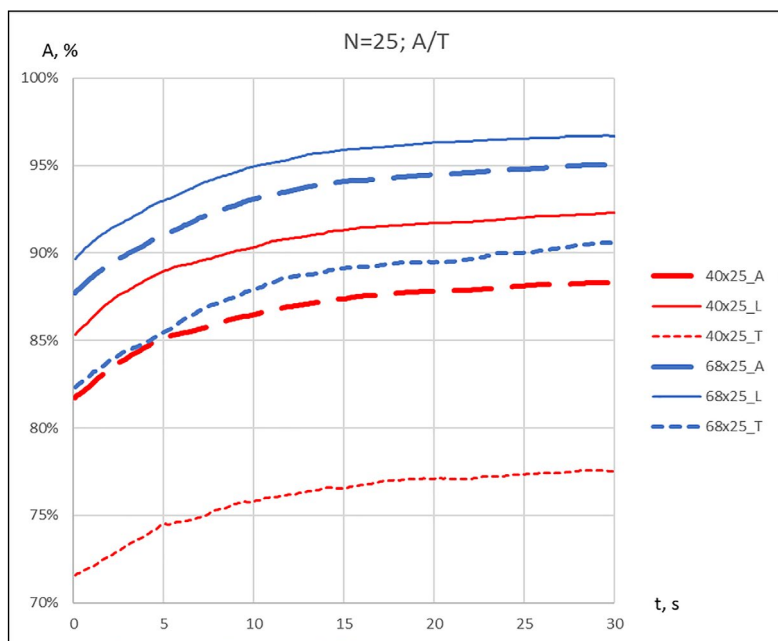


Рис. 3. Точность диагностики COVID-19 по базе 324 видео при измерении 40 и 68 ПП:

- 40 × 25_A — точность диагностики всей базы с обучением по 40 ПП;
- 40 × 25_L — точность дискриминации базы при обучении по 40 ПП;
- 40 × 25_T — точность диагностики тестовой базы с обучением по 40 ПП;
- 68 × 25_A — точность диагностики всей базы с обучением по 68 ПП;
- 68 × 25_L — точность дискриминации базы при обучении по 68 ПП;
- 68 × 25_T — точность диагностики тестовой базы с обучением по 68 ПП.

Из приведенного рисунка 3 следует, что точность диагностики COVID-19 по тестовой базе данных (аналог точности произвольного тестирования) при 20-секундном тестировании увеличилась с 80% до 92% при увеличении количества ПП с 40 до 68 при обучении ИИ. Точность диагностики при 20-секундном тестировании по полной базе данных увеличилась соответственно с 92% до 98% при переходе с 40 ПП на 68 ПП.

Облако дискретизаций. Замена конкретного временного интервала накопления информации о микродвижении на ряд интервалов дискретизации движений

В классических применениях технологии виброизображения для измерения ПП используется фиксированное количество накоплений межкадровой разности N , ориентированное на период $T = N/f$ физиологического процесса, например $N = 25$; $f = 5$ Гц при исследовании реакций на короткие 5-секундные стимулы (Минкин, 2021б) или при минимизации времени тестирования, например при экспресс диагностике раннего COVID-19 (Акимов, Минкин, 2021). При $N = 50$; $f = 5$ Гц ранее исследовались психофизиологические реакции на комфортные 16-секундные стимулы, а при $N = 100$; $f = 5$ Гц анализировалось свободное состояние человека (Минкин, 2020б). Выбор частоты дискретизации и периода анализа определялся, исходя из теоремы Котельникова-Найквиста-Шеннона (Nyquist, 1928; Котельников, 1933; Shannon, 1949), но сама теорема предусматривает идеальный случай восстановления формы аналогового сигнала при бесконечном времени его дискретного анализа. На практике время анализа микродвижений всегда ограничено, и дискретизация процесса движения с постоянной частотой или периодом накопления информации о движении имеет возможность пропуска движения в любой точке изображения и в любое время измерения. Преобразование движения головы человека в виброизображение является математической функцией, близкой к дискретному преобразованию Хартли (DHT) или дискретному преобразованию Фурье (DFT), поэтому его можно назвать дискретным преобразованием виброизображения (DVT) или быстрым преобразованием виброизображения (FVT) при осуществлении преобразования FVT в реальном времени. DVT отличается от DHT и DFT биологическим смыслом настроек виброизображения.

Точность измерения величины и частоты перемещения (Минкин, 2019б) является вероятностным процессом, зависящим от следующих основных факторов — величины перемещения, оптического контраста объекта перемещения, уровня шума камеры и освещенности объекта. Экспериментально было установлено, что увеличение количества близких значений N (накоплений межкадровой разности) позволяет повысить точность измерения перемещения, а следовательно, и точность диагностики заболевания. Конечно, обучение ИИ по массиву данных дискретных значений $N = 25, 26, 27, 28, 29, 30$ занимает, примерно в 6 раз больше время, чем по одному значению, так как в каждый момент времени определяется в 6 раз больше ПП. Если при $N = 25$ измеряются 68 ПП 10 раз в секунду, то при размытом периоде измеряется $68 \times 6 = 408$ ПП также 10 раз в секунду. Но обучение ИИ проводится только один раз, а повышение точности должно происходить при каждой следующей диагностике, если ИИ научился более правильно отделять признаки ПП больных от здоровых по размытому периоду накопления информации. На рисунке 4 приведено сравнение временной зависимости точности диагностики COVID-19 при одном значении времени накопления межкадровой разности $N = 25$ и при нескольких значениях $N = 25, 26, 27, 28, 29, 30$.

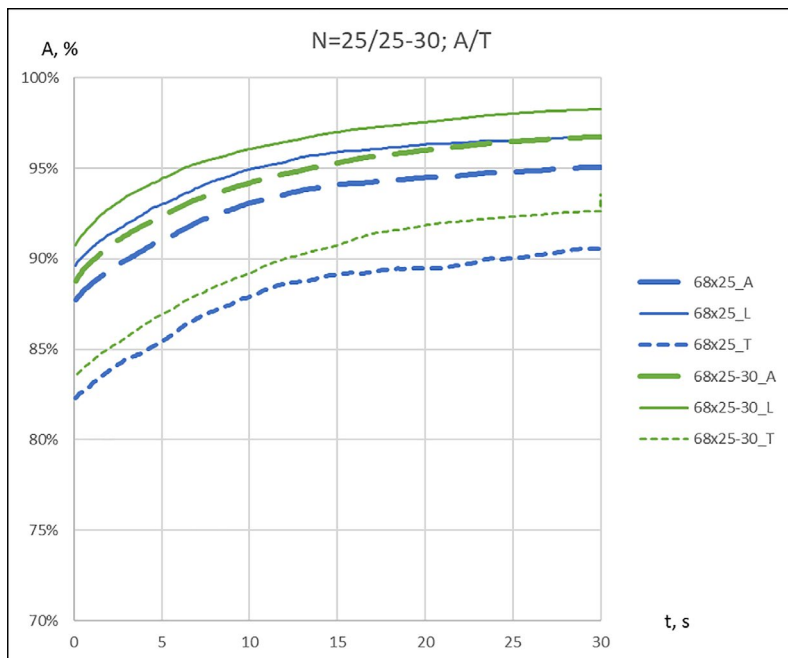


Рис. 4. Временные зависимости точности диагностики COVID-19 для фиксированного периода аккумуляции межкадровой разности $N=25$ и размытого периода аккумуляции межкадровой разности $N=25-30$:

$68 \times 25_A$ — точность диагностики всей базы с обучением при $N=25$;
 $68 \times 25_L$ — точность дискриминации обучающей базы с обучением при $N=25$;
 $68 \times 25_T$ — точность диагностики тестовой базы при $N=25$;
 $68 \times 25-30_A$ — точность диагностики всей базы с обучением при $N=25-30$;
 $68 \times 25-30_L$ — точность дискриминации обучающей базы при $N=25-30$;
 $68 \times 25-30_T$ — точность диагностики тестовой базы при $N=25-30$.

Естественно, что графики $68 \times 25_A$; $68 \times 25_L$; $68 \times 25_T$ идентичны на рисунках 3 и 4. Представленные на рисунке 4 кривые показывают кажущееся не столь значительное увеличение точности диагностики, «всего» 1%, с 98% до 99% при сравнении результатов по всей базе данных (кривые $68 \times 25_A$ и $68 \times 25-30_A$). Но 1% при столь высоких значениях точности означает уменьшение ошибок на 50%, а за уменьшение ошибки на 50%, безусловно, следует бороться.

Обучение ИИ по единой и раздельным выборкам. Формирование выборки пациентов в зависимости от тяжести и/или стадии заболевания

Имея видео некоторых больных на протяжении всего периода заболевания, мы предположили, что поведенческие параметры и симптомы заболевших должны различаться на различных стадиях заболевания, прежде всего, на стадии инкубационного периода и окончания заболевания (Хакимова, Хузин, 2021). Такое

различие в ПП предположительно должно приводить к снижению точности диагностики заболевания, если объединять видео больных с разными признаками заболевания в одну общую группу при обучении ИИ. Мы предположили, что точность диагностики повысится, если для обучения ИИ сформировать две отдельных группы больных COVID-19, одну из видео больных на ранней стадии заболевания и другую группу больных из видео на поздней стадии заболевания. Обучение ИИ по общей группе заболевших должно идти более сложно, точность дискриминации базы данных при обучении ИИ, как и точность распознавания тестовой группы, должны быть несколько ниже, чем при обучении ИИ по отдельным группам с ранними и поздними признаками заболевания. Однако, при этом оставался открытым вопрос: как объединять результаты при обучении по отдельным группам, имеющие 2 различных результата диагностики? Мы предположили, что наилучшим вариантом при обучении ИИ по отдельным базам данных будет выявление заболевания по максимальному показателю вероятности заболевания (AI) в двух отдельных группах. Если заболевание только начинается, то оно должно быть выявлено первым индикатором, а если заболевание заканчивается, то — вторым. В этом случае чувствительность метода диагностики для каждой отдельной группы может составлять всего 50%, при этом суммарная чувствительность метода отдельных групп может достигать 100%. Так как полученные графики диагностики различных вариантов обучения ИИ оказались достаточно близки, то мы приводим табличные значения Точности, Чувствительности и Специфичности для различных вариантов формирования баз данных обучения ИИ в таблице 1. Отметим, что метод обучения ИИ по ПП, полученных на разных стадиях COVID-19, дает дополнительную диагностическую информацию о текущей стадии заболевания у испытуемого.

Таблица 1

Характеристики точности диагностики COVID-19 для различных вариантов обучения ИИ (общая база 1 и разделенные базы 1–2)

Характеристика точности Вариант обучения ИИ	$\bar{R}$	$\bar{AI}$	$\bar{R}'$
Точность по единой базе 1	98,46%	98,46%	98,46%
Чувствительность по единой базе 1	98,25%	98,25%	98,25%
Специфичность по единой базе 1	98,69%	98,69%	98,69%
Точность по тестовой базе 1	96,63%	96,63%	96,63%
Точность по разделенной базе 1–2	98,77%	98,46%	98,46%
Чувствительность по единой базе 1–2	98,25%	98,25%	98,25%
Специфичность по единой базе 1–2	99,35%	98,69%	98,69%
Точность по тестовой базе 1–2	96,63%	95,51%	95,51%

Для повышения объективности оценки точности диагностики мы использовали 3 различные оценки точности диагностики $\bar{R}$; $\overline{AI}$; $\bar{R}'$.

$\bar{R} = 1/n \sum \bar{R}_x$ — среднее значение R (мгновенные значения диагностики 0 или 1 в каждом файле);

$\overline{AI} = 1/n \sum \overline{AI}_x$ — среднее значение достоверного AI (значение от 0 до 1);

$\bar{R}' = 1/n \sum \bar{R}'_x$ — среднее значение R' (значение диагностики 0 или 1 всего файла);

где: n — число файлов (252);

x — файл замера от 1 до n ;

i — единичный отсчет в файле по временной шкале (10 отсчетов в секунду);

$NN_{x,i}$ — мгновенное значение AI для файла x , отсчет i ;

$AI_{x,i} = |E_x - 1 - NN_{x,i}|$ — достоверность AI для файла x , отсчет i ;

E_x — ожидаемое AI для файла x (1 или 0);

$R_{x,i} = AI_{x,i} > 0,5 ? 1 : 0$ — результат диагностики по мгновенному значению для файла x , отсчет i (0 или 1)

$\overline{AI}_x$ — среднее значение AI для файла x ;

$\bar{R}_x$ — среднее значение R для файла x , определенное по мгновенным значениям $R_{x,i}$;

$\bar{R}'_x = \overline{AI}_x > 0,5 ? 1 : 0$ — результат диагностики по среднему значению для файла x .

Приведенные в таблице 1 результаты показывают близкие значения точности диагностики COVID-19, практически, по всем трем используемым показателям, вариант 1–2 (с обучением по отдельным базам имеет более высокую точность при мгновенной диагностике (оценка $\bar{R}$), а вариант 1 (с обучением по единой базе) показал несколько лучшую точность при оценке диагностики по длинным видео тестовой базы (оценка $\bar{R}'$). Из рисунка 4 следует, что мгновенные характеристики диагностики к которым относятся $\bar{R}$; $\overline{AI}$ ниже усредненных по времени характеристик. Получаемая точность диагностики COVID-19 при 5–20 секундном тестировании должна находиться между значениями $\bar{R}'$ с другой стороны. В дополнение к таблице 1 приведем плотность распределения результатов диагностики заболевания для разных вариантов формирования групп пациентов 1 и 1–2 при обучении ИИ на рисунке 5.

На первый взгляд, результаты, приведенные на рисунке 5, выглядят удивительно. Особенно странно выглядит график плотности диагностики поздней стадии заболевания V63_2, который показывает крайне низкую точность по общей базе данных. Частично это связано с тем, что количество видео пациентов в базе поздней стадии заболевания (31 обучение и 18 тестирование) заметно уступает количеству видео в базе ранней стадии заболевания (97 обучение и 25 тестирование), в то время как база контроля одинакова для ранней и поздней стадии базы пациентов. Однако, в этом и заключается преимущество подхода, дающего результат диагностики по максимальному значению AI для каждого алгоритма. В этом случае становится неважно то, что один из алгоритмов часто показывает ошибочное низкое значение (ложноотрицательное) для большего числа больных на ранней стадии заболевания. Задачей этого второго алгоритма является выявление больных на поздней стадии заболевания и, судя по плотности диагностики, приведенной для V63, он не так

плохо справляется с поставленной задачей, так как точка пересечения графика V63 для пациентов и контроля достаточна близка к границе перехода из здоровых в больные при значении результата диагностики 0,5.

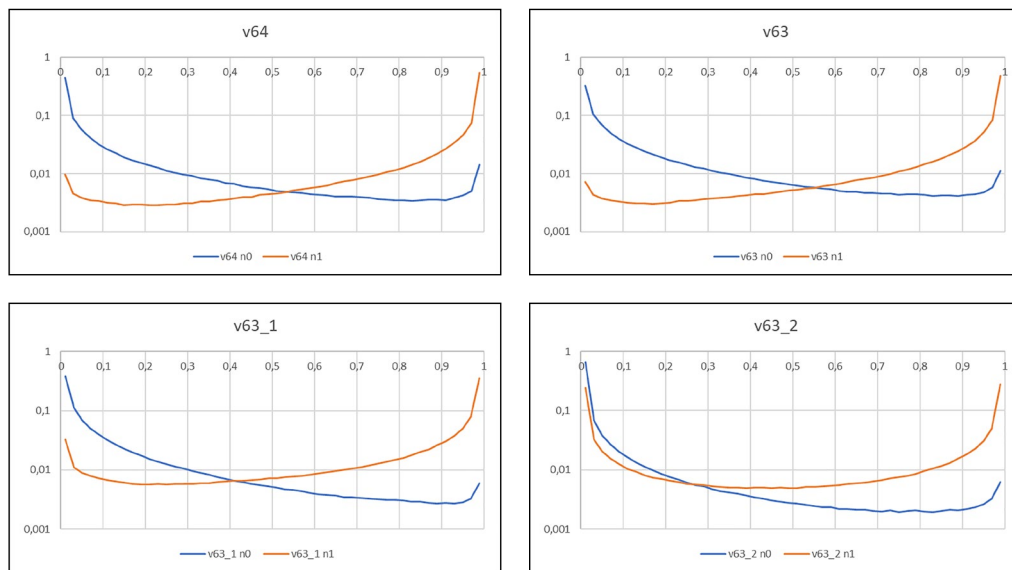


Рис. 5. Плотность распределения результатов диагностики заболевания для разных вариантов формирования групп пациентов при обучении ИИ:

V64 — единая база формирования выборки пациентов (0 — контрольная группа, 1 — пациенты с подтвержденным диагнозом COVID-19);

V63 — раздельное формирование групп по длительности заболевания;

V63_1 — плотность диагностики ранней стадии заболевания;

V63_2 — плотность результатов диагностики поздней стадии заболевания

Полученные результаты могут быть проверены интересующимися читателями, так как результаты и исходные цифровые данные ПП обработанных видео размещены на общедоступной ссылке <https://psymaker.com/downloads/NN3.zip>. Исходные данные ПП приведены для облачных значений настроек $N=25-30$ полученных с частотой 10 Гц поэтому они в 6 раз превышают количество моментальных результатов диагностики.

Обсуждение полученных результатов

Приведенные результаты показали только некоторые примеры повышения информативности обработки видео, хотя, естественно возможности повышения биометрической информативности не ограничиваются приведенными принципами. Исходное видео, полученное с кадровой частотой 30 Гц формата изображения 640×480 с точки зрения теории информации представляет собой поток цифровых данных, составляющий $30 \times 640 \times 480 = 9,216$ Мб/с при 8-битном

кодировании каждого элемента изображения. Стандартное виброизображение сжимает потоковое видео до потока из 40 ПП, идущих с частотой дискретизации 5–10 Гц, т.е. всего до 200–400 б/с. Коэффициент сжатия информации при обработке технологией виброизображения составляет не менее 23040 раз. Такое значительное сжатие позволяет осуществлять обработку информации ИИ в режиме реального времени и оставляет возможности для уменьшения коэффициента сжатия, если исходной информации не хватает для решения поставленной задачи. При решении точных задач, к которым можно отнести диагностику COVID-19 по видео изображению, при наличии заранее известных результатов медицинской диагностики (RT-PCR и др.) результат точности диагностики ИИ по тестовой базе данных является индикатором правильности используемого метода. При этом в технологии виброизображения всегда есть возможность получения дополнительной информации из исходного видео, которая приведет к повышению точности диагностики. Именно повышение или снижение точности диагностики является критерием информативности дополнительных данных. Например, в дополнение (или на замену) увеличения количества отсчетов (облако периодов) можно в дальнейшем использовать изменение частоты дискретизации движений (облако частот 5–6–7,5–10 Гц). Более того, количество информации, содержащееся в виброизображении, может приводить не к сжатию исходного видео, а увеличению его объема, так как межкадровая разность, накопленная с разной частотой дискретизации в каждом элементе изображения, представляет собой независимую величину, а выбор периодов накопления безграничен. Выбор частот и периодов дискретизации движения зависит от определяемых физиологических процессов, носит вероятностный характер и аналогичен анализу соотношения сигнал/шум при обработке сигналов в технических системах. Ограничением на необходимость ввода дополнительных параметров является высокая точность дискриминации баз данных более 98%. После достижения такой точности ввод дополнительных параметров является неэффективным, поэтому простейший метод для дальнейшей отработки алгоритма — это увеличение базы данных. Это может привести к уменьшению точности в случае, если дополнительные данные в базе имеют заметные отличия от прежних. Именно потому, что мы достигли высокой точности диагностики в 98% с описанными параметрами при существующем размере базы данных, мы не рассматриваем в данном исследовании другие дополнительные параметры, повышающие точность диагностики, хотя предсказываем их наличие и эффективность. Поэтому, опираясь на данные этого исследования можно сформулировать четвертый принцип технологии виброизображения — **принцип бесконечности**. При необходимости технология виброизображения позволяет извлечь из качественного видео изображения любое количество биометрической информации об исследуемом объекте.

Отметим, что практически все данные больных с подтвержденным диагнозом COVID-19 были получены на пациентах с бессимптомной, легкой или средней тяжести протекания заболевания. Причем, исследованные больные не получали значительного медикаментозного лечения, например современными антибиотиками. На наш взгляд, не следует ожидать, что алгоритм, отработанный на больных

с легкой тяжестью заболевания, покажет близкие по точности результаты при диагностике больных в средней и тяжелой форме заболевания, получающих серьезное медикаментозное лечение, потому что лекарственные препараты влияют на микровибрацию мышц (Rohracher, Inanaga, 1969). ПП, отражаемые микродвижениями головы, должны зависеть и от других факторов, поэтому ИИ, обученный выделять признаки легкой формы COVID-19, не обязан выявлять признаки тяжелой формы COVID-19, так как он этому не обучен. На наш взгляд, это абсолютно не уменьшает практическую ценность описанной методики, так как основной проблемой является именно раннее обнаружение и диагностика COVID-19, а это возможно только для бессимптомных больных и больных в легкой форме заболевания, не получающих мощного медикаментозного лечения, которые не знают о своем заболевании и способны при этом заразить значительное количество окружающих.

Так как COVID-19 является одним из множества вирусных инфекционных заболеваний, ничем не выдающимся с биологической и физической точки зрения, незначительно отличающийся от других инфекционных заболеваний по тяжести (есть множество инфекционных заболеваний с большей и меньшей летальностью) и иммунному ответу организма, то скорее всего метод анализа микродвижений головы для диагностики инфекционных заболеваний может быть использован для диагностики и других инфекционных, а возможно и неинфекционных заболеваний. Физическая или кибернетическая модель человека (Минкин, 2017) рассматривает любое заболевание или патологию как помеху, влияющую на работу каждой физиологической системы. Вестибулярная система со своей основной функцией поддержания механического равновесия в организме обладает высокой чувствительностью и мгновенно реагирует на любые изменения в состоянии организма, в том числе инфекционные воздействия. Отработка шаблонов, показывающих влияние произвольного заболевания на нормальную работу вестибулярной системы — это вопрос чисто технический, но несомненно требующий огромного объема исследований по набору статистических данных ПП для каждого заболевания. На наш взгляд, использование движений и ПП в современной медицине очень недооценено, хотя большинство врачей, имеющих значительный практический опыт, ставят предварительный диагноз больному, используя оценку его движений (Rohracher, Inanaga, 1969; Бехтерев, 1999; O'Reilly, Plamondon, 2012; Хузина, Мухаметзянов, Богданов, 2008). Объективная оценка рефлексных микродвижений головы человека (по Бехтереву — объективная психология или рефлексология) является именно тем дополнением, которое необходимо современной доказательной медицине, сконцентрированной на локальных признаках заболевания и не учитывающей интегральных признаков, зависящих от множества обратных связей и постоянной саморегуляции происходящей в организме человека (Новосельцев, 1978). Несмотря на скептическое отношение современной медицины к использованию ПП для диагностики заболеваний, человек является прежде всего физическим объектом и физические законы природы имеют приоритет перед современными медицинскими представлениями, требующими четкого установления конкретных биологических признаков результата диагностики. Все большее внедрение математических методов с применением ИИ в медицине (Patel et al., 2009; Gudigar et al., 2021;

Wang et al., 2021; Cabitza, 2021) неизбежно изменит существующие подходы к диагностике заболеваний, так как ИИ всегда использует огромный объем совокупных данных, а интегральные признаки всегда более эффективны чем локальные.

Биологический бихевиоризм (O'Donohue, Kitchener, 1999) или рефлексология (Бехтерев, 1999), к которым можно отнести технологию виброизображения, являются независимыми и частично оппозиционным генетике направлением биологии, но именно совместный анализ генетических, биохимических и поведенческих процессов, происходящих в человеке, позволяет наиболее полно характеризовать и исследовать психофизиологическое состояние человека, что необходимо для медицинской диагностики. Исключение современной доказательной медициной поведенческих параметров из диагностики заболеваний приводит к текущему дисбалансу, когда множественная симптоматика COVID-19 не может характеризоваться локальными генетическими или биохимическими параметрами, так как отсутствует цельная картина, присущая конкретному вирусному заболеванию. Естественно, что изменение ПП (микродвижений головы) происходит у больных COVID-19 не только из-за наличия вирусов заболевания, а большей частью это реакция на ответ иммунной системы организма на заражение. В этом плане контроль ПП технологией виброизображения может применяться не только для ранней диагностики COVID-19, но и для проведения комплексных клинических исследований на разных стадиях заболевания и реабилитации от COVID-19. Современная нетерпимость между генетикой и бихевиоризмом, это продукт 20 и 21 веков, родившийся от научных войн и конкуренции научных направлений, обе науки мирно существовали и дополняли друг друга в начале своего развития в 19 веке, например генетическая теория Менделя (Mendel, 1865) активно объединялась с поведенческими характеристиками его современниками Дарвином (Darwin, 1872) и Гальтоном (Galton, 1875).

Заключение

Проведенное исследование показало практически безграничные возможности повышения информативности обработки видео головы человека с целью извлечения биометрической информации, используемой для диагностики COVID-19 и/или других заболеваний. Видео изображение микродвижений головы человека не менее информативно для медицинской диагностики, чем биохимический анализ крови или геном человека, но понимание и научное признание этого факта не может произойти моментально. Именно инерционность мышления и консервативность современной медицины препятствует практическому внедрению современных информационных технологий в медицине. В настоящее время медицина допускает использование ИИ для обучения по традиционным медицинским данным (рентгенограммы (Yousefzadeh et al., 2021), данные биохимического анализа (Chieragato et al., 2021), но, к сожалению, не готова анализировать данные рефлексных микродвижений и ПП (Minkin et al., 2020). Именно это психологическое препятствие не позволило за 2 года остановить распространение пандемии COVID-19 с помощью бесконтактного метода диагностики заболевания

по микродвижениям головы с помощью технологии виброизображения и ИИ. Однако традиции (даже медицинские) меняются со временем, это неизбежный и неотвратимый процесс.

Другим проблемным моментом внедрения предлагаемой технологии является особое этическое отношение в медицине к видео изображению пациентов, препятствующее созданию открытых баз данных и обмену видео данными между заинтересованными сторонами. При этом, в технологии безопасности и биометрии этот вопрос решается положительно и обмен биометрическими данными происходит хотя и с определенными ограничениями (Amelung, Machado, 2019), не останавливающими прогресс и развитие биометрических технологий.

Поэтому мы с оптимизмом смотрим в будущее использования поведенческих параметров в медицине и считаем, что метод диагностики заболеваний на основе анализа микродвижений головы человека технологиями виброизображения и ИИ удовлетворяет требованиям современной доказательной медицины и в средне близкой перспективе будет использоваться не только для диагностики COVID-19, но и других заболеваний.

Литература:

1. Акимов В. А., Минкин В. А. (2021) Определение значимых поведенческих параметров при диагностике COVID-19 с помощью настройки искусственных нейронных сетей, Труды 4-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 24–25 июня 2021 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 76–87. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.06>
2. Акимов В. А. и др. (2020) Сравнительные измерения психофизиологического состояния технологией виброизображения по тепловому и видео изображению, Труды 3-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 25–26 июня 2020 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 182–188. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.23.VC3.RU>
3. Бехтерев В. М. (1999) Психика и жизнь. Избранные труды по психологии личности. Т.1. СПб: Алетейя.
4. Котельников В. А. (1933) 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. № 176 (7). С. 762–770.
5. Минкин В. А. (2007) Виброизображение. СПб.: Реноме. 108 с. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.B.RU.VI.2007>
6. Минкин В. А. (2017) Способ оценки психофизиологического состояния человека, RU 2695888, МПК А61В 5/11. Заявл. 24.03.2017; Оpubл. 29.07.2019, Бюл. 22.
7. Минкин В. А. (2018) Технология виброизображения, 20 лет спустя, Труды 1-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 28–29 июня 2018 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 7–14. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC1.RU.1>
8. Минкин В. А. (2019а) Обзор применений технологии виброизображения, Труды 2-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 25–26 июня 2019 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 9–16. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC2.RU.1>

9. Минкин В. А. (2019б). О точности технологии виброизображения, Труды 2-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 25–26 июня 2019 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 167–179. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC2.RU.21>
10. Минкин В. А. (2020а) Вибропсихология как самостоятельное научное направление, Труды 3-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 25–26 июня 2020 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 9–16. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.01.VC3.RU>
11. Минкин В. А. (2020б) Виброизображение, кибернетика и эмоции. СПб.: Реноме. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.B.RU.VCE.2020>
12. Минкин В. А., Бобров А. Ф. (2020) Диагностика здоровья по оценке десинхронизации сигналов физиологических систем. Первые результаты практического применения программы HealthTest, Труды 3-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 25–26 июня 2020 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 121–130. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.14.VC3.RU>
13. Минкин В. А., Качалин А. Н. (2020) Зависимость величины эмоциональных параметров от количества отсчетов межкадровой разности в системе виброизображения, Труды 3-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 25–26 июня 2020 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 189–196. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.24.VC3.RU>
14. Минкин В. А. (2021а) Три поколения систем виброизображения. Обзор разработчика, Труды 4-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 24–25 июня 2021 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 35–48. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.01>
15. Минкин В. А. (2021б) Динамика психофизиологической реакции на визуальные стимулы в зависимости от периода их предъявления, Труды 4-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 24–25 июня 2021 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 35–48. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.03>
16. Минкин В. А., Косенков А. А., (2021) Поведенческие параметры как симптомы COVID-19. Новые возможности и старые проблемы медицинской диагностики, Труды 4-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 24–25 июня 2021 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 88–103. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC4.RU.08>
17. Минкин В. А., Акимов В. А. (2022) Диагностика COVID-19 при 5-секундной обработке видео изображения лица человека, Труды 5-й Международной научно-технической конференции: Современная психофизиология. Технология виброизображения, 23–24 июня 2022 г., Санкт-Петербург, Россия, С. 7–24. <https://doi.org/10.25696/ELSYS.VC5.RU.01>
18. Новосельцев В. Н. (1978) Теория управления и биосистемы. М.: Наука.
19. Хакимова, Хузин (2021) Введение в патологию. Повреждение клеток и тканей. Процессы адаптации. Учебное пособие. Казань: Казан. ун-т. 46 с.
20. Хузина, Мухаметзянов, Богданов, (2008) Владимир Михайлович Бехтерев и экспериментальные основы учения о вестибулярных и координаторных функциях мозга. Казанский медицинский журнал, Т. 89, № 3, 2008.
21. Amelung, N., Machado H. (2019) ‘Bio-bordering’ Processes in the EU: De-bordering and Re-bordering along Transnational Systems of Biometric Database Technologies, Int. J. Migration and Border Studies, Vol. 5, No. 4, 2019.
22. Cabitza, F. et al. (2021) The Importance of Being External Methodological Insights for the External Validation of Machine Learning Models in Medicine, Preprint submitted to Elsevier July 26, 2021.
23. Chieragato, M. et al. (2021) A Hybrid Machine Learning/Deep Learning COVID-19 Severity Predictive Model from CT Images and Clinical Data. 13 May.

24. Darwin, C. (1872) *The Expression of the Emotions in Man and Animals*. London: John Murray.
25. Galton (1875) *The History of Twins, as a Criterion or the Relative Powers of Nature and Nurture*. Fraser's Magazine, London.
26. Gudigar, A. et al. (2021) Role of Artificial Intelligence in COVID-19 Detection, *Sensors* 2021, 21, 8045. <https://doi.org/10.3390/s21238045>
27. Hartley, R. V. L. (1928) *Transmission of Information*. Presented at the International Congress of Telegraphy and Telephony, Lake Como, Italy, September 1927.
28. Kolobashkina, L., Alyushin, V. (2020) Increasing the Informativeness Content of Human Face Vibraimage Through Application Principles of Cognitive Psychology, *The 10th Annual International Conference on Biologically Inspired Cognitive Architectures. Procedia Computer Science* 169 (2020), pp. 876–880. doi:10.1016/j.procs.2020.02.149
29. Mendel, G. (1865) *Experiments in Plant Hybridization*. Meetings of the Brünn Natural History Society.
30. 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*, Vol. 42, No. 4, pp. 196–200. <https://doi.org/10.1007/s10527-008-9045-9>
31. Minkin, V. A., Myasnikova, E. (2018) Using Vibraimage Technology to Analyze the Psychophysiological State of a Person during Opposite Stimuli Presentation, *Journal of Behavioral and Brain Science*, 8, pp. 218–239. <https://doi.org/10.4236/jbbs.2018.85015>
32. 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*, 10, pp. 590–603. <https://doi.org/10.4236/jbbs.2020.1012037>
33. Nyquist, H. (1928) Certain Topics in Telegraph Transmission Theory, *Trans. AIEE*, 1928, Vol. 47 (2). doi:10.1109/t-aiee.1928.5055024
34. O'Reilly, C., Plamondon, R. (2012) Design of a Neuromuscular Disorders Diagnostic System Using Human Movement Analysis, *Proc. of the 11th International Conference on Information Sciences, Signal Processing and their Applications*, Montréal, Canada, 2–5 juillet 2012, pp. 787–792.
35. Patel, V. L. et al. (2009) The Coming of Age of Artificial Intelligence in Medicine, *Artif Intell Med*, 2009 May, 46(1), pp. 5–17. doi:10.1016/j.artmed.2008.07.017
36. Rohrer, H., Inanaga, K., (1969) *Die Microvibration. Ihre Biologischer Function und Ihre Klinisch-Diagnostische Bedeutung*. Verlag Hans Huber Bern, Stuttgart, Wien.
37. Shannon, C. E. (1949) Communication in the Presence of Noise, *Proc. Institute of Radio Engineers*, 1949, Vol. 37, No. 1, pp. 10–21.
38. Yousefzadeh, M. et al. (2021) Ai-corona: Radiologist-Assistant Deep Learning Framework for COVID-19 Diagnosis in Chest CT Scans, *PLoS ONE* 16(5). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0250952>
39. Wang, L. et al. (2021) Artificial Intelligence for COVID-19: A Systematic Review, *Front. Med.* doi:10.3389/fmed.2021.704256
40. Wiener, N. (1948) *Cybernetics: or Control and Communication in the Animal and the Machine*. Paris, (Hermann & Cie) & Camb. Mass. MIT Press, 2nd revised ed. 1961.